

УДК 330.46

DOI: 10.17586/2310-1172-2022-17-3-156-163

Научная статья

Методика обучения нейронной сети для поддержки принятия решений в различных задачах менеджмента

Канд. экон. наук **Шимохин А.В.** schimokhin@yandex.ru

Болтовский С.Н. sn.boltovskiy@omgau.org

Омский государственный аграрный университет им П.А. Столыпина
644008, Россия, г. Омск, Институтская площадь, 1

В современном мире it-технологии прочно внедрились в бизнес-процессы организации, которые позволяют освободить персонал от рутинных операций, а последние достижения it-технологий стали еще интеллектуальнее. В основном развитие интеллектуальной поддержки бизнес-процессов происходит за счет развития таких технологий как, например, большие данные, нейронные сети и другие. Особый интерес представляют нейронные сети, которые обладают способностью самообучаться, используя опыт экспертов в решении той или иной задачи в бизнесе, маркетинге и др. Описаны преимущества нейронных сетей над классическими линейными и нелинейными методами статистики. Рассмотрен круг задач менеджмента, при которых нейронные сети могут обеспечить интеллектуальную поддержку в вопросах выбора поставщика, аутсорсинге, оценки риска-банкротства. Предложена методика обучения нейронной сети, выполняющей интеллектуальную поддержку при решении задач менеджмента. Приведены известные модели для оценки риска-банкротства различных типов предприятий. На основании этих моделей и предложенной методики была разработана и обучена нейронная сеть, которая, принимая на вход значения оборотного капитала, активов, чистой прибыли, собственного капитала и выручки за определённый период, которая может прогнозировать риск – банкротства. Сеть способна выполнить классификацию предприятия, имеющего финансово устойчивое, нестабильное состояние или же высокий риск банкротства. В результате была создана и обучена нейронная сеть для интеллектуальной поддержки при прогнозировании риска-банкротства предприятия. Полученная нейронная сеть состоит из 2-ух скрытых слоев, первый содержит пятьдесят нейронов, второй - десять. Предоставлен граф данной сети. В качестве функции активации использовался гиперболический тангенс.

Ключевые слова: нейросетевое моделирование, риск-банкротства, Python, модели оценки риска банкротства.

Scientific article

Expert method and neural networks for assessing the risk of bankruptcy of an enterprise

Ph.D. **Shimokhin A.V.** Schimokhin@yandex.ru

Boltovsky S.N. sn.boltovskiy@omgau.org

Omsk State Agrarian University named after P.A. Stolypin
644008, Russia, Omsk, Institutskaya square, 1

In the modern world, IT technologies have firmly taken root in the business processes of an organization, which allow the staff to be freed from routine operations, and the latest achievements of IT technology are even more intelligent. Basically, the development of intellectual support for business processes occurs due to the development of such technologies as, for example, more data, neural networks and others. Of particular interest are neural networks that have the ability to self-learn using the experience of experts in solving a particular problem in business, marketing, etc. The advantages of neural networks over classical linear and nonlinear methods of statistics are described. The range of management tasks is considered, in which neural networks can provide intelligent support in matters of supplier selection, outsourcing, bankruptcy risk assessment. A technique for training a neural network that performs intellectual support in solving management problems is proposed. Known models for assessing the risk of bankruptcy of various types of enterprises are given. Based on these models and the proposed methodology, a neural network was developed and trained, which, taking as input the values of working capital, assets, net profit, equity and revenue for a

certain period, can predict the risk of bankruptcy. And classify the business as financially sound, unstable, or at high risk of bankruptcy. As a result of the creation and training of a neural network for intelligent support in predicting the risk of bankruptcy of an enterprise. The resulting neural network consists of 2 hidden layers, the first contains fifty neurons, the second ten. A graph of this network is provided. The hyperbolic tangent was used as the activation function

Keywords: neural network modeling, bankruptcy risk, Python, bankruptcy risk assessment models.

Введение

Объём информации в современном мире увеличивается все большими темпами. Для работы и управления таким количеством данных использование традиционных методов становится неэффективным. В данных условиях актуальным является разработка и применение современных цифровых технологий с целью повышения эффективности различных управленческих решений. Стоит отметить, что большое количество методов, используемых для повышения эффективности управления предприятиями основаны на линейных моделях. Следует обратить внимание, что увеличивается количество проектов успешного повышения эффективности управления предприятиями за счёт применения нейронных сетей в задачах растёт. Следует отметить успехи применения нейронных сетей для решения большого числа практических финансово-экономических задач. Благодаря нейронным сетям, повышается уровень качества и скорость обработки большого потока данных, что, например, поможет оценить риск банкротства предприятия. Применение нейронных сетей в различных задачах менеджмента обусловлено некоторыми преимуществами над распространёнными методами статистики. Нейронные сети создают и применяют нелинейные зависимости, которые являются более эффективными, по сравнению с линейными методами статистики. Нейронные сети могут создать поверхность высокого порядка, по сравнению с распространённым методом статистики – байесовского классификатора, который создает поверхность второго порядка. Также стоит отметить, что нейронные сети обучаются по всей выборке данных, при этом не фрагментируют её, за счёт чего повышается адекватность работы нейронных сетей.

Современный уровень применения нейронных сетей в управлении предприятиями

В японской страховой компании Fukoku Mutual Life Insurance вместе с IBM создает нейронную сеть для анализа медицинских сертификатов, учета количества посещений поликлиник, операций и прочие факторы, влияющие на условия страхования клиентов. Предполагается, что технология нейронной сети увеличит эффективность установления условий страхования на 30% [1]. Также можно отметить, что нейронные сети эффективно помогают выявлять возможные случаи мошенничества. Например, компания PayPal разработала систему для противоборства отмыванию денег. Благодаря чему, случаи мошеннических транзакций в данной компании упали до 1%, в то же время как общепринятый стандарт в финансовом секторе составляет около 1,3%.

Нейронная сеть также используется для повышения эффективности работы рекомендаций в различных онлайн-магазинах и сервисах. Нейронные сети изучают поведение посетителей сайтов и определяют вероятность приобретения того или иного продукта. За счет этой технологии Amazon получил 35% продаж, YouTube добился того, что 70% видео просматриваются за счет для рекомендаций контента пользователям. Алгоритм Yandex Data Factory, использующий нейронную сеть способен прогнозировать результат промоакций на изменения объема продаж товаров. Данный алгоритм, как показывает практика, на основе анализа истории продаж, ассортимента магазина и др., смог создать 87% точных прогнозов. Последнее время растет количество работ по изучению способности нейронных сетей анализировать естественный язык, данная способность применяется в разработках современных чат-ботов. Это позволяет сократить затраты на колл-центры. Такой алгоритм уже создан и работает в приемной Правительства Москвы, обрабатывая около 5% запросов.

В работах [2] изучены возможности нейронных сетей анализировать данные о поставщиках и определять наиболее надежного поставщика, выбирать процессы организации для передачи на аутсорсинг, классифицировать положительные и отрицательные отзывы о поставщиках.

Таким образом, нейронные сети постепенно находят задачи, которые могут решать в сфере организации и экономики предприятий. Данный перечень задач постепенно расширяется, и технология уже может решать не только рутинные задачи, но и творческие и управленческие, такие как отбор поставщиков, анализ отзывов, решение о аутсорсинге. В данных условиях актуальным становится создание единого и эффективного подхода – методики обучения нейронной сети для решения различных задач в сфере экономики и менеджмента. В исследованиях нейронных сетей, известны также работы [3], которые доказали эффективность нейронных сетей при анализе макроэкономических показателей. Авторы [4] разработали нейронную сеть, которая способна анализировать тренды в фондовом рынке, а Jorion P. – прогнозировать курса валют. В работе [5] приводится методика, основанная на многокритериальном решении с применением нейронной сети. Автор [6] провел анализ

различных моделей нейронных сетей используемых в анализе временных рядов. В работе [12] исследовалось применение нейронной сети для интеллектуальной поддержки принятия управленческих решений. Обучаемость нейронной сети является преимуществом среди других методов, применяемых для повышения эффективности управления при решении различных задачах экономики и менеджмента [7]. Также можно выделить различные работы в области совершенствования методов интеллектуального анализа и получения информации из различных массивов данных. Например, метод «Text Mining», одна из задач которого – извлечение ключевой информации из текстовых файлов [8]. Авторы [8-9] считают, что для реализации данного метода необходимо применять нейронную сеть. Реализация данного метода может применяться для поиска необходимой информации при решении определенных задач в сферах экономики или менеджмента. Известны работы в области разработки интеллектуальной поддержки принятия решений в фондовых рынках на основе нейронной сети [10], разработки методике, основанной на нейронной сети, позволяющей рассчитать оптимальный график поступления материальных ресурсов, управлять запасами предприятий [11]. Для повышения эффективности экспресс анализа деятельности предприятия, были преодолены ограничения классических методов статистики (высокая сложность, ориентирование на длительные временные ряды) путем разработки математических моделей, методов, эффективных алгоритмов, средств анализа и прогнозирования нестационарных временных рядов малой и средней длины, а так же стационарных временных рядов малой длины на основе нечеткой логики [12]. В работе [13] разработана система поддержки принятия решений для повышения эффективности управления сетью фирменного сервиса автомобилестроительного предприятия, однако в данной работе решены проблемы управления сервисом только дилера транспорта, но не рассмотрено комплексное решение задач предприятия при управлении техническим сервисом сельскохозяйственной техники и транспорта.

В работах [2,14] рассматривалась возможность применять нейронную сеть для выбора поставщиков услуг по набору критериев, которые определяли уровень его надежности. В основе обучения нейронной сети лежал экспертный метод. На основе которого были получены весовые коэффициенты критериев и построена модель свойств исследуемых объектов. В результате на основе полученных данных были выявлены наиболее оптимальные параметры нейронной сети для решения задачи по выбору поставщика автосервисных услуг. Обученная нейронная сеть классифицировала поставщиков в соответствии со знаниями экспертов. В работе [7] нейронную сеть обучили для решения вопроса менеджмента - принятие решения о передаче бизнес-процесса на аутсорсинг. В данном случае нейронная сеть была обучена на основе примеров суждений экспертов при различных значениях параметров, характеризующих бизнес-процесс. Нейронная сеть способна выполнять задачи классификации, прогнозирования значений параметров и другие. В рассмотренных случаях нейронная сеть выполняла задачу классификации. В первом примере она классифицировала поставщиков по уровням надежности [2], от «абсолютно надежный» до «абсолютно ненадежный». Во втором примере нейронная сеть классифицировала процессы по управленческому решению – «не выводить в аутсорсинг», «аутсорсинг». Таким образом для таких задач как прогнозирование цен, спроса и другое нейронная сеть работает, применяя прогнозирование на основе временного ряда. При выполнении задач выбора или принятия решений нейронная сеть выполняла классификацию объектов.

Методика обучения нейронной сети для поддержки решения в различных задачах менеджмента

Методика создания обучающей выборки для нейронной сети может основываться на экспертном методе, оценках экспертов их решений при тех или иных значениях параметров объекта. Тогда методика будет состоять из следующих этапов (рис. 1):

На первом этапе проводится экспертный метод, с оценкой «важности» параметров объекта создается модель свойств объекта на основе, которой моделируются свойства объекта при различных его параметрах, и создается обучающая выборка. Либо на основе мнений экспертов, по различным значениям параметров объекта создается обучающая выборка. В качестве объектов могут быть процессы, поставщики, персонал, отделы компании и др., характеризующие такими параметрами как «время работы на рынке», «стоимость», «себестоимость», «стаж» и другое. Известны также успешные примеры нейронных сетей, работающих с текстовыми данными, для решения различных задач в экономических задачах. При разработке нейронной сети, оценивающей поставщиков, по отзывам применялись две обучающие выборки отзывов – одна выборка содержала отрицательные отзывы, вторая положительные. В результате была получена нейронная сеть, способная оценить соотношение положительных и отрицательных отзывов, которая должна повысить объективность при выборе поставщиков услуг, за счет обработки большего объема данных. В данном случае обучение нейронной сети проводилось на обучающей выборке, созданной из отзывов клиентов, получивших услугу.

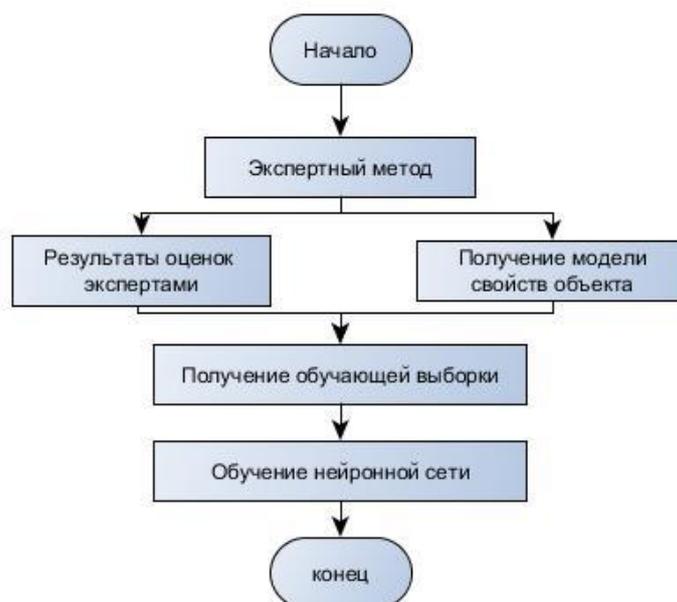


Рис. 1. Методика обучения нейронной сети для поддержки решения в различных задачах менеджмента

Методика создания обучающей выборки для обучения нейронной сети

Рассмотрим создание обучающей выборки для обучения нейронной сети с целью оценки риска банкротства. Для этого применим известные модели оценки риска-банкротства.

Существуют несколько моделей, позволяющие оценить риск банкротства. Одна из первых отечественных моделей – Беликова – Давыдовой [15]. Также эта модель известна как ИГЭА. Выглядит она следующим образом:

$$Z = 8,38 \cdot k_1 + 1 \times k_2 + 0,054 \cdot k_3 + 0,63 \cdot k_4 \quad (1)$$

где, k_1 – это отношение оборотного капитала к активу; k_2 – это отношение чистой прибыли к собственному капиталу; k_3 – это отношение выручки к активу; k_4 – это отношение чистой прибыли к себестоимости.

Модель была построена на выборках торговых предприятий, ставшими банкротами и финансово устойчивыми.

Данная модель имеет следующие границы интервалов, характеризующие предприятия по степени банкротства:

- Если $Z < 0$, то риск банкротства максимальный и составляет от 90% до 100%;
- Если $0 < Z < 0,18$, то риск банкротства высокий и составляет от 60% до 80%;
- Если $0,18 < Z < 0,32$, то риск банкротства средний и составляет от 35% до 50%;
- Если $0,32 < Z < 0,42$, то риск банкротства средний и составляет от 15% до 20%;
- Если $Z > 0,42$, то риск банкротства минимальный и составляет до 10%.

Рассмотрим модель оценки риска банкротства – модель профессора Савицкой [15]:

$$Z = 0,111 \cdot k_1 + 13,23 \cdot k_2 + 1,67 \cdot k_3 + 0,515 \cdot k_4 + 3,8 \cdot k_5 \quad (2)$$

где, k_1 – это отношение собственного капитала к оборотному активу; k_2 – это отношение оборотного капитала к капиталу; k_3 – это отношение выручки к среднегодовой величине активов; k_4 – это отношение чистой прибыли к активу; k_5 – это отношение собственного капитала к активу.

Для данной модели существует следующая оценка риска банкротства:

- риск банкротства отсутствует, если $Z > 8$;
- риск банкротства небольшой, если $5 < Z < 8$;
- риск банкротства средний, если $3 < Z < 5$;
- риск банкротства большой, если $1 < Z < 3$;

– риск банкротства максимальный, если $Z < 1$.

Другая модель Савицкой Г.В. создана для оценки финансового состояния предприятий АПК [15]:

$$Z = 1 - 0,98 \cdot k_1 - 1,8 \cdot k_2 - 1,83 \cdot k_3 - 0,28 \cdot k_4 \quad (3)$$

где, k_1 – это отношение оборотного капитала к активу; k_2 – это отношение выручки к собственному капиталу; k_3 – это отношение собственного капитала к активу; k_4 – это отношение чистой прибыли собственнй капитал.

Также известная и часто применяется модель профессор Зайцевой О.П.

$$K_{\text{факт}} = 0,25 \cdot k_1 + 0,1 \cdot k_2 + 0,2 \cdot k_3 + 0,25 \cdot k_4 + 0,1 \cdot k_5 + 0,1 \cdot k_6 \quad (4)$$

где, k_1 – это отношение прибыли на убыток до налогообложения к собственному капиталу; k_2 – это отношение кредиторской задолженности к дебиторской задолженности; k_3 – это отношение краткосрочных обязательств к наиболее ликвидным запасам; k_4 – это отношение прибыли до налогообложения к выручке; k_5 – это отношение заемного капитала к собственному капиталу; k_6 – это отношение активов к выручки.

Для оценки риска банкротства по этой модели необходимо сравнить фактическое значение интегрального показателя с нормативным.

$$K_{\text{норм}} = 1,57 + 0,1 \cdot k_6 \quad (5)$$

При условии $K_{\text{факт}} > K_{\text{норм}}$ высока роль банкротства предприятия. Если условие не выполняется, то роль невысока.

На основе модели (3) была построена обучающая выборка, фрагмент которой показан в табл. 1.

Данные были взяты из выписок по финансовой отчётности предприятий АПК в открытых источниках.

Таблица 1

Фрагмент, обучающей выборки

Оборотный Капитал, руб.	Активы руб.	Чистая прибыль руб.	Собственный капитал руб.	Выручка руб.	k_1	k_2	k_3	k_4	Параметр финансовой устойчивости Z	Вероятность банкротства
18591	12084	13943	8366	2746	1,5	0,32	0,69	1,6	-2,8321	финансово устойчивое предприятие
2252	22523	874	4504,	1061	0,1	0,23	0,2	0,1	0,05745	Нестабильное состояние предприятия
-2040	40804	102	-1020	1020	-0,05	-1	-0,02	-0,1	2,92275	Высокий риск банкротства предприятия

Разработка и обучение нейронной сети

На основе этой выборке, содержащей около 200 записей, была обучена и построена нейронная сеть в программном комплексе Deductor. В результате была получена нейронная сеть, которая смогла воспроизвести результаты в соответствии с обучающей выборкой, а также получить результаты по новым данным, которые не противоречили модели (3). Данная нейронная сеть содержит 2 скрытых слоя по 50 нейронов в первом слое 10 нейронов во втором нейронов. Граф данной сети показан на рис. 2. В качестве функции активации использовался гиперболический тангенс [1], так как некоторые входящие данные могут иметь отрицательные значения.

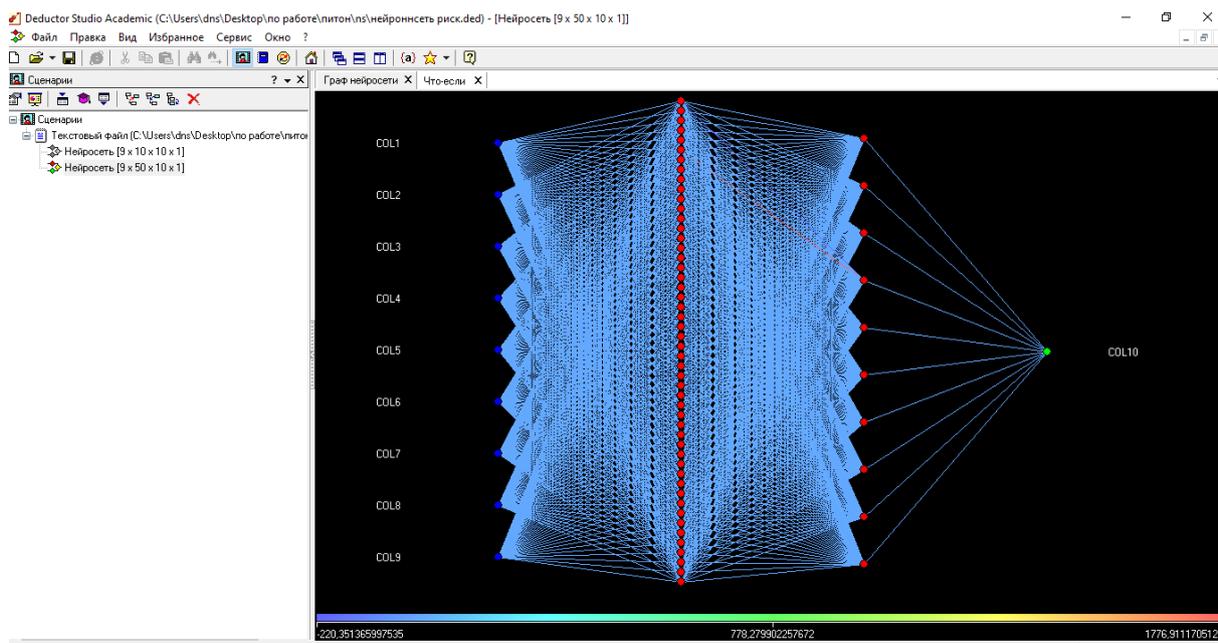


Рис. 2. Граф построенной нейронной сети

Для дальнейшей проверки работы нейронной сети использовалась среда разработки Python, в котором при помощи библиотек Keras и Tenslow была создана и обучена нейронная сеть с таким количеством слоев, нейронов и функцией активации (рис. 3).

```
In [5]: model = Sequential()
model.add(Dense(50,input_dim=9, activation='tanh')) # входной слой требует задать input_dim
model.add(Dense(10,activation='tanh'))
model.add(Dense(1))
```

Рис. 3. Фрагмент кода, создание нейронной сети

Пример проверки работы показан на рис. 4

```
In [17]: z=model.predict(tf.expand_dims([2300,4500,600,3000,600,0.511111111,0.2,0.666666667,0.2],axis=0))
print(z)

[[-1.1289295]]
```

Рис. 4. Проверка работоспособности разработанной и обученной нейронной сети

Входящими данными являются показателями для расчета коэффициентов модели (3), и сами коэффициенты, таким образом, нейронная сеть обучена по выборке, созданной с помощью известной модели. Для использования нейронной достаточно загрузить значения показателей из открытых источников, расчеты коэффициентов при этом могут выполняться программно, что не вызывает особой сложности. В результате может быть построена экспертная система на основе нейронной сети, которая позволяет обеспечивать интеллектуальную поддержку по различным вопросам для оптимального принятия решения в условиях отсутствия экспертов.

Данная методика обучения с помощью известных моделей свойств объекта или посредством применения экспертного метода показала свою эффективность обучения нейронной сети там, где недостаточно наблюдений

или их получение связано с большой длительностью во времени. Что может быть характерно для различных задач экономики.

Выводы

Рассмотренная методика обучения нейронной сети для решения задач экономики. Для решения данных задач требуется применения модели, описывающей свойства объект. На основании такой модели создается обучающая выборка, после чего проводится непосредственно обучение нейронной сети, при котором подбирается наиболее оптимальная архитектура, функции активации. При отсутствии модели, описывающей свойства объекта, предлагается применять экспертный метод, на основе мнений экспертов об объекте создается обучающая выборка с последующим обучением и построением нейронной сети. В статье, применяя данную методику, разработана и обучена нейронная сеть, которую можно применять для интеллектуальной поддержки прогнозирования риска-банкротства предприятия. Полученная нейронная сеть содержит два скрытых слоя, первый состоит из пятидесяти нейронов, а второй – десяти. Данная сеть выполняет классификацию предприятий по такому состоянию как: финансово устойчивое, нестабильное или высокого риска банкротства

Рассмотрен круг задач менеджмента, при котором могут применяться нейронные сети в качестве основы экспертной системы для интеллектуальной поддержки принятия решений в условиях отсутствия экспертов, что позволит повысить эффективность управления предприятием. К данным задачам определены – поддержка в выборе поставщика, их классификация по уровню надежности [2], семантическая оценка отзывов поставщиков в сети интернет, выбор процесса на аутсорсинг, оценка риск банкротства.

Литература

1. *Шимохин, А.В.* Семантический анализ отзывов о поставщиках на основе применения нейросетевой технологии / А.В. Шимохин // Каталог научных и инновационных разработок ФГБОУ ВО Омский государственный аграрный университет имени П.А. Столыпина : сборник материалов по итогам научно-исследовательской деятельности. – Омск : Омский государственный аграрный университет имени П.А. Столыпина, 2021. – С. 616-619. – EDN MTUJHR.
2. *S.M. Khairova, V.A. Kovalev, B.G. Khairov, A.V. Shimohin* Selecting service providers with neural networks: Evidence from car service providers // *Industrial Engineering and Management Systems*. 2019. Vol. 18. No 3. P. 454-462. DOI 10.7232/iems.2019.18.3.454. – EDN FLXQCS.
3. *McNelis P., McAdam P.* Forecasting Inflation with Forecast Combinations: Using Neural Networks in Policy. Complexity Hints for Economic Policy. 2007. P. 253–270. DOI: 10.1007/978-88-470-0534-1_13.
4. *Leandro S. Maciel, Rosangela Ballini* Neural networks applied to stock market forecasting: an empirical analysis. Learning and Nonlinear Models (L&NLM). Journal of the Brazilian Neural Network Society. 2010. Vol. 8. Iss. 1. P. 3–22. DOI: 10.21528/lmln-vol8-no1-art1.
5. *Abdullah L.* Fuzzy multi criteria decision making and its applications: a brief review of category. Procedia-social and behavioral sciences of the 9th international conference on cognitive science: 97. Kuching, Sarawak, Malaysia. 2013. P. 131–136.
6. *Lukas Falat* Quantitative Modeling in Economics with Advanced Artificial Neural Networks. Business Economics and Management Conference. 2015. Vol. 34. P. 194–203.
7. *Шимохин А.В.* Применение нейросетевого моделирования для принятия решения о передаче бизнес-процесса на аутсорсинг // *Фундаментальные исследования*. 2019. № 5. С. 160–166.
8. *Велихов П.* Машинное обучение для понимания естественного языка // *Открытые Системы. СУБД*. 2016. № 1. С. 18–21.
9. *Николаева Ю.В.* Методика нейросетевой классификации ситуаций на финансовых рынках и ее реализация в ИСППР // *Интеллектуальные системы в производстве*. 2017. Т. 15. № 2. С. 113-116. DOI 10.22213/2410-9304-2017-2-113-116.
10. *Ступак А.А.* Управление запасами с использованием нейронных сетей / А. А. Ступак // *Управление инвестициями и инновациями*. 2017. № 2. С. 92-100. DOI 10.14529/iimj170216.
11. *Бойко А.А., Пилюгина А.В.* Определение оптимального временного ряда для прогнозирования валютного курса с использованием нечеткой логики // *Математическое и компьютерное моделирование в экономике, страховании и управлении рисками*. 2016. № 1. С. 8-14.
12. *Макарова И.В., Хабибуллин Р.Г., Буйвол П.А., Козадаев Р.А.* Управление сетью фирменного сервиса автомобилей применением информационных технологий и принципов системности // *Инновационные информационные технологии*. 2013. № 2-2. С. 310-318.
13. *Виноградова Е.Ю.* Принципы выбора оптимальной топологии нейронной сети для поддержки принятия управленческих решений // *Управленец*. 2012. № 7 (35). С. 74–78.

14. Набадчикова В.А., Шевченко Д.В. Обоснование выбора методов и моделей прогнозирования банкротства // Теория права и межгосударственных отношений. 2021. Т. 2. № 2(14). С. 255-264.

References

1. Shimokhin, A.V. Semanticheskii analiz otzyvov o postavshchikakh na osnove primeneniya neirosetevoi tekhnologii / A.V. Shimokhin // Katalog nauchnykh i innovatsionnykh razrabotok FGBOU VO Omskii gosudarstvennyi agrarnyi universitet imeni P.A. Stolypina: sbornik materialov po itogam nauchno-issledovatel'skoi deyatel'nosti. – Omsk : Omskii gosudarstvennyi agrarnyi universitet imeni P.A. Stolypina, 2021. – S. 616-619.
2. S.M. Khairova, V.A. Kovalev, B.G. Khairov, A.V. Shimokhin Selecting service providers with neural networks: Evidence from car service providers // *Industrial Engineering and Management Systems*. 2019. Vol. 18. No 3. P. 454-462. DOI 10.7232/iems.2019.18.3.454.
3. McNelis P., McAdam P. Forecasting Inflation with Forecast Combinations: Using Neural Networks in Policy. *Complexity Hints for Economic Policy*. 2007. R. 253–270. DOI: 10.1007/978-88-470-0534-1_13.
4. Leandro S. Maciel, Rosangela Ballini Neural networks applied to stock market forecasting: an empirical analysis. Learning and Nonlinear Models (L&NLM). *Journal of the Brazilian Neural Network Society*. 2010. Vol. 8. Iss. 1. R. 3–22. DOI: 10.21528/lmln-vol8-no1-art1.
5. Abdullah L. Fuzzy multi criteria decision making and its applications: a brief review of category. *Procedia-social and behavioral sciences of the 9th international conference on cognitive science*: 97. Kuching, Sarawak, Malaysia. 2013. R. 131–136.
6. Lukas Falat Quantitative Modeling in Economics with Advanced Artificial Neural Networks. *Business Economics and Management Conference*. 2015. Vol. 34. R. 194–203.
7. Shimokhin A.V. Primenenie neirosetevogo modelirovaniya dlya prinyatiya resheniya o peredache biznes-protsessa na outsorsing // *Fundamental'nye issledovaniya*. 2019. № 5. S. 160–166.
8. Velikhov P. Mashinnoe obuchenie dlya ponimaniya estestvennogo yazyka // *Otkrytye Sistemy. SUBD*. 2016. № 1. S. 18–21.
9. Nikolaeva Yu.V. Metodika neirosetevoi klassifikatsii situatsii na finansovykh rynkakh i ee realizatsiya v ISPPR // *Intellektual'nye sistemy v proizvodstve*. 2017. Т. 15. № 2. S. 113-116. DOI 10.22213/2410-9304-2017-2-113-116.
10. Stupak A.A. Upravlenie zapasami s ispol'zovaniem neironnykh setei / A. A. Stupak // *Upravlenie investitsiyami i innovatsiyami*. 2017. № 2. S. 92-100. DOI 10.14529/iimj170216.
11. Boiko A.A., Pilyugina A.V. Opredelenie optimal'nogo vremennogo ryada dlya prognozirovaniya valyutnogo kursa s ispol'zovaniem nechetkoi logiki // *Matematicheskoe i komp'yuternoe modelirovanie v ekonomike, strakhovanii i upravlenii riskami*. 2016. № 1. S. 8-14.
12. Makarova I.V., Khabibullin R.G., Buivol P.A., Kozadaev R.A. Upravlenie set'yu firmennogo servisa avtomobileis primeneniem informatsionnykh tekhnologii i printsipov sistemnosti // *Innovatsionnye informatsionnye tekhnologii*. 2013. № 2-2. S. 310-318.
13. Vinogradova E.Yu. Printsipy vybora optimal'noi topologii neironnoi seti dlya podderzhki prinyatiya upravlencheskikh reshenii // *Upravlenets*. 2012. № 7 (35). S. 74–78.
14. Nabadchikova V.A., Shevchenko D.V. Obosnovanie vybora metodov i modelei prognozirovaniya bankrotstva // *Teoriya prava i mezhgosudarstvennykh otnoshenii*. 2021. Т. 2. № 2(14). S. 255-264.