

УДК 338.2

DOI: <http://dx.doi.org/10.21686/2500-3925-2019-3-52-60>И.П. Курочкина¹, И.И. Калинин¹,
Л.А. Маматова¹, Е.Б. Шувалова²¹Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова,
Ярославль, Россия²Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова,
Москва, Россия

Нейронные модели в диагностике финансового результата предприятий жилищно-коммунального хозяйства

Цель исследования. Целью исследования является использование искусственной нейронной сети как инструмента не только прогнозирования, но и оперативной диагностики финансового состояния через объединение в одной модели факторов детерминированного и стохастического характера. Данное обстоятельство расширяет возможности эффективного воздействия на формирование приемлемого уровня финансового состояния предприятий в различных видах деятельности. Предложенная универсальная модель представлена в статье применительно к особенностям предприятий жилищно-коммунального сектора. В статье предлагается современная методика диагностики уровня финансового состояния предприятий, основанная на использовании факторной нейронной модели финансовых результатов их деятельности.

Материалы и методы. Методология нейросетевого моделирования позволяет создавать модели, обладающие рядом преимуществ: обучаемостью (адаптируются к различным изменениям); универсальностью (способны решать широкий круг задач анализа и обработки данных); быстродействием (обрабатывают различные данные в параллельном режиме); простотой применения (просты в эксплуатации после обучения); отказоустойчивостью (устойчивы к локальным повреждениям структуры нейронной сети и внешним шумам).

Одной из главных задач, которую нейронные сети успешно решают, является задача классификации - отнесение принадлежности образца к одному или нескольким предварительно определенным классам. Чаще всего входной образец определяется входным вектором данных. Компоненты этого вектора представляют собой различные характеристики образца. Классификатор в виде нейронной сети относит объект к одному из классов в соответствии с разбиением N -мерного пространства входов. Размерность этого пространства определяется количеством компонент вектора.

В контексте данной статьи входной образец - это финансовое состояние организации в определенный момент времени. Входной вектор, который характеризует образец, включает набор прямых и косвенных факторов финансовых результатов предприятия жилищно-коммунального хозяйства. Нейроны выходного слоя представляют собой набор различных классов. В процессе работы нейронная сеть каждому входному вектору

ставит в соответствие нейрон в выходном слое. Значимость входных данных можно регулировать, используя связи между нейронами и изменяя архитектуру нейронной сети. Нейронные сети могут иметь сложную архитектуру, когда разные части нейронной сети включают разное количество связей и разные нейроны.

Результаты. Данная статья развивает идеи, заложенные ее авторами в работах [7,8], где уже использована нейронная сеть прямого распространения и способ обучения с учителем. В описанную ранее модель внесены изменения, связанные со стремлением авторов к ее усовершенствованию, а также продиктованные спецификой деятельности предприятий жилищно-коммунального хозяйства: разработан перечень основных показателей, оказывающих влияние на финансовый результат, а, следовательно, и финансовое состояние предприятий этого сектора российской экономики; увеличено число входных факторов, характеризующих входной образец, каждый прямой фактор или группа прямых факторов дополнена косвенным фактором; прямые и косвенные факторы, объясняющие одни и те же процессы, объединены в кластеры, которые оказывают влияние на соответствующий нейрон; расширено количество нейронов выходного слоя, увеличено количество классов, классификация данных по средствам нейронной сети проходит более детально; в процессе работы программы обеспечена возможность выбора периода, к которому относятся входные данные (месяц, квартал, полугодие, год).

Заключение. Внесенные дополнения положительно сказались на работе нейронной сети. Увеличилась точность отнесения входного образца к определенному кластеру и чувствительность нейронной сети. Количество кластеров выросло до 50. Нововведения усилили удобство работы с программой. Новый интерфейс позволил проводить анализ данных ежемесячно. Программный способ интерпретации данных изменился в связи с тем, что не все входные данные изменяются в зависимости от периода.

Ключевые слова: управление финансовым состоянием фирмы, финансовые результаты деятельности, жилищно-коммунальное хозяйство (ЖКХ), методы факторного анализа, модель диагностики финансового состояния на основе нейронных сетей

Irina P. Kurochkina¹, Ilya I. Kalinin¹, Lyudmila A. Mamatova¹, Elena B. Shuvalova²¹Demidov Yaroslavl State University, Yaroslavl, Russia²Plehanov Russian University of Economics, Moscow, Russia

Neural models in diagnostics of the financial result of housing and utility enterprises

The aim of the research is the usage of an artificial neural network as a tool not only for forecasting, but also for operative diagnostics of a financial state through combining deterministic and stochastic factors in one model. This circumstance expands the possibilities of effective influence on the formation of an acceptable level of the company's financial condition in various activities. The proposed universal model is presented in the article in relation to the company's characteristics in the housing and utilities sector.

The article proposes a method for diagnosing the level of the housing and utility company's financial condition based on the use of a factor neural model of the financial results of their activities.

Materials and methods. The neural network modeling methodology allows you to create models that have several advantages: learning ability (they adapt to various changes); universality (able to solve a wide range of data analysis and processing tasks); speed (process various data in parallel mode); ease of use (easy to operate after

training); fault tolerance (resistant to local damage to the neural network structure and external noise).

One of the main tasks that neural networks successfully solve is the problem of classification — the assignment of the sample to one or several predefined classes. Most often, the input sample is determined by the input data vector. The components of this vector are the various characteristics of the sample. The classifier in the form of a neural network relates the object to one of the classes in accordance with the partitioning of the N -dimensional input space. The number of components of the vector determines the dimension of this space. In the context of this article, the input sample is the financial condition of the organization at a particular point in time. The input vector that characterizes the sample includes a set of direct and indirect factors of the financial results of a housing and utility company. The neurons of the output layer are a set of different classes. In the course of operation, the neural network assigns to each input vector a neuron in the output layer. The significance of the input data can be adjusted using connections between neurons and changing the neural network architecture. Neural networks can have a complex architecture when different parts of the neural network include different numbers of connections and different neurons.

The article develops the ideas laid down by its authors in [7, 8], where a neural network of direct propagation and a way of learning with a teacher have already been used. The model, described below, has been modified due to the authors' desire to improve it, as well as

dictated by the specifics of the housing and utility companies: a list of key indicators has been developed that affect not the financial result, but, consequently, the financial condition of companies in this sector of the Russian economy; the number of input factors characterizing the input sample was increased, each direct factor or group of direct factors was supplemented with an indirect factor; direct and indirect factors explaining the same processes are combined into clusters that influence the corresponding neuron; the number of neurons in the output layer has been expanded, the number of classes has been increased, the data are classified by means of the neural network in more detail; in the course of the program, it is possible to select the period to which the input data (month, quarter, half year, year) belong. The additions made a positive impact on the work of the neural network. The accuracy of attributing the input sample to a specific cluster and the sensitivity of the neural network has increased. The number of clusters has grown up to 50. Innovations have increased the usability of the program. New interface allowed to analyze data monthly. The programmatic way of interpreting the data has changed due to the fact that not all input data changes depending on the period.

Keywords: management of the financial condition of the company, financial performance, housing and communal services, methods of factor analysis, model of diagnostics of the financial condition based on neural networks

Введение

Одной из самых актуальных и больших проблем социально-экономических преобразований в России является создание эффективной системы жилищно-коммунального хозяйства. Функционирование этой отрасли экономики имеет в настоящее время признаки системного кризиса с множеством проблем технического, финансового, социального и экологического характера. Государство прилагает заметные усилия по исправлению ситуации в соответствии с разработанной Концепцией федеральной целевой программы «Комплексная программа модернизации и реформирования жилищно-коммунального хозяйства на 2010–2020 годы».

Эффективность функционирования системы жилищно-коммунального хозяйства не в последнюю очередь определяется эффективностью управления финансовым состоянием предприятий ЖКХ. Управляющие организации в последнее время сталкиваются с множеством проблем: трудностями внедрения нового жилищного законодательства; реформированием системы финансового обеспечения жилищно-коммунального хозяй-

ства; недостаточным уровнем платежеспособности населения; значительным влиянием административных, а не экономических рычагов воздействия. Это в свою очередь тормозит развитие конкуренции на рынке услуг данного сектора национальной экономики.

На сегодняшний день важно совершенствовать информационную систему управления финансовым состоянием предприятий жилищно-коммунального хозяйства. Система должна позволять принимать на ее основе оптимальные управленческие решения. Следует развить аналитическую составляющую для выявления важнейших факторов, влияющих на финансовый результат, а через него — и на финансовое состояние предприятий ЖКХ. Такой механизм управления финансовым состоянием позволит рационализировать технологию оказания услуг, повысить их качество и эффективность функционирования предприятия в целом для получения конкурентных преимуществ.

В связи с этим приобретает особое значение диагностика финансового состояния данных предприятий для принятия необходимых превентивных мер. Одним из способов

решения этой задачи является идентификация, непрерывный мониторинг и прогнозирование финансово-экономического состояния предприятий ЖКХ на базе современных информативных методов. Диагностическая оценка финансового состояния является признанным инструментом выявления неблагоприятной ситуации на предприятии [2].

Для решения этой прикладной задачи, как и ряда других задач в области экономики, все чаще исследователями используются методы нейронных сетей [3, 6, 11, 14, 20]. Финансовое прогнозирование является в настоящее время наиболее распространенной областью использования нейросетевого моделирования в отечественной экономике. В частности, интересны разработки авторов Никифоровой Н.А., Донцова Е.В., Романовского А.В. по использованию нейронных сетей для составления прогноза финансового состояния предприятий [11, 14].

При этом, как правило, используются методы факторного анализа разных типов факторных систем. В частности, интересны в этом плане работы В.П. Фомина, П.В. Фомина и других авторов, придерживающихся современного детер-

минированного подхода или стохастического подхода [1, 13, 18, 19] к факторному анализу финансовых результатов предприятия.

В нашей работе нейронные сети используются не только для прогнозирования, но и для оперативной диагностики финансового состояния, причем в зависимости от влияния факторов детерминированного и стохастического характера, дополняющих друг друга в единой модели. Объединение в одной модели (в нашем варианте – нейронной) разнотипных факторов открывает новые возможности факторного анализа.

Предлагаемая методика как технология имеет универсальный характер, что отмечено в ранее опубликованной нашей работе [7]. В предлагаемой вниманию статье она применена для специфических условий жилищно-коммунального хозяйства с адаптацией к его экономическому содержанию.

Описание и практическая апробация нейронной модели диагностики финансового результата предприятия жилищно-коммунального хозяйства

В этих целях инструментарий нейросетевого моделирования используется все чаще. Это связано с возможностями применения достижений компьютерных и информационных технологий, без которых нельзя построить и реализовать искусственную нейронную сеть.

Искусственная нейронная сеть представляет собой громадный распределенный процессор, состоящий из элементарных единиц обработки информации, накапливающих экспериментальные знания и предоставляющих их для последующей обработки [9]. Элементарной единицей, способной обрабатывать информацию, является нейрон.

Синаптические связи между нейронами наделены способностью хранить информацию. Нейронные сети, их достоинства и перспективы их использования подробно описаны во многих работах, например [5, 9, 10, 12, 15].

Нейронные сети имеют ряд существенных преимуществ в сравнении с традиционными методами экономического анализа. Они состоят из множества простых процессоров, которые в совокупности способны решать сложные задачи. Их отличительной особенностью является способность обучаться и обобщать полученные в процессе обучения знания. Имеется множество программных продуктов, в которых реализованы наиболее популярные архитектуры нейронных сетей, которые позволяют в короткие сроки и без глубоких математических знаний анализировать экономические показатели.

Для качественной работы нейронной сети необходимо уделить особое внимание информации, поступающей на ее вход (учебным данным или обучающей выборке). Обучающая выборка должна быть тщательно отобрана и структурирована в соответствии с исследуемой проблемой. Обученные нейронные сети способны решать задачи, используя даже искаженную, неполную и, на первый взгляд, противоречивую информацию. Важно также то, что работать с обученной нейронной сетью способны пользователи-непрофессионалы.

Описанный процесс по своему содержанию является сугубо индивидуальным для конкретной организации какой-либо отрасли (в нашем случае это сфера жилищно-коммунального хозяйства). При этом необходимо сформировать определенный набор факторов, влияющих на результирующие характеристики (в нашем случае – финансо-

вый результат как важнейший фактор формирования финансового состояния).

В предлагаемую модель включены следующие факторы, которые оказывают наибольшее влияние на финансовый результат организации и, следовательно, на ее финансовое состояние:

- 1 – выручка от оказания жилищно-коммунальных услуг;
- 2 – себестоимость жилищно-коммунальных услуг;
- 3 – количество кв. м жилья;
- 4 – выручка от оказания услуг управления;
- 5 – себестоимость услуг управления;
- 6 – численность сотрудников;
- 7 – просроченная дебиторская задолженность за жилищно-коммунальные услуги;
- 8 – количество кв. м жилья с просрочкой;
- 9 – просроченная кредиторская задолженность поставщикам жилищных услуг;
- 10 – просроченная кредиторская задолженность поставщикам коммунальных услуг;
- 11 – условно-постоянные затраты;
- 12 – доходы от восстановления резервов по сомнительным долгам;
- 13 – расходы на выплату возмещений ущерба, вызванного ветхим состоянием многоквартирных домов жилого и нежилого фонда;
- 14 – расходы на оплату государственной пошлины за подачу исковых заявлений о взыскании дебиторской задолженности;
- 15 – расходы на выплату штрафов, пени, неустоек, процентов за просрочку платежа за предоставленные услуги и выполненные работы поставщикам жилищно-коммунальных услуг;
- 16 – расходы на создание резервов по сомнительным долгам;
- 17 – расходы на оплату услуг банка;

18 – средний возраст многоквартирных домов.

Факторы 1, 2, 4, 5, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17 связаны с финансовым результатом детерминированной формулой классического факторного анализа. Они оказывают на результат прямое и ключевое влияние.

$$\begin{aligned} \text{ФР} = & (V_{\text{жкку}} - C_{\text{жкку}}) + \\ & + (V_{\text{уу}} - C_{\text{уу}}) - \text{УПЗ} + \\ & + (\Sigma\text{Д} - \Sigma\text{Р}), \quad (1) \end{aligned}$$

где ФР – финансовый результат деятельности организации, $V_{\text{жкку}}$ – выручка от оказания жилищно-коммунальных услуг, $C_{\text{жкку}}$ – себестоимость жилищно-коммунальных услуг, $V_{\text{уу}}$ – выручка от оказания услуг управления, $C_{\text{уу}}$ – себестоимость услуг управления, УПЗ – условно-постоянные затраты, $\Sigma\text{Д}$ – сумма доходов (фактор 12), $\Sigma\text{Р}$ – сумма всех расходов (факторы 13–17).

Важным преимуществом модели, построенной на базе нейронных сетей, является возможность включения в нее опосредованно влияющих (косвенных) факторов. К числу таких факторов в нашем исследовании относятся факторы 3, 6, 7, 8, 9, 10, 18. Деление факторов на прямые и косвенные принципиально важно для создания архитектуры нейронной сети. На данном этапе также устанавливаются причинно-следственные связи между косвенными факторами и финансовым результатом. Архитектура нейронной сети построена таким образом, что фактор, который связан с финансовым результатом детерминированной формулой, находится в связке с косвенным фактором. Факторы, оказывающие на финансовый результат прямое воздействие, и косвенные факторы объединены в кластеры. Архитектура нейронной сети показана на рис. 1.

На рис. 1 видно, что факторы (1, 2, 3), (4, 5, 6), (7, 8), (9, 10), (11–18) образуют пять

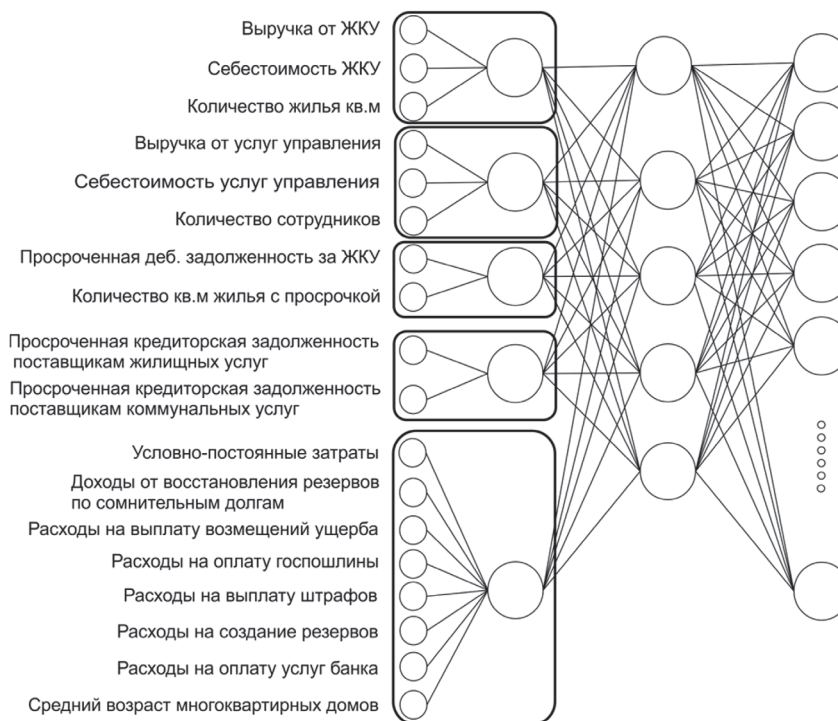


Рис. 1. Архитектура нейронной сети в предлагаемой модели диагностики финансового результата предприятия жилищно-коммунального хозяйства

отдельных кластеров 1, 2, 3, 4, 5 соответственно. Внутри кластера входные нейроны оказывают воздействие на один результирующий нейрон первого внутреннего слоя. В дальнейшем все результирующие нейроны объединяются в полносвязную сеть.

В данном исследовании использована универсальная модель диагностической оценки финансового состояния, построенная на базе нейронных сетей, разработанная авторами данной статьи и описанная ими в работе [7]. Универсальность этой нейронной модели позволила применить ее к сфере жилищно-коммунального хозяйства с предварительно выполненной адаптацией.

Основными элементами описанной нейромодели являются: входные факторы, которые связаны в кластеры и оказывают влияние на заранее определенный нейрон; синаптические связи, каждая из которых характеризуется своим весом. Синаптические связи приобретают и корректируют свой вес в процессе об-

учения и обеспечивают память нейронной сети; нейроны, которые обрабатывают информацию, поступающую к ним на вход. Выходной слой нейронов обеспечивает классификацию информации.

Для реализации данной модели использована многослойная нейронная сеть прямого распространения, включающая входной и три внутренних слоя.

Нейроны в сети объединены с помощью синаптических связей. Число нейронов в выходном слое сети было увеличено и составило 50, в отличие от нейросети, использованной в работе [8]. Данное расширение позволило повысить чувствительность нейронной сети к изменениям входных данных.

Синаптические связи между входным и внутренним слоем подчиняются следующим правилам:

– факторы, оказывающие прямое влияние на финансовый результат, объединены с косвенными факторами в кластеры и оказывают воздействие

на нейроны внутреннего слоя (рис. 1). Например, первый кластер состоит из нейрона, на который оказывают влияние три фактора: выручка от жилищно-коммунальных услуг, себестоимость жилищно-коммунальных услуг, количество жилья в квадратных метрах;

– на выходе каждого кластера расположен нейрон, который имеет связь с каждым нейроном следующего внутреннего слоя нейронной сети;

– второй слой нейронов и выходной слой имеют синаптические связи по принципу «каждый с каждым».

Важный этап построения модели – обучение нейронной сети. Значения факторов, требуемых для обучения сети, делятся на три группы (условно-идеальные, наихудшие, реальные), которые создают диапазон допустимых значений факторов. Принятые значения условно-идеальных и наихудших значений факторов для одного из предприятий ЖКХ Ярославля представлены в табл. 1.

В процессе обучения нейронной сети на вход в сеть подаются значения факторных показателей. При этом известно, какое выходное значение должно получиться, какой нейрон в выходном слое должен активизироваться. Затем с помощью алгоритма обратного распространения под входной и выходной сигнал подстраиваются все синаптические веса и пороговые элементы. Если на вход в нейронную сеть подаются такие же значения факторных показателей, нейронная сеть безошибочно выдаст правильное выходное значение. Если на вход подаются значения, отличные от тех, которым обучена нейронная сеть, то активизируется нейрон, соответствующее входное значение которого было ближе всего к искомым значениям факторных показателей. Используемые для обучения нейронной сети реальные фактические

Диапазон значений факторных показателей, влияющих на финансовые результаты предприятия ЖКХ

№ п/п	Факторные показатели	Условно-идеальные значения	Наихудшие значения
1	Выручка от оказания жилищно-коммунальных услуг, руб.	1 331 000 000	12 824 000
2	Себестоимость жилищно-коммунальных услуг, руб.	12 300 000	1 284 000 000
3	Количество кв.м жилья	200 000	30 000
4	Выручка от оказания услуг управления, руб.	57 000 000	550 000
5	Себестоимость услуг управления, руб.	41 000	5 150 000
6	Численность сотрудников	20	7
7	Просроченная дебиторская задолженность за жилищно-коммунальные услуги, руб.	0	151 000 000
8	Количество кв.м жилья с просрочкой	0	2000
9	Просроченная кредиторская задолженность поставщикам жилищных услуг, руб.	0	36 000 000
10	Просроченная кредиторская задолженность поставщикам коммунальных услуг, руб.	0	52 000 000
11	Условно-постоянные затраты, руб.	6 500 000	83 200 000
12	Доходы от восстановления резервов по сомнительным долгам, руб.	6 300 000	0
13	Расходы на выплату возмещений ущерба, вызванного ветхим состоянием многоквартирных домов жилого и нежилого фонда, руб.	19 000	5 300 000
14	Расходы на оплату государственной пошлины за подачу исковых заявлений о взыскании дебиторской задолженности, руб.	0	10 500 000
15	Расходы на выплату штрафов, пени, неустоек, процентов за просрочку платежа за предоставленные услуги и выполненные работы поставщикам жилищно-коммунальных услуг, руб.	0	6 000 000
16	Расходы на создание резервов по сомнительным долгам, руб.	0	8 500 000
17	Расходы на оплату услуг банка, руб.	27 000	101 000
18	Средний возраст многоквартирных домов, лет	1	83

значения факторных показателей исследуемого предприятия представлены в табл. 2.

После обучения в процессе тестирования нейронной сети примеры, используемые для обучения, находятся в памяти нейронной сети, а отклик сети существует и актуален в случае отсутствия примера в процессе обучения. После процесса тестирования становится возможным использование нейронной сети по прямому назначению для анализа данных. Для этого используются фактические или плановые данные последующих отчетных периодов.

Одной из задач, решаемых предлагаемой нейронной се-

тью, была качественная оценка финансового результата и финансового состояния тестируемой управляющей организации. Для этого вводились реальные фактические значения каждого факторного показателя, которые были получены в данном отчетном периоде. Интерфейс программы представлен на рис. 2.

Исходя из полученного по модели результата, качественная оценка финансового состояния анализируемого экономического субъекта года составила 62 балла, что для предприятия оценивается как удовлетворительная на данном этапе функционирования (максимальная оценка – 100

Реальные фактические значения факторных показателей, влияющих на финансовые результаты предприятия ЖКХ

№ п/п	Факторные показатели	2014	2015	2016	2017
1	Выручка от оказания жилищно-коммунальных услуг, руб.	97 922 753	380 398 593	271 631 883	321 269 584
2	Себестоимость жилищно-коммунальных услуг, руб.	104950945	367252238	270276443	318 962 257
3	Количество кв. м жилья	92 356	102 356	102 356	115 446
4	Выручка от оказания услуг управления, руб.	14812247	16253407	5198421	7 326 589
5	Себестоимость услуг управления, руб.	437055	1227504	440190	540 369
6	Численность сотрудников	10	12	12	14
7	Просроченная дебиторская задолженность за жилищно-коммунальные услуги, руб.	9761255	8457000	17262292	15 559 439
8	Количество кв.м жилья с просрочкой	8 856	8 569	15 964	11 896
9	Просроченная кредиторская задолженность поставщикам жилищных услуг, руб.	2 259 590	1796123	856486	836953
10	Просроченная кредиторская задолженность поставщикам коммунальных услуг, руб.	9 052 802	6 604 877	3 118 014	2 686 993
11	Условно-постоянные затраты, руб.	7347000	23261380,31	4790153,43	8 367 217,67
12	Доходы от восстановления резервов по сомнительным долгам, руб.	24 893	266 470	336 671	298 788
13	Расходы на выплату возмещений ущерба, вызванного ветхим состоянием многоквартирных домов жилого и нежилого фонда, руб.	286 222	2 884 664	739 585	1 579 751
14	Расходы на оплату государственной пошлины за подачу исковых заявлений о взыскании дебиторской задолженности, руб.	14 004	584 665	124 678	253 225
15	Расходы на выплату штрафов, пени, неустоек, процентов за просрочку платежа за предоставленные услуги и выполненные работы поставщикам жилищно-коммунальных услуг, руб.	5 003	569 775	243 219	124 534
16	Расходы на создание резервов по сомнительным долгам, руб.	229 493	471 497	27 595	128 462
17	Расходы на оплату услуг банка, руб.	33 103	64 531	16 705	28 943
18	Средний возраст многоквартирных домов, лет	40	37	37	35

баллов). Меняя значения входных параметров (факторных показателей), можно получить варианты прогнозного уровня

финансового состояния предприятия, из которых выбрать наиболее приемлемый вариант.

Нейронная сеть, представленная в данной статье, имеет существенные дополнительные преимущества по сравнению с нейронной сетью, описанной авторами в работе [8]:

1. Увеличено число факторов.
2. Изменен программный интерфейс; появилась возможность ввода реальных данных за год, полугодие, квартал, месяц.
3. Увеличена точность нейронной сети, так как изменена архитектура нейронной сети и использован новый набор факторов.
4. С улучшением архитектуры нейронной сети увеличена ее чувствительность.

Заключение

Нейронные сети обладают большими возможностями, но на данном этапе своего развития у них есть ряд недостатков, которые обуславливают

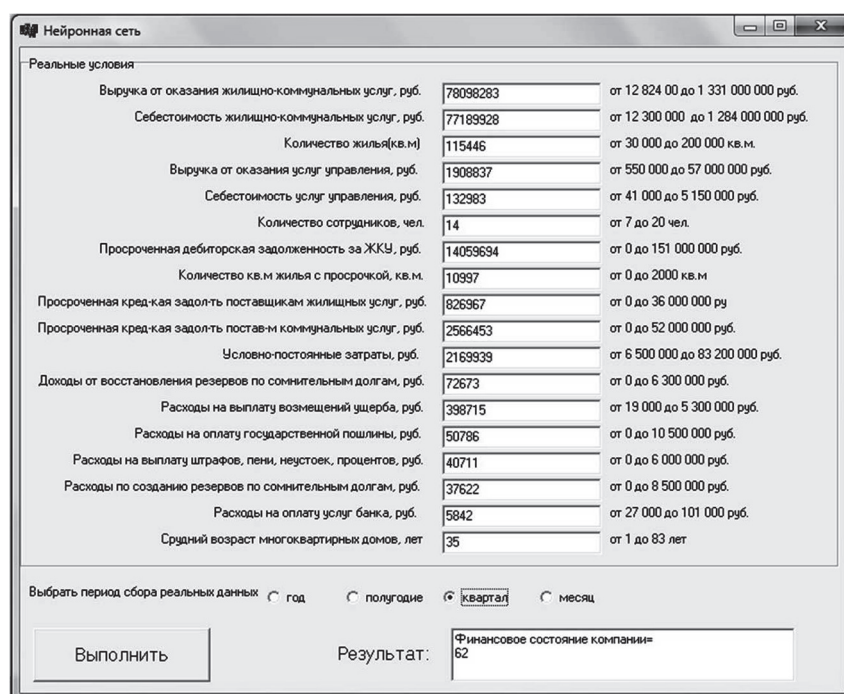


Рис. 2. Оценка финансового состояния предприятия ЖКХ по итогам отчетного периода

особенности их использования в различных сферах деятельности, в том числе и в жилищно-коммунальном секторе. Во-первых, высокоточные нейронные сети требуют огромных вычислительных ресурсов (затрат). Во-вторых, нейронные сети не способны пока модифицироваться во время функционирования, изменяя архитектуру и число входных факторных показателей. Объяснить причину принятия того или иного решения невозможно, так как функционал программного продукта скрыт от пользователя. В-третьих, подготовка обучающей выборки сопряжена с трудностями нахождения достаточного количества обучающих примеров.

По итогам тестирования программы следует отметить ряд важных положительных характеристик, полученных в результате реализации данной модели:

- специализация функционала программы для организаций жилищно-коммунального хозяйства;
- постепенность обучения нейронной сети при сохранении всей имеющейся в памяти информации в файл;
- возможность добавлять в модель новые факторы;
- возможность прогнозирования и планирования показателей финансового результата на предстоящие отчетные периоды;
- возможность качественной оценки финансового состояния организации;

– возможность обучения новых сотрудников на основании имеющихся данных, моделируя различные ситуации;

– удобный интерфейс программы, позволяющий освоить предложенный алгоритм за короткое время.

По результатам адаптации данной модели к специфическим особенностям предприятий жилищно-коммунального сектора и ее внедрения на ряде реально функционирующих предприятий была значительно повышена визуализация финансово-хозяйственных процессов, а также вероятность принятия в процессе анализа и планирования эффективных управленческих решений.

Литература

1. Anita Bai, Swati Hira, P.S. Deshpande. An Application of Factor Analysis in the Evaluation of Country Economic Rank // *Procedia Computer Science*. 2015. № 54. P. 311–317. DOI: 10.1016/j.procs.2015.06.036.
2. Бариленко В.И. Бизнес-анализ как основа управления устойчивым развитием корпораций // *Менеджмент и бизнес-администрирование*. 2014. № 4. С. 130–135.
3. Владимирова Л.П. Прогнозирование и планирование в условиях рынка. М.: Дашков и К, 2012. 308 с.
4. Жилищное хозяйство в России. 2016: Стат. сб. Росстат. М., 2016. 63 с.
5. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей: пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс», 2001. 287 с.
6. Костина Л.Н., Гареева Г.А. Нейронные сети в задачах прогнозирования временных рядов // *Инновационная наука*. 2015. № 6. С. 70–73.
7. Kurochkina I., Shuvalova E., Mamatova L., Kalinin I. Analysis model of the company's financial performance based on neural network // 3rd International multidisciplinary scientific conference on social science & arts SGEM 2016, Conference Proceedings. Bulgaria: STEF 92 Technology Ltd., 2016. Book 2. Volume 111. pp. 49–57. DOI: 10.5593/sgemsocial2016B23
8. Kurochkina I., Shuvalova E., Mamatova L., Kalinin I. About diagnostics of an enterprise financial condition of the housing and public utilities // 5rd International multidisciplinary scientific conference on social science & arts SGEM 2018, Conference Proceedings. Bulgaria: STEF 92 Technology Ltd., 2018. Volume 5. Issue 1.3. P. 3–10. DOI:10.5593/sgemsocial2018/1.3
9. Мак-Каллок У.С., Питтс В. Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности. Автоматы. Под ред. К.Э. Шеннона и Дж. Маккарти. М.: Издательство иностранной литературы, 1956. С. 363–384. (Перевод английской статьи 1943 г.).
10. М. Тим Джонс. Программирование искусственного интеллекта в приложениях. Пер. с англ. Осипов А.И. М.: ДМК Пресс, 2011. 312 с.
11. Никифорова Н.А., Донцов Е.В. Применение нейросетевого моделирования для прогнозирования финансового состояния предприятия // *Управленческий учет*. 2011. № 4. С. 36–46.
12. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. Пер. с польского И.Д. Рудинского. М.: Финансы и статистика, 2004. 344 с.
13. Пласкова Н.С. Стохастическое моделирование и оценка результативности деятельности коммерческой организации // *Управленческий учет*. 2014. № 7. С. 59–67.
14. Романовский А.В. О применении искусственных нейронных сетей для прогнозирования финансовых показателей предприятия // *Аудит и финансовый анализ*. 2013. № 2. С. 363–370.
15. Тадеусевич Р., Боровик Б., Гончаж Т., Леппер Б. Элементарное введение в технологию нейронных сетей с примерами программ. Пер. с польского И.Д. Рудинского. М.: Горячая линия Телеком, 2011. 408 с.
16. Федоров Е.Е. Искусственные нейронные сети. Красноармейск: ДВНЗ «ДонНТУ», 2016. 388 с.
17. Фомин В.П., Фомин П.В. Аналитическая составляющая успешного управления финансо-

выми результатами (концептуальный аспект) // *Экономический анализ: теория и практика*. 2015. № 31. С. 13–25.

18. Фомин В.П., Фомин П.В. Аналитическая составляющая успешного управления финансовыми результатами (практический аспект) // *Экономический анализ: теория и практика*. 2015. № 36. С. 12–26.

References

1. Anita Bai, Swati Hira, P.S. Deshpande. An Application of Factor Analysis in the Evaluation of Country Economic Rank. *Procedia Computer Science*. 2015. No. 54: 311-317. DOI: 10.1016/j.procs.2015.06.036.

2. Barilenko V.I. Business analysis as a basis for managing sustainable corporate development. *Menedzhment i biznes-administrirvaniye = Management and business administration*. 2014; 4: 130-135. (In Russ.)

3. Vladimirova L.P. Prognozirovaniye i planirovaniye v usloviyakh rynka = Forecasting and planning in market conditions. Moscow: Dashkov and K; 2012. 308 p. (In Russ.)

4. Housing in Russia. 2016: Stat. col. Rosstat. Moscow; 2016. 63 p. (In Russ.)

5. Kallan R. Osnovnyye kontseptsii neyronnykh setey = Basic concepts of neural networks: tr. fr. Eng. Moscow: Williams Publishing House; 2001. 287 p. (In Russ.)

6. Kostina L.N., Gareyeva G.A. Neural networks in the tasks of forecasting time series. *Innovatsionnaya nauka = Innovation science*. 2015; 6: 70-73. (In Russ.)

7. Kurochkina I., Shuvalova E., Mamatova L., Kalinin I. Analysis model of the company's financial performance based on neural network. 3rd International multidisciplinary scientific conference on social science & arts SGEM 2016, Conference Proceedings. Bulgaria: STEF 92 Technology Ltd.; 2016. Book 2. Volume 111. pp. 49-57. DOI: 10.5593/sgemsocial2016B23

8. Kurochkina I., Shuvalova E., Mamatova L., Kalinin I. About diagnostics of an enterprise financial condition of the housing and public utilities. 5rd International multidisciplinary scientific conference on social science & arts SGEM 2018, Conference Proceedings. Bulgaria: STEF 92 Technology Ltd.; 2018. Volume 5. Issue 1.3: 3-10. DOI:10.5593/sgemsocial2018/1.3

9. Mak-Kallok U.S., Pitts V. Logicheskoye ischisleniye idey, odnosyashchikhsya k nervnoy aktivnosti. *Avtomaty = Logic calculus of ideas related to nervous activity*. Automatic. Ed. K.E. Shannon and J. McCarthy. Moscow: Foreign Literature Publishing House, 1956: 363-384. (Translation of the English article). (In Russ.)

19. Хайкин Саймон Нейронные сети: полный курс. 2-е издание. Пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.

20. Якупов Д.Т., Рожко О.Н. Перспективы применения искусственных нейронных сетей для прогнозирования объемов грузоперевозок в транспортных системах // *Статистика и экономика*. 2017. Том 14. № 5. С. 49–60.

10. M. Tim Jones. Programmirovaniye iskusstvennogo intellekta v prilozheniyakh = Programming artificial intelligence in applications. Tr. fr. Eng. Osipov A.I. Moscow: DMK Press; 2011. 312 p. (In Russ.)

11. Nikiforova N.A., Dontsov E.V. The use of neural network modeling to predict the financial condition of the company. *Upravlencheskiy uchët = Management Accounting*. 2011; 4: 36-46. (In Russ.)

12. Osovskiy S. Neural networks for information processing. Tr. fr. Pol. I.D. Rudinskiy. Moscow: Finance and Statistics; 2004. 344 p. (In Russ.)

13. Plaskova N.S. Stochastic modeling and performance evaluation of a commercial organization. *Upravlencheskiy uchët = Management accounting*. 2014; 7: 59-67. (In Russ.)

14. Romanovskiy A.V. On the use of artificial neural networks to predict the financial performance of an enterprise. *Audit i finansovyy analiz = Audit and financial analysis*. 2013; 2: 363-370. (In Russ.)

15. Tadeusevich R., Borovik B., Gonchazh T., Lepper B. Elementary introduction to the technology of neural networks with examples of programs. Tr. fr. Pol. I.D. Rudinskiy. Moscow: Telecom Hotline; 2011. 408 p. (In Russ.)

16. Fedorov E.E. Iskusstvennyye neyronnyye seti = Artificial neural networks. Krasnoarmeysk: DVNZ «DonNTU»; 2016. 388 p. (In Russ.)

17. Fomin V.P., Fomin P.V. Analytical component of the successful management of financial results (conceptual aspect). *Ekonomicheskii analiz: teoriya i praktika = Economic analysis: theory and practice*. 2015; 31: 13-25. (In Russ.)

18. Fomin V.P., Fomin P.V. Analytical component of the successful management of financial results (practical aspect). *Ekonomicheskii analiz: teoriya i praktika = Economic analysis: theory and practice*. 2015; 36: 12-26. (In Russ.)

19. Khaykin Saymon Neyronnyye seti: polnyy kurs. 2-e izdaniye. Tr. fr. Eng. = Neural Networks: the full course. 2nd edition. Per. fr. Eng. Moscow: Williams Publishing House; 2006. 1104 p. (In Russ.)

20. Yakupov D.T., Rozhko O.N. Prospects for the use of artificial neural networks to predict the volume of freight in transport systems. *Statistika i ekonomika = Statistics and Economics*. 2017; 14; 5: 49-60. (In Russ.)

Сведения об авторах

Ирина Петровна Курочкина

д.э.н., профессор, заведующий кафедрой бухгалтерского учета, анализа и аудита Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова, Ярославль, Россия
Эл. почта: ipkurochkina@yandex.ru

Илья Игоревич Калинин

аспирант кафедры бухгалтерского учета, анализа и аудита Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова, Ярославль, Россия
Эл. почта: 472783@mail.ru

Людмила Александровна Маматова

к.э.н., доцент кафедры бухгалтерского учета, анализа и аудита Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова, Ярославль, Россия
Эл. почта: ludm.mamatova@yandex.ru

Елена Борисовна Шувалова

д.э.н., профессор, профессор кафедры финансового менеджмента Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова, Москва, Россия
Эл. почта: shuvalova.eb@rea.ru

Information about the authors

Irina P. Kurochkina

Dr. Sci. (Economics), Professor, Head of the Department of Accounting, Analyses and Audit Demidov Yaroslavl State University, Yaroslavl, Russia
E-mail: ipkurochkina@yandex.ru

Ilya I. Kalinin

Postgraduate of the Department of Accounting, Analyses and Audit Demidov Yaroslavl State University, Yaroslavl, Russia
E-mail: 472783@mail.ru

Lyudmila A. Mamatova

Cand. Sci. (Economics), Associate Professor of the Department of Accounting, Analyses and Audit Demidov Yaroslavl State University, Yaroslavl, Russia
E-mail: ludm.mamatova@yandex.ru

Elena B. Shuvalova

Dr. Sci. (Economics), Professor, Professor of the Department of Financial Management Plehanov Russian University of Economics, Moscow, Russia
E-mail: shuvalova.eb@rea.ru