УДК 338.2

DOI: http://dx.doi.org/10.21686/2500-3925-2017-5-33-41

И.П. Курочкина¹, И.И. Калинин¹, Л.А. Маматова¹, Е.Б.Шувалова²

¹Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова, Ярославль, Россия ²Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова, Москва. Россия

Метод нейронных сетей в моделировании финансовых показателей компании¹

Содержание современного управленческого учета формируется во взаимосвязи со стремительным развитием информационных технологий и применением сложных алгоритмов экономического анализа. Они делают возможной практическую реализацию идеи результативного менеджмента — управления по ключевым показателям эффективности, к которым безусловно относятся и показатели финансовых результатов деятельности экономических субъектов.

Важное место в данном процессе отводится построению и расчету факторных систем экономических показателей. Накоплен весомый теоретический и эмпирический опыт решения возникающих при этом проблем. Целью данного исследования является разработка универсальной современной модели факторного анализа финансовых результатов, допускающей многовариантные решения как текущего, так и перспективного характера с мониторингом в режиме реального времени.

Реализация этой цели достижима при использовании в соответствующем моделировании искусственных нейронных сетей (ИНС), которые находят все более широкое использование в экономике как инструмент поддержки принятия управленческих решений. По сравнению с классическими детерминированными и стохастическими моделями ИНС привносят в процесс моделирования интеллектуальную составляющую. Они способны самостоятельно обучаться, функционировать на основании полученного опыта, в результате допуская все меньше и меньше ошибок.

В статье выявлены преимущества такого альтернативного подхода. Изложен поэтапный алгоритм моделирования сложных взаимосвязей причинно-следственного характера, включающий выделение факторов для исследуемого результата, создание архитектуры нейронной сети и ее обучение. Универсальность

такого моделирования заключается в том, что оно может быть использовано для любого результирующего показателя. Авторами предложена и описана математическая модель факторного анализа финансовых показателей. Важно, что в модель включаются факторы как прямого, так и косвенного действия с диапазоном количественных параметров: условноидеальные, реальные, наихудшие. Разработанная модель дополнена авторским алгоритмом отбора факторов. В результате функционирования нейронной сети формируется управленческий отчет по финансовым показателям деятельности компании. При проведении исследования были использованы методы системного подхода в классификации факторов финансовых результатов, факторного анализа и математического моделирования при разработке соответствующей нейронной модели. Исследование опирается на комплекс теоретических и эмпирических разработок отечественных и зарубежных авторов. Привлечены фактические цифровые материалы реального экономического субъекта на этапе верификации результатов исследования. Достоинством модели является возможность отслеживать изменения входных данных и результативного показателя в режиме онлайн, строить качественные прогнозы для будущих периодов при различной комбинации всего набора факторов. Предлагаемый инструмент факторного анализа апробирован в деятельности реальных компаний. Выявлены факторы, способные обеспечить точки роста финансового результата; повышена визуализация бизнес-процессов, а также вероятность принятия рациональных управленческих решений.

Ключевые слова: управленческий учет, факторный анализ, нейронные сети, модели анализа финансовых показателей, методы отбора факторов в модель.

Irina P. Kurochkina¹, Ilya I. Kalinin¹, Lyudmila A. Mamatova¹, Elena B. Shuvalova²

¹P.G. Demidov Yaroslavl State University, Yaroslavl, Russia ²Plehanov Russian University of Economics, Moscow, Russia

Neural Networks Method in modeling of the financial company's performance

The content of modern management accounting is formed in conjunction with the rapid development of information technology, using complex algorithms of economic analysis. It makes possible the practical realization of the effective management idea – management of key performance indicators, which certainly includes the indicators of financial performance of economic entities.

An important place in this process is given to the construction and calculation of factorial systems of economic indicators. A substantial theoretical and empirical experience has been accumulated to solve the problems that arise. The aim of this study is to develop a uni-

versal modern model for factor analysis of finance results, allowing multivariate solutions both current and promising character with monitoring in real time.

The realization of this goal is achievable by using artificial neural networks (ANN) in an appropriate simulation, which are increasingly used in the economy as a tool for supporting management decision-making. In comparison with classical deterministic and stochastic models, ANN brings the intellectual component to the modeling process. They are able to learn to function based on the gained experience, the result of allowing less and less mistakes.

Данная статья подготовлена в рамках НИР № ВИП-006 «Современные проблемы экономики и управления в РФ». (ЯрГУ им. П.Г. Демидова, 2017 г.)

¹ Данная статья подготовлена в рамках НИР «Методология налогового регулирования инвестиций в ракурсе политики ресурсосбережения» (РЭУ имени Г.В. Плеханова, направление «02-130 Энергетическая и природоохранная политика (Energy and Environmental Policy Research)», 2017 г.).

The article reveals the advantages of such an alternative approach. An alternative approach to factor analysis, based on the method of neural networks, is proposed. Advantages of this approach are marked. The paper presents a phased algorithm of modeling complex cause-and-effect nature relationships, including factors' selection for the studied result, the creation of the neural network architecture and its training. The universality of such modeling lies in the fact that it can be used for any resulting indicator.

The authors have proposed and described a mathematical model of the factor analysis for financial indicators. It is important that the model included the factors of both direct and indirect actions with a range of quantitative parameters: conditional-ideal, real, the worst. The copyright factor selection algorithm complements the developed model. Because of the functioning of the neural network, a management report on the financial performance of the company is formed. During the research, the following methods have been used: the system approach in factors' classification of financial results, factor analysis

and mathematical modeling at development of the corresponding neural model. The research is based on a complex of theoretical and empirical developments of domestic and foreign authors. The actual digital materials of the real economic entity are involved in the verification phase of the research results.

The advantage of the model is the ability to track changes in the input data and indicators in the online mode, to build quality forecasts for future periods with different combinations of the whole set of factors. The proposed instrument of factor analysis has been tested in the activities of real companies. The factors can ensure growth in terms of financial results; visualization of business processes is enhanced, as well as the probability of making rational management decisions.

Keywords: management accounting, factor analysis, neural networks, pattern analysis of financial indicators, methods of factors' selection in the model.

Введение

Принятие рациональных управленческих решений реальных практических ситуациях усложняется влиянием множества факторов и разнообразием возможных вариантов достижения поставленных целей. Применение современных методов моделирования делает этот процесс менее затратным, более безрисковым и поэтому более эффективным, что подтверждается материалами реальных исследований [1, 2, 3] Сказанное в полной мере относится к факторному анализу финансовых показателей компании как важного элемента управленческого учета.

Факторный анализ, пришедший в экономику из психометрики, стал предметом исследования множества ученых. Его основные идеи были заложены английском психологом и антропологом Фрэнсисом Га́льтоном (Francis Galton) [4]. В разработку методологии и методики факторного анализа большой вклад внеслиЧарльз Э. Спирмен (Charles Edward *Spearman*), Лу́ис Л. Тёрстоун (Louis Leon Thurstone), Реймонд Б. Кеттел (Raymond Bernard Cattell), Карл Пирсон (Karl Pearson), Ганс Ю. Айзенк (Hans Jürgen Eysenck) и др. В последние полвека на развитие факторного анализа оказывает огромное влияние математическая статистика и применение ЭВМ. Предлагаются новые

методы и усовершенствованные методики расчета влияния факторных показателей на результативный, в частности, Стивеном Б. Каудиллом (Steven B. Caudill), Фернандо C. Занеллой (Fernando Zanella), Франклином Г. Миксоном (Franklin G. Mixon) и др. [5]. В трудах ряда отечественных ученых, таких как В.Е. Адамов [6], В.И. Бариленко [7], М.В. Мельник [1], В.П. Фомин [8,9], А.Д. Шеремет, Е.В. Негашев [10]и др.,также находят отражение различные аспекты факторного анализа.

Традиционные методы факторного анализа, в том числе и финансовых показателей, базируются на функциональной зависимости факторов и результата. Такой подход имеет ряд существенных недостатков: невозможность установления функциональной зависимости между всеми возможными факторами и результатом; сложно реализуемая обязательность ранжирования факторных показателей. Эти недостатки заставляют исследователей искать, разрабатывать и использовать иные, более адекватные методы установления взаимосвязей причинно-следственного характе-

В настоящее время стали очевидны общие тенденции управленческого учета, связанные со стремительным развитием информационных технологий и применением сложных

алгоритмов. Достижения в этой области позволяют создавать в компаниях информационную среду, в которой цифровые данные превращаются в качественную информацию в режиме реального времени.

В данной работе предлагается альтернативный подход к факторному анализу финансовых результатов, основанный на использовании нейронных сетей. Искусственные нейронные сети впервые описали в своей статье в 1943 г. американские ученые Уоррен Мак-Каллок (Warren Sturgis McCulloch) и Уолтер Питтс (Walter Pitts) [11], но практическое применение они получили позднее, только с развитием компьютерных технологий.

Метод нейронных сетей в применении к факторному анализу обладает рядом преимуществ. Нейронные сети:

- могут быть нелинейными,
 это особенно актуально, если
 у входных данных отсутствует
 функциональная зависимость
 от результата;
- обучаемы и способны получать обоснованный результат на основании данных, которые не встречались в процессе обучения;
- адаптивны, поскольку обученные действовать в определенной среде, они легко могут быть переучены для работы в условиях незначительных колебаний параметров среды.

Таким образом, нейронные сети решают принципиальные

проблемы детерминированного факторного анализа и все шире используются, в частности, в прогнозировании финансовых показателей [12, 13 и др.].

Описание предложенной нейронной модели

Авторами разработана модель факторного анализа финансовых показателей компании, построенная на основе метода нейронных сетей. Предложенная модель реализована в практике ряда компаний различных видов деятельности [14].

Процесс построения и реализации модели заключается в последовательном выполнении четырех этапов.

На первом этапе выделяются факторы, которые оказывают прямое и косвенное воздействие на финансовый результат хозяйствующего субъекта.

Одна из исследованных компаний выпускает четыре вида продукции, специфика деятельности обусловливает выбор факторов, влияющих на финансовый результат (ФР):

- 1. Объем (V_1) , цена (P_1) , себестоимость (Z_1) (для изделия 1).
- 2. Объем (*V*2), цена (*P*2), себестоимость (*Z*2) (для изделия 2).
- 3. Объем (*V*3), цена (*P*3), себестоимость (*Z*3) (для изделия 3).
- 4. Объем (*V*4), цена (*P*4), себестоимость (*Z*4) (для изделия 4).
- 5. Условно-постоянные затраты (УПЗ).
- 6. Квалификация сотрудников.
- 7. Уровень удовлетворенности сотрудников на производстве.
 - 8. Количество поставщиков.
- 9. Количество конкурентов (KK).
 - 10. Время года.

Факторы 1—5 связаны с финансовым результатом формулой (1) классического факторного анализа. Они оказывают на результат прямое и ключевое влияние.

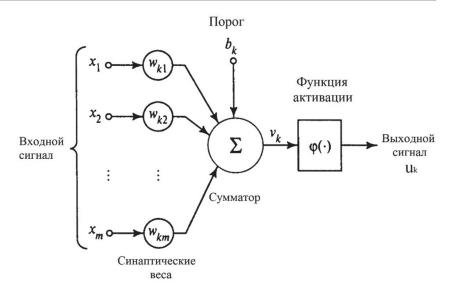


Рис. 1. Нелинейная модель нейрона

$$\Phi P = V * (P - Z) - У\Pi 3,$$
 (1) где V – объем;

P — цена;

Z — себестоимость.

Факторы 6–10 влияют на результат косвенно.

Деление факторов на эти две типологические группы принципиально важно для создания архитектуры нейронной сети.

На первом этапе следует также установить причинно-следственные связи между косвенными факторами и финансовым результатом. Например, количество конкурентов влияет на цену продукции, от которой, в свою очередь, зависит финансовый результат.

Второй этап построения модели — создание архитектуры нейронной сети.

Саймон Хайкин определил нейронную сеть как «громадный распределенный параллельный процессор, состоящий из элементарных единиц обработки информации, накапливающих экспериментальные знания и предоставляющих их для последующей обработки. Знания поступают в нейронную сеть из окружающей среды и используются в процессе обучения. Для накопления знаний применяются связи между нейронами, называемые синаптическими весами» [15].

Нейронная сеть состоит из нейронов, которые представляют единицу обработки информации. Модель нейрона представлена на рис. 1.

Представленная модель нейрона (рис. 1) состоит из:

 $x_1 x_2 ... x_m$ — входящие факторы;

 $w_{k1}w_{k2}...w_{km}$ — синаптические веса нейрона κ ;

 n_k — выход линейного сумматора;

 u_k — выходной сигнал нейрона κ ;

 $\varphi(v_k)$ — сигмоидальная функция активации нейрона κ ;

 b_k — пороговый элемент, отражающий увеличение или уменьшение входного сигнала n_k .

В математическом представлении функционирования нейрона можно описать следующей парой уравнений:

$$n_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \tag{2}$$

$$u_k = \varphi(n_k + b_k),$$

$$v_k = n_k + b_k.$$
(3)

Выделим основные элементы в составе нейрона:

1. Набор синапсов или связей, каждый из которых характеризуется своим весом w_{ji} . Они могут принимать как положительные, так и отрицательные значения. В процессе обучения каждый синапс при-

обретает свой вес, который в дальнейшем оказывает влияние на функцию активации $\varphi(v_i)$;

- 2. Сумматор n_i складывает входные сигналы, умноженные на соответствующие синапсы нейрона;
- 3. Функция активации $\varphi(v_i)$ ограничивает амплитуду выходного сигнала нейрона. Амплитуда выхода нейрона лежит в интервале от 0 до 1. В качестве функции активации использована логистическая функция, задаваемая формулой (4):

$$\varphi(v_k) = \frac{1}{1 + \exp(-v_k)}.$$
 (4)

Это быстро возрастающая сигмоидальная функция, которая поддерживает баланс между линейным и нелинейным поведением. Пороговый элемент(порог) усиливает или уменьшает значение, подаваемое на функцию активации.

Для реализации модели использована многослойная нейронная сеть прямого распространения, в нашем случае трехслойная (рис. 2).

Первый или входной слой, состоит из восемнадцати фак-

торов, выделенных на первом этапе. В данном слое обработка информации не производится.

Второй или внутренний слой состоит из пятнадцати нейронов. Количество нейронов во внутреннем слое определено методом корректировки выходных значений на этапе тестирования нейронной сети. Он будет описан далее.

Все вычислительные процессы обработки информации, приводящие к получению искомых результатов, происходят во втором и третьем слое.

Третий или выходной слой состоит из двадцати нейронов. Выходной слой создает шкалу, состоящую из двадцати делений (рис. 2). Количество нейронов выходного слоя может быть расширено. Количественное увеличение нейронов выходного слоя приведет к повышению точности оценки (увеличению точности отклика на входной сигнал).

При создании архитектуры нейронной сети в нее была встроена априорная информация о фирме, что сделало сеть

специализированной. Специализация сети достигается за счет выделения важных для фирмы прямых и косвенных факторов изменения финансового результата.

Процесс встраивания априорной информации в сеть является очень важным, положительно сказывается на ее работоспособности. Размер специализированной сети значительно меньше, что приводит к уменьшению стоимости ее создания, уменьшению количества данных для обучения сети, сокращению времени обучения [16].

Нейроны в сети соединены с помощью синаптических связей. Нейроны внутреннего слоя соединены с нейронами выходного слоя по принципу «каждый с каждым» (например, нейрон №15 внутреннего слоя на рисунке 2). Вся априорная информация заложена в архитектуре синаптических связей. Синаптические связи между входным и внутренним слоями подчиняются следующим правилам:

- факторы, оказывающие прямое влияние на финансовый результат, имеют больше синаптических связей с внутренним слоем, чем косвенные факторы;
- прямые и косвенные факторы, входящие в одну причинно-следственную связь, оказывают влияние на определенную группу нейронов внутреннего слоя;
- факторы, относящиеся к разным видам продукции, соединены с внутренним слоем разным количеством нейронов. Данное правило обусловлено тем, что каждый из четырех видов выпускаемой продукции имеет свою долю в общем объеме производства, свою цену и свою себестоимость. Следовательно, они оказывают разное влияние на общий финансовый результат. Объем производства изделия 1 и изделия 2 составляет 80 % от общего объема, поэтому фак-

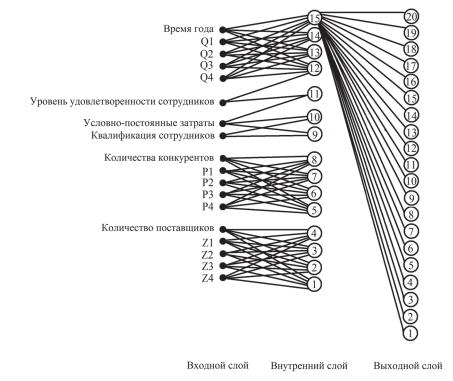


Рис. 2. Фрагмент предложенной модели нейронной сети

торы V_1 и V_2 , P_1 и P_2 , Z_1 и Z_2 имеют больше синаптических связей с внутренним слоем, чем остальные.

Третий этап построения модели — обучение нейронной сети. Это процесс, в котором свободные параметры нейронной сети настраиваются посредством моделирования среды, в которую эта сеть встроена. Тип обучения определяется способом подстройки этих параметров[15]. При этом соблюдается следующая последовательность событий:

- 1) в нейронную сеть поступают внешние сигналы (входящие параметры);
- 2) свободные параметры сети меняются;
- 3) после изменений нейронная сеть отвечает на входящие сигналы уже другим образом.

В предложенной модели применен алгоритм обратного распространения для обучения сети. Это один из самых популярных алгоритмов обучения с помощью изменения синаптических весов связей. В нем ошибка распространяется от выходного слоя к входному, то есть в направлении противоположном направлению прохождения сигнала при нормальном функционировании сети.

Выполнение алгоритма обучения начинается с создания произвольно сгенерированных синаптических весов для нейронной сети. Затем процесс, описанный ниже, повторяется до тех пор, пока средняя ошибка на входе не будет признана достаточно малой.

- 1. В сеть подается входной сигнал E с соответствующим ему выходным значением C. Сигнал E множество значений факторов(V_1 , V_2 , V_3 , V_4 , P_1 , P_2 и т. д.). Выходное значение C набор значений выходных нейронов, один из которых активирован.
- 2. Рассчитываются показатели, характеризующие прямое распространение входного сигнала *E* через сеть (определяют-

ся весовые суммы n_i и активаторы u_i для каждой ячейки).

3. Начиная с выходов, выполняется обратное движение через ячейки выходного и промежуточного слоя. При этом программа рассчитывает значения ошибок δ_j , δ_i (формулы 5 и 6):

$$\delta_j = (C_i - u_j)u_j(1 - u_j)$$
для выходных ячеек
 $(1 \le j \le 20),$
(5)

$$\delta_{i} = \left(\sum_{m:m>i} w_{mk} \delta_{j}\right) u_{i} (1 - u_{i})$$
для всех скрытых ячеек
$$(1 \le i \le 15) \ (m > k),$$
(6)

где m — обозначает все ячейки, связанные со скрытым узлом;

w — заданный вектор веса; u — активация.

- 4. Веса в сети обновляются следующим образом (формулы 7 и 8):
- для весов соединений между скрытым слоем и выходом:

$$w_{ii}^* = w_{ii} + c\delta_i u_i, \tag{7}$$

 для весов соединений между скрытым слоем и входом:

$$w_{ii}^* = w_{ii} + \rho \delta_i u_i, \tag{8}$$

Здесь ρ — коэффициент обучения (или размер шага). Это небольшое значение ограничивает изменение, которое может произойти при каждом шаге.

Продвижение вперед по сети рассчитывает активации ячеек и выход, продвижение назад величину ошибки. Затем веса обновляются таким образом, чтобы минимизировать ошибку для данного входного сигнала. Коэффициент обучения минимизирует процент изменения, которое может произойти с весами. Хотя при небольшом коэффициенте процесс может занять больше времени, минимизируется возможность пропуска правильной комбинации весов. Если коэффициент обучения слишком велик, сеть может никогда не сойтись, то есть не будут найдены правильные веса связей.

Значения факторов, требуемых для обучения сети, делят-

ся на три группы: условно-идеальные, наихудшие, реальные, которые создают диапазон допустимых значений факторов. Первые создают идеальные условия для функционирования компании (продукция реализуется достаточно быстро в полном объеме, ее себестоимость минимальна, объем равен производственным мощностям, цена поставки материалов соответствует рыночной и формируется под воздействием здоровой конкуренции и т.п.). Вторые представляют минимально допустимые значения. Третьи соответствуют реальным условиям функционирования компании.

В качестве условно-идеальных и наихудших значений прямых факторов приняты значения соответственно: +25% и -25% от объема, -20% и +20% от себестоимости, +50% и -50% от цены, -20% и +20% от условно-постоянных затрат. Диапазон значений косвенных факторов лежит в пределах от 0 до 10. Фактор «Время года» регистрируется от 1 до 12, что соответствует количеству месяцев в году.

Коротко процесс обучения представляет следующее: на вход в сеть подаются значения факторов. 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 факторов, нейронная сеть безошибочно выдаст правильное выходное значение. Если на вход подаются значения факторов, отличные от тех, которым обучена нейронная сеть, то активизируется нейрон, соответствующее входное значение которого было ближе всего к искомым значениям факторов.

В выходном слое нейронной сети реализован алгоритм

«победитель получает все». Это значит, что нейрон, выходное значение у которого наибольшее, активизируется.

Во время реализации модели нейронной сети на одном из предприятий Ярославской области, производя процесс обучения нейронной сети, было использовано более ста примеров. Обучение нейронной сети проводилось в несколько этапов:

- подача на вход значений реальных факторов, которым соответствует активизация нейрона № 10 выходного слоя;
- изменение значений входных факторов от реальных до условно-идеальных. Отклик сети при этом находился в диапазоне от нейрона № 10 до нейрона № 20;
- изменение значений входных факторов от реальных до наихудших. Отклик сети находился в интервале от нейрона № 1 до нейрона № 10.

Процесс обучения характеризуется утверждением: «Чем больше примеров, тем точнее отклик сети в реальных условиях (после обучения)».

После обучения в процессе тестирования нейронной сети получены следующие положительные результаты:

- примеры, используемые для обучения, находятся в памяти нейронной сети. Отклик сети соответствует входным значениям;
- отклик сети существует и актуален в случае отсутствия примера в процессе обучения.

Данная модель подкреплена работоспособной программой, написанной с помощью интегрированной среды программирования С++ Builder 6. Программа имеет удобный интерфейс, позволяющий освоить предложенный алгоритм за короткое время; дает возможность проводить обучение новых сотрудников на основании имеющихся данных путем моделирования различных ситуаций; добавлять в модель новые факторы без потери памяти; увеличивать число нейронов в сети, повышая функциональность модели. Функционал программы:

- позволяет проводить обучение нейронной сети постепенно, сохраняя всю имеющуюся в памяти информацию в файл;
- дает возможность увеличения числа нейронов выходного слоя, способствуя более точному отклику сети на изменения входных значений факторов.

Работа над программой и ее внедрение в исследованных компаниях привели к следующим положительным результатам:

- выявлены факторы, способные обеспечить точки роста финансового результата;
- повышена визуализация бизнес-процессов, проходящих в компании;
- увеличена вероятность принятия рациональных управленческих решений.

Проблема отбора факторов в модель: авторская процедура отбора

Следует отметить, что изложенная методика фактор-НОГО анализа финансовых результатов может быть усовершенствована за счет рационального решения проблемы отбора факторов для включения в модель. До настоящего времени считалось, что отбор факторов и определение их весов устанавливает специалист компании, который с высокой степенью точности может оценить основополагающие факторы и определить их влияние на результативный показатель. Такой подход в значительной степени условен и субъективен, поскольку при проведении этой ответственной процедуры учитывается мнение только одного специалиста-эксперта.

Применение любого метода отбора факторов, как правило, предусматривает формирование первоначального (исходного) перечня факторов,

которые могут оказывать влияние на величину финансового результата. В этот перечень целесообразно включать факторы, которые оказывают существенное влияние в исследуемом периоде. И состав факторов, и их значимость может сильно варьироваться в конкретных условиях места и времени. Более объективные результаты отбора факторов в модель можно получить, если при формировании их перечня использовать метод экспертных оценок, который основан на учете не одного, а группы экспертов. Это потребует некоторого времени для подбора экспертов, проведения опроса и обработки его результатов.

Для формирования первоначального перечня факторов можно воспользоваться и результатами регулярно проводимых опросов и обследований. Так, Российский союз промышленников и предпринимателей регулярно проводит опрос российских компаний, по результатам которого составляются доклады о состоянии делового климата в России. В докладе РСПП О состоянии делового климата в России в 2016 году [17] содержаться итоги опроса, которые показали, что на результаты предпринимательской деятельности оказали влияние:

- снижение спроса;
- недостаток квалифицированных кадров;
 - рост цен;
- чрезмерное контрольнонадзорное давление на бизнес;
- коррупция в органах власти;
- избыточно высокие налоги:
- сложность доступа к кредитным ресурсам;
- недобросовестная конкуренция;
- высокие административные барьеры;
- не эффективная судебная система.

Эксперты должны определить состав факторов, которые

целесообразно включить в модель, и перечень показателей, которые позволяют получить достоверную оценку влияния фактора на финансовый результат.

Современные реалии диктуют свои условия анализа данных, в том числе и факторного. Специалисты в этой области вынуждены разрабатывать и предлагать также новые методики отбора факторов. В связи с этим, необходимо выделить работу Аниты Бай (AnitaBai) и СватиХиры (SwatiHira) [18], в которой они описывают основные принципы факторного анализа и используют этот метод для комплексного анализа и оценки экономического развития 20 стран по 21 отобранному экономическому показателю.

Методика отбора факторов и определение их значимости в величине финансового результата является нетривиальным процессом и требует не только качественной, но и количественной оценки. Состав выбираемых факторов влияет на архитектуру нейронной сети, количество синаптических связей, построение причинноследственных связей, обучение нейронной сети. Правильный подбор факторов влечет за собой построение нейронной сети, архитектура которой отражает процессы, реально происходящие в компании, обеспечивает отсеивание ненужной (неважной) входящей информации. В итоге имеет место экономия машинных и временных ресурсов.

В распоряжении исследователей имеется ряд традиционно используемых алгоритмов отбора факторов: корреляционный и регрессионный анализ, метод главных компонент, метод включений и исключений и др. Так, достаточно эффективным методом для выбора факторов является корреляционный анализ при исследовании взаимозависимостинескольких признаков. Если необходимо уменьшить число

исследуемых признаков, ограничиться изучением наиболее информативно значимых факторов, то хорошие результаты можно получить с помощью метода главных компонент [19]. Следует заметить, что вопросы сжатия информации были успешно исследованы в восьмидесятых годах прошлого столетия в диссертации Мыльникова А.А. [20].Особенность его подхода состоит в том, что предлагаемый им метод не требует наличия нормального распределения.

Предлагаем авторскую поэтапную процедуру отбора факторов в модель, построенную на базе нейронной сети.

Отбор факторов, оказывающих влияние на финансовое положение компании, методом экспертной оценки. Каждая переменная выражена в виде линейной комбинации основных общих факторов с сопровождающим вектором ошибок для учета той части переменной, которая является уникальной(формула 9):

$$y = \lambda_1 f_1 + \lambda_2 f_2 + ... + \lambda_m f_m + \varepsilon$$
 (9) где y — результативный показатель; $\lambda_1 ... \lambda_m$ — весовые коэффициенты; $f_1 ... f_m$ — факторные показатели; ε — вектор ошибок.

Оценка обоснованности и достоверности данных. Для этого использовано программное обеспечение SPSSStatistics. Степень согласованности результатов измерений (надежность) оценена **Cronbach'sAlpha.** Обоснованность определена Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) для общего набора данных и Bartlett'stestofSphericity.

Расчет матрицы коэффициентов корреляции всех факторов. Для этого использовано программное обеспечение SPSS. На основании матрицы коэффициентов корреляции определена степень коррелированности факторов. Если факторы имеют сильную кор-

реляцию, то некоторые из них необходимо исключить.

В качестве инструмента исключения факторов использован метод главных компонент. На этом этапе выделены факторы, которые представляют и отождествляют весь объем информации. Остальные факторы отсеиваются.

Предложенная методика отбора факторов эффективно опробована в реально функционирующих компаниях. Использованный при этом современный статистический пакет программ «SPSS Statistics» упрощает анализ данных и отбор факторов.

Заключение

Подводя итог, отметим, что основным достоинством предложенной модели является возможность: связать множество факторов и финансовый результат в виде вероятности получения удовлетворительного финансового результата при различных комбинациях прямых и косвенных факторов; отслеживать изменения результирующего показателя путем изменения входных данных в режиме онлайн; строить прогнозы будущих периодов; автоматизировать процесс обучения; осуществлять мониторинг общего состояния компании.

Немаловажно, что разработанная модель отвечает требованиям актуальной идеи управления по ключевым показателям эффективности (КРІ), широко освещенной в профессиональной литературе по контроллингу, например,[21]. Возможности предложенной модели позволяют реализовать многовариантный подход к составлению соответствующей управленческой отчетности, необходимой для принятия своевременных и адекватных решений исходя из стратегии развития компании. Снижается трудоемкость подготовки управленческих решений, повышается качество и скорость их принятия.

Литература

- 1. *Булыга Р.П., Мельник М.В.* Аудит бизнеса. ред. Р.П. Булыги. М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2013. 263 с.
- 2. *Казакова К.А.* Моделирование банковского резерва на покрытие кредитных потерь: аспект панельных данных // Финансы и кредит. 2015. № 21 (645). С. 44—56.
- 3. *Пласкова Н.С.* Стохастическое моделирование и оценка результативности деятельности коммерческой организации // Управленческий учет. 2014. № 7. С. 59–67.
- 4. *Фрэнсис Гальтон*. Наследственность таланта: Законы и последствия. М.: Мысль, 1996. 269 с.
- 5. Steven B. Caudill, Fernando C. Zanella, Franklin G. Mixon. Is Economic Freedom One Dimensional? A Factor Analysis of Some Common Measures of Economic Freedom. Journal of economic development. 2000. No. 1. Volume 25.
- 6. *Адамов В.Е.* Факторный индексный анализ (Методика и проблемы). М.: Статистика, 1977. 200 с.
- 7. *Бариленко В.И.* Бизнес-анализ как основа управления устойчивым развитием корпораций. Менеджмент и бизнес-администрирование. 2014. № 4. С. 130–135.
- 8. Фомин В.П. Фомин П.В. Аналитическая составляющая успешного управления финансовыми результатами (концептуальный аспект). Экономический анализ: теория и практика. 2015. № 31. С. 13—25.
- 9. Фомин В.П. Фомин П.В. Аналитическая составляющая успешного управления финансовыми результатами (практический аспект). Экономический анализ: теория и практика. 2015. № 36. С. 12–26.
- 10. Шеремет А.Д., Негашев Е.В. Методика финансового анализа деятельности коммерческих организаций. М.: ИНФРА-М, 2008. 208 с.
- 11. *Мак-Каллок У.С., Питте В.* Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности. Автоматы. Под ред. К. Э. Шеннона и Дж. Маккарти. М.: Изд-во иностр. лит., 1956. С. 363—384. (Перевод английской статьи 1943 г.).
- 12. *Никифорова Н.А., Донцов Е.В.* Применение нейросетевого моделирования для прогнозирования финансового состояния предприятия // Управленческий учет. 2011. № 4. С. 36—46.
- 13. *Романовский А.В.* О применении искусственных нейронных сетей для прогнозирования финансовых показателей предприятия // Аудит и финансовый анализ. 2013. № 2. С. 363—370.
- 14. Kurochkina I., Shuvalova E., Mamatova L., Kalinin I. Analysis model of the company's financial performance based on neural network. In: 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

References

- 1. Bulyga R.P., Mel'nik M.V. Audit biznesa. Ed. R.P. Bulygi. Moscow: YuNITI-DANA, 2013. 263 p. (In Russ.)
- 2. *Kazakova K.A.* Modelirovanie bankovskogo rezerva na pokrytie kreditnykh poter': aspekt panel'nykh dannykh. Finansy i kredit. 2015. No. 21 (645). P. 44–56. (In Russ.)
- 3. *Plaskova N.S.* Stokhasticheskoe modelirovanie i otsenka rezul'tativnosti deyatel'nosti kommercheskoy organizatsii. Upravlencheskiy uchet. 2014. No. 7. P. 59–67. (In Russ.)
- 4. *Frensis Gal'ton*. Nasledstvennost' talanta: Zakony i posledstviya. Moscow: Mysl', 1996. 269 p. (In Russ.)
- 5. Steven B. Caudill, Fernando C. Zanella, Franklin G. Mixon. Is Economic Freedom One Dimensional? A Factor Analysis of Some Common Measures of Economic Freedom. Journal of economic development. 2000. No. 1. Volume 25.
- 6. Adamov V.E. Faktornyy indeksnyy analiz (Metodika i problemy). Moscow: Statistika, 1977. 200 p. (In Russ.)
- 7. *Barilenko V.I.* Biznes-analiz kak osnova upravleniya ustoychivym razvitiem korporatsiy. Menedzhment i biznes-administrirovanie. 2014. No. 4. P. 130–135. (In Russ.)
- 8. Fomin V.P. Fomin P.V. Analiticheskaya sostavlyayushchaya uspeshnogo upravleniya finansovymi rezul'tatami (kontseptual'nyy aspekt). Ekonomicheskiy analiz: teoriya i praktika. 2015. No. 31. P. 13–25. (In Russ.)
- 9. Fomin V.P. Fomin P.V. Analiticheskaya sostavlyayushchaya uspeshnogo upravleniya finansovymi rezul'tatami (prakticheskiy aspekt). Ekonomicheskiy analiz: teoriya i praktika. 2015. No. 36. P. 12–26. (In Russ.)
- 10. Sheremet A.D., Negashev E.V. Metodika finan-sovogo analiza deyatel'nosti kommercheskikh organizatsiy. Moscow: INFRA-M, 2008. 208 p. (In Russ.)
- 11. *Mak-Kallok U.S., Pitts V.* Logicheskoe ischislenie idey, otnosyashchikhsya k nervnoy aktivnosti. Avtomaty. Ed. K. E. Shennona i Dzh. Makkarti. Moscow: Izd-vo inostr. lit., 1956. P. 363—384. (Translated in 1943). (In Russ.)
- 12. *Nikiforova N.A., Dontsov E.V.* Primenenie neyrosetevogo modelirovaniya dlya prognozirovaniya finansovogo sostoyaniya predpriyatiya. Upravlencheskiy uchet. 2011. No. 4. P. 36–46. (In Russ.)
- 13. Romanovskiy A.V. O primenenii iskusstvennykh neyronnykh setey dlya prognozirovaniya finansovykh pokazateley predpriyatiya. Audit i finansovyy analiz. 2013. No. 2. P. 363–370. (In Russ.)
- 14. Kurochkina I., Shuvalova E., Mamatova L., Kalinin I. Analysis model of the company's financial performance based on neural network. In: 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

- 15. *Хайкин Саймон*. Нейронные сети: полный курс. 2-е издание. Пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.
- 16. М. Тим Джонс. Программирование искусственного интеллекта в приложениях. Пер. с англ. Осипов А. И. М.: ДМКПресс, 2011. 312 с.
- 17. Доклад РСПП «О состоянии делового климата в России в 2016 году». URL: http://media.rspp.ru/document/1/f/9/f9c2ca5f8cd104f8d5 d40f2a7b50fced.pdf
- 18. Anita Bai, Swati Hira, P. S. Deshpande. An Application of Factor Analysis in the Evaluation of Country Economic Rank. ProcediaComputerScience.2015. No. 54. pp. 311—317, DOI: 10.1016/j.procs.2015.06.036.
- 19. Дарда Е.С., Устинов Е.А. Факторы развития фондового рынка Российской Федерации: статистическая оценка // Инновации и инвестиции. 2016. № 10. С. 70—78.
- 20. *Мыльников А.А.* Методы исследования структуры статистической информации в АСГС: дис. канд. эк. наук: 08.00.13. М., 1984. 181 с.
- 21. Φ алько С.Г. Контроллинг для руководителей и специалистов // Финансы и статистика. 2008. 272 с.

- 15. *Khaykin Saymon*. Neyronnye seti: polnyy kurs. 2nd ed. Translated from Eng. Moscow: Izdatel'skiy dom «Vil'yams», 2006. 1104 p. (In Russ.)
- 16. Moscow Tim Dzhons. Programmirovanie iskusstvennogo intellekta v prilozheniyakh. Per. s angl. Osipov A. I. Moscow: DMKPress, 2011. 312 p. (In Russ.)
- 17. Doklad RSPP «O sostoyanii delovogo klimata v Rossii v 2016 godu». URL: http://media.rspp.ru/document/1/f/9/f9c2ca5f8cd104f8d5d-40f2a7b50fced.pdf (In Russ.)
- 18. Anita Bai, Swati Hira, P. P. Deshpande. An Application of Factor Analysis in the Evaluation of Country Economic Rank. ProcediaComputerScience. 2015. No. 54. pp. 311–317, DOI: 10.1016/j.procs.2015.06.036.
- 19. *Darda E.S., Ustinov E.A.* Faktory razvitiya fondovogo rynka Rossiyskoy Federatsii: statisticheskaya otsenka. Innovatsii i investitsii. 2016. No. 10. P. 70–78. (In Russ.)
- 20. *Myl'nikov A.A.* Metody issledovaniya struktury statisticheskoy informatsii v ASGS: dis. kand. ek. nauk: 08.00.13. Moscow, 1984. 181 P. (In Russ.)
- 21. *Fal'ko S.G.* Kontrolling dlya rukovoditeley i spetsialistov. Finansy i statistika. 2008. 272 p. (In Russ.)

Сведения об авторах

Ирина Петровна Курочкина

Д.э.н., доцент, профессор кафедрой бухгалтерского учета, анализа и аудита ЯрГУ им. П.Г. Демидова, Ярославль, Россия Эл. почта: ipkurochkina@yandex.ru Тел.: (906) 639-25-55

Илья Игоревич Калинин

Аспирант кафедры бухгалтерского учета, анализа и аудита ЯрГУ им. П.Г. Демидова, Ярославль, Россия Эл. почта: 472783@mail.ru
Тел.: (960) 526-28-91

Людмила Александровна Маматова

К.э.н., доцент кафедры бухгалтерского учета, анализа и аудита

ЯрГУ им. П.Г. Демидова,

Ярославль, Россия

Эл. noчma: ludm.mamatova@yandex.ru

Тел.: (905) 131-07-77

Елена Борисовна Шувалова

Д.э.н., профессор, профессор кафедры финансового менеджмента РЭУ им. Г.В. Плеханова, Москва, Россия Эл. почта: shuvalova.eb@rea.ru

Тел.: (916) 695-78-24

Information about the authors

Irina P. Kurochkina

Dr. Sci. (Economics), Associate Professor, Professor of the Department of Accounting, Analyses and Audit P.G. Demidov Yaroslavl State University,

Yaroslavl, Russia

E-mail: ipkurochkina@yandex.ru

Tel.: (906) 639-25-55

Ilya I. Kalinin

Postgraduate

P.G. Demidov Yaroslavl State University,

Yaroslavl, Russia

E-mail: 472783@mail.ru Tel.: (960) 526-28-91

Lyudmila A. Mamatova

Cand. Sci. (Economics), Associate Professor of the Department of Accounting, Analyses and Audit P.G. Demidov Yaroslavl State University,

Yaroslavl, Russia

E-mail: ludm.mamatova@yandex.ru

Tel.: (905) 131-07-77

Elena B. Shuvalova

Dr. Sci. (Economics), Professor, Professor of the Department of Financial Management Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia

E-mail: shuvalova.eb@rea.ru

Tel.: (916) 695-78-24