Ars Administrandi (Искусство управления). 2023. Т. 15, № 1. С. 45–59.
Ars Administrandi. 2023. Vol. 15, no. 1, pp. 45–59.

Научная статья
УДК 338:004
https://doi.org/10.17072/2218-9173-2023-1-45-59

МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ ПРИ ПОМОЩИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Илья Алексеевич Бобков[1], **Анна Анатольевна Бурдина**[2], **Анна Александровна Нехрест-Бобкова**[3]✉

[1, 3] Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет), Москва, Россия

[2] Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Россия, annaburdina555@mail.ru, https://orcid.org/0000-0002-6983-0796

[1] bobkovilya93@yandex.ru, https://orcid.org/0000-0002-3516-6831

[3] nekhrest93@yandex.ru✉, https://orcid.org/0000-0002-8038-837X

Аннотация. Введение: современные политические и экономические условия неопределенности диктуют необходимость системного стратегического развития промышленных предприятий, а следовательно, и новых принципов управления производством. Функционирование предприятий, которые являются сложной экономической системой, сопровождается неопределенностью поведения как элементов самой системы, так и внешних факторов. Исключение неопределенности из моделирования экономических процессов не позволяет рассмотреть поведение объекта в реальных условиях, что влияет на прогнозирование развития системы. Использование нейронных сетей дает возможность получить количественную оценку влияния факторов неопределенности на предприятия. **Цель:** обзор методов количественной оценки уровня неопределенности, разработка нейросетевой модели неопределенности при принятии управленческих решений. **Методы:** нейросетевое моделирование. **Результаты:** разработан методический подход к построению нейросетевой модели оценки неопределенности для задачи перехода на производстве к инновационному материалу на предприятии авиационной промышленности. **Выводы:** использование нейронной сети целесообразно при отсутствии явных математических зависимостей. Нейросетевая модель без труда может быть адаптирована под различные факторы неопределенности на разных предприятиях.

Ключевые слова: принятие статистических решений, риск-множество, нейросети, анализ неопределенности, факторы неопределенности

Для цитирования: *Бобков И. А., Бурдина А. А., Нехрест-Бобкова А. А.* Моделирование неопределенности при помощи нейронных сетей // Ars Administrandi (Искусство управления). 2023. Т. 15, № 1. С. 45–59. https://doi.org/10.17072/2218-9173-2023-1-45-59.

Контент доступен по лицензии Creative Commons Attribution 4.0 International License
The content is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

© Бобков И. А., Бурдина А. А., Нехрест-Бобкова А. А., 2023

Original article

MODELING UNCERTAINTY USING NEURAL NETWORKS

Ilya A. Bobkov[1], **Anna A. Burdina**[2], **Anna A. Nekhrest-Bobkova**[3]✉

[1, 3] Moscow Aviation Institute (National Research University), Moscow, Russia

[2] Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russia, annaburdina555@mail.ru, https://orcid.org/0000-0002-6983-0796

[1] bobkovilya93@yandex.ru, https://orcid.org/0000-0002-3516-6831

[3] nekhrest93@yandex.ru✉, https://orcid.org/0000-0002-8038-837X

Abstract. Introduction: modern political and economic conditions of uncertainty dictate the need for a systematic strategic development of industrial enterprises, and, consequently, new principles of production management. The functioning of enterprises, which are a complex economic system, is accompanied by the behavior uncertainty of both the elements of the system itself and external factors. The elimination of uncertainty from the modeling of economic processes does not allow to consider the behavior of an object in real conditions, which affects the system development forecasting. The use of neural networks makes it possible to obtain a quantitative assessment of uncertainty factors influence on enterprises. **Aims:** review of methods for quantifying the uncertainty level as well as development of a neural network model of uncertainty in decision-making. **Methods:** neural network modeling. **Results:** methodological approach has been developed to the construction of a neural network model for assessing uncertainty for production transfer to innovative materials at an aviation industry enterprise. **Conclusions:** the use of a neural network for applicability is expedient in the absence of explicit mathematical dependencies. The neural network model can be easily adapted to various uncertainties in different enterprises.

Keywords: statistical decision-making, risk set, neural networks, uncertainty analysis, uncertainty factors

For citation: Bobkov, I. A., Burdina, A. A. and Nekhrest-Bobkova, A. A. (2023), "Modeling uncertainty using neural networks", *Ars Administrandi*, vol. 15, no. 1, pp. 45–59, https://doi.org/10.17072/2218-9173-2023-1-45-59.

ВВЕДЕНИЕ

Развитие предприятий авиационной промышленности основывается на разработке и внедрении в производство инновационных компонент авиационной техники. Это требует принятия управленческих решений, которые, в свою очередь, характеризуются некоторым уровнем неопределенности. Острой проблемой, с которой сталкиваются предприятия, является анализ неопределенности и эффективное управление ею.

Проблема количественной оценки является сложной и комплексной задачей, в настоящее время недостаточно освещенной в научной литературе. Понятие неопределенности встречается в разных областях науки, но существующие подходы к оценке неопределенности основаны на оценке параметров и закладывают в это понятие некоторую погрешность.

В рамках исследования авторы рассматривают методы количественной оценки уровня неопределенности и разрабатывают нейросетевую модель неопределенности при принятии управленческих решений.

МЕТОДОЛОГИЯ (ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ) ИССЛЕДОВАНИЯ

Современные исследователи трактуют понятие «неопределенность» следующим образом. Ученые К. Фрей, Д. Пенман и Л. Ханле и др., занимающиеся исследованием парниковых газов, рассматривают «неопределенность» как «недостаток знания истинного значения переменной, которая может быть описана как плотность распределения вероятности (ПРВ), характеризующий диапазон и вероятность возможных значений». По их мнению, неопределенность напрямую зависит от уровня компетентности аналитика, что, в свою очередь, «зависит от качества и количества применимых данных, так же как и от знания основных процессов и методов вывода» (Фрей и др., 2006, с. 3.8). Американский экономист Ф. Найт исследовал понятия риска и неопределенности и пришел к выводу, что неопределенностью следует называть непредсказуемый риск (Найт, 2003, с. 78).

Авторы настоящего исследования под неопределенностью понимают неоднозначность исхода или решения экономической ситуации. Данное определение является наиболее общим и позволяет предложить методику оценки уровня неопределенности на основе нейросетевого моделирования.

Согласно исследованиям ученых (Рымкевич, 1999; Милосердов и Герасимова, 2006; Корабейников и др., 2019; Drozdov et al., 2020, Stanton and Roelich, 2021) основными причинами неопределенности выступают:

– значительное количество объектов или элементов ситуации, характеризующихся большим числом параметров, которые требуют описания для управленческого решения;

– неточность информации и (или) ее недостаточный объем;

– недостаточный профессионализм лица, принимающего решения;

– ограничения при принятии решений;

– поведение и (или) реакция внешней среды на принятие решений.

Анализ неопределенности и эффективное управление ею являются острой проблемой, с которой сталкиваются предприятия.

Управление неопределенностью – это планирование, организация, мотивация, контроль формирования и реализация тактических и стратегических мероприятий по использованию фактора неопределенности в целях повышения эффективности функционирования предприятия.

Процесс анализа неопределенности необходим для исследования факторов и переменных, используемых при принятии управленческих решений, и направлен на внесение технического вклада путем количественной оценки неопределенности.

В общем случае анализ неопределенности начинается с концептуализации – набора предположений относительно структуры математической модели процесса и его методологического обеспечения. Концептуализация определяет потребность в информации, выраженной как в эмпирических данных, так и в полученных при помощи экспертной оценки (Иванилов и Лотов, 1979; Рыбников и Рыбников, 2012; Воронцовский и Дмитриев, 2014; Мадера, 2017).

Концептуализация продолжается разработкой соответствующей математической модели для оценки уровня неопределенности и сбором необходимых данных. Эти процессы тесно связаны, поскольку оказывают непосред-

ственное влияние друг на друга: сбор данных обусловливает использование необходимых наборов переменных, а создание модели, в свою очередь, требует сбора определенных данных.

Далее следует процесс количественной оценки неопределенностей в соответствии с выбранной методологией и математической моделью. Последняя может быть устроена таким образом, что выявляет неопределенность сразу нескольких факторов. Поэтому для установления единого общего показателя неопределенности необходимо провести процесс сочетания неопределенностей (рис. 1).

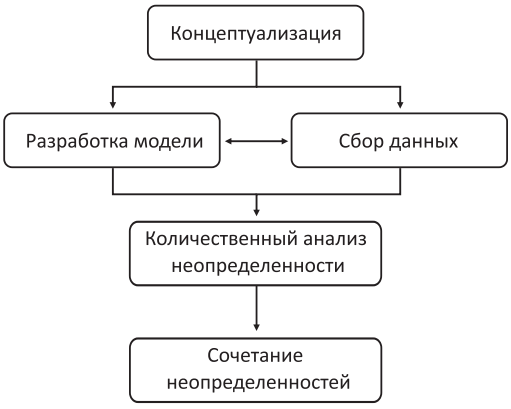


Рис. 1. Структура общего анализа неопределенности /
Fig. 1. Structure of a general uncertainty analysis

Источник: составлено авторами на основе (Куликова, 2014; Картвелишвили и Свиридова, 2017)

Общая неопределенность, выраженная в процентном соотношении, рассчитывается согласно уравнению:

$$U = \sqrt{u_1^2 + \cdots + u_n^2},$$

где U – неопределенность в процентах произведения величин;
u_i – неопределенности в процентах, связанные с каждой i-й величиной.

Сочетание неопределенностей при сложении и вычитании величин производится по следующей формуле:

$$U = \frac{\sqrt{(u_1 \cdot x_1)^2 + \cdots + (u_n \cdot x_n)^2}}{|x_1 + \cdots + x_n|},$$

где U– неопределенность в процентах произведения величин;
x_i – значения рассчитанных величин;
u_i – неопределенности в процентах, связанные с каждой i-й величиной.

Анализ неопределенностей методом Монте-Карло заключается в выборе случайных значений исследуемых параметров, их оценке в пределах соответствующих индивидуальных плотностей распределения вероятностей и в расчете соответствующих значений. Общая схема метода Монте-Карло для сочетания неопределенностей представлена на рисунке 2.

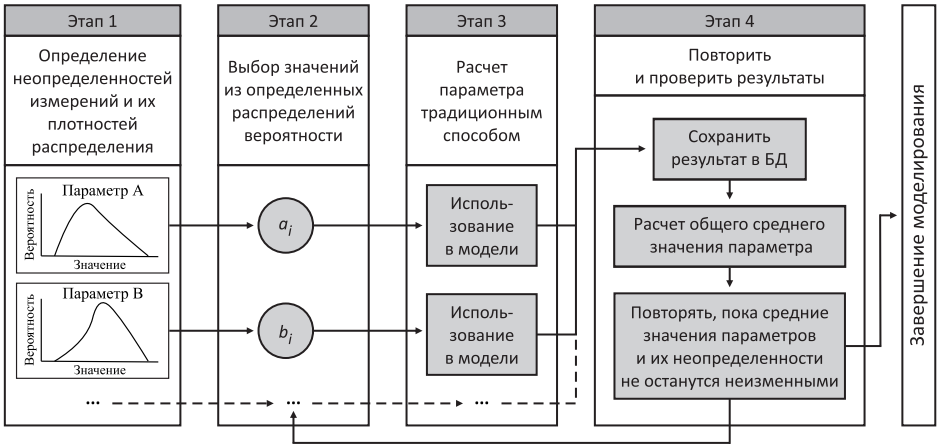


Рис. 2. Метод Монте-Карло для сочетания неопределенностей /
Fig. 2. Monte Carlo method for combining uncertainties

Источник: составлено авторами на основе (Джекел, 2004; Гефан и Пальчик, 2012; Рындина, 2010).

Этап 1: определение неопределенности параметров. Устанавливаются параметры оценки, а также при помощи статистических методов соответствующие им средние величины и плотности распределения вероятностей.

Этап 2: выбор реализации случайной величины. Происходит отбор входных величин. Последние представляют собой оценки, применяемые при расчетах в разработанной модели. Это начало итерационного процесса, который сходится к средней величине параметра и его неопределенности.

Этап 3: оценка параметров. Реализации случайных величин, выбранные на этапе 2, используются для моделирования результирующего параметра.

Этап 4: повторение и проверка результатов. Результаты моделирования величины сохраняются для дальнейшего перерасчета ее среднего значения и уровня ее неопределенности; проверяются условия окончания итерационного процесса.

Можно выделить несколько подходов к моделированию неопределенности.

1. Дифференциальные уравнения и стохастическое моделирование. Для моделирования принятия решений в условиях неопределенности используются различные математические теории и методы. Так, например, для составления моделей может применяться теория дифференциальных уравнений, методов оптимизации, случайных процессов и статистического моделирования. Теоретическая база данных методов обширна, применима индивидуально для каждого случая и позволяет произвести моделирование факторов неопределенности.

2. Теории игр и статистических решений. Теория игр является одним из разделов современной математики, цель которого – разработка методов выбора оптимальных стратегий в различных областях деятельности. В рамках данной теории неопределенность порождается антагонистическими интересами игроков, которые играют друг против друга. Ситуация моделируется набором стратегий *P* и *C* двух игроков и платежной матрицей *R*.

Теория статистических решений предполагает, что неопределенность порождается возможными состояниями внешней экономической среды, для выявления которых существует градация информационных ситуаций. Определение и классификация этих информационных ситуаций составляют фундамент теории принятия решений в условиях неопределенности (Рюмкин, 2012; Kochenderfer, 2015; Шабля и др., 2018; Kureychik and Safronenkova, 2018).

Любой из перечисленных подходов предполагает определение информационной ситуации. Информационная ситуация (ИС) – это степень градации неопределенности выбора внешней средой своих состояний из заданного множества, которой располагает орган управления в момент принятия решения. Данная градация представлена в таблице.

Таблица / Table

Градация информационных ситуаций / Gradation of information situations

Информационная ситуация	**Характеристики информационной ситуации**
ИС1	Характеризуется заданным распределением априорных вероятностей возможных состояний экономической среды
ИС2	Характеризуется заданным распределением вероятностей с неизвестными параметрами
ИС3	Характеризуется системами линейных отношений порядков, заданными на компонентах априорного распределения экономической среды
ИС4	Характеризуется неизвестным распределением вероятностей на элементах множества возможных состояний экономической среды
ИС5	Характеризуется антагонистическими интересами среды в процессе принятия решений
ИС6	Характеризуется «промежуточными» между ИС1 и ИС5 случаями выбора экономической средой своих возможных состояний
ИС7	Характеризуется нечетким множеством состояний экономической среды

Источник: составлено авторами на основе (Ремесник, 2020).

В рамках каждой ИС определяются чистые стратегии игрока, внешней среды и составляется платежная функция. Для составления чистых стратегий внешней среды необходимо найти распределение вероятностей ее состояний. С этой целью применяется принцип максимальной неопределенности Гиббса – Джейнса, согласно которому в качестве количественной меры неопределен-

ности поведения внешней среды возможно использовать натуральную энтропию Шеннона.

Значение энтропии Шеннона демонстрирует, как сильно отклонилась моделируемая система от упорядоченного состояния и насколько приблизилась к хаотичному. Малое значение энтропии говорит о структурированном, упорядоченном состоянии системы, а большое, напротив, показывает, насколько она дезорганизована и хаотична. Это характеризует полноту информации, которой обладает игрок.

Значение энтропии Шеннона вычисляется по формуле:

$$H = -\sum_{i=1}^{n} p_i \cdot log_2 p_i,$$

где H – информационная двоичная энтропия;

$\boldsymbol{n}$ – число состояний внешней среды;

p_i – вероятность того, что система находится в i-м состоянии.

Для оценки вероятностей состояний внешней среды q_i, о которых у игрока нет никаких сведений, используются последовательности Фишберна – арифметические или геометрические прогрессии, подчиняющиеся условиям нормировки $\sum_i q_i = 1$ и неотрицательности $q_i \geq 0, \forall i$.

Первая формула Фишберна (для арифметической прогрессии) имеет вид:

$$q_i = \frac{2(n-i+1)}{n(n+1)}, i = 1..n.$$

Вторая формула Фишберна (для геометрической прогрессии) имеет вид:

$$q_i = \frac{2^{n-i}}{2^n - 1}, i = 1..n.$$

Данные формулы позволяют вычислить точечные оценки состояний внешней среды и использовать их для определения энтропии Шеннона (Ремесник, 2020, с. 52).

Перед принятием любого решения руководители предприятий проводят оценку рисков и последствий своих решений. Любое решение сопряжено с риском и принимается на фоне некоторого уровня неопределенности. По этой причине возможна ситуация, когда решение вовсе не может быть принято.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Для минимизации уровня неопределенности при принятии управленческих решений авторами разработан следующий инструментарий.

Для моделирования процессов принятия решений в условиях неопределенности и разработки инструментария предлагается ввести функцию неопределенности $\varsigma(\bar{S}): R^n \to [0; 1]$, отображающую уровень неопределенности

в зависимости от тех или иных учитываемых факторов $S_i \in \bar{S}, i = 1..n$, которые поддаются количественному описанию.

Задача установить явную зависимость функции неопределенности от учитываемых факторов пока не имеет решения. Однако для построения первого приближения целесообразно использовать нейронные сети. Преимущество нейросетевой модели заключается в ее гибкости по отношению к разным ситуациям и адаптации к любой области хозяйственной деятельности. При адаптации нейросетевой модели под потребности какого-либо предприятия необходимо заново обучить нейронную сеть, используя соответствующий набор данных, и при этом нет необходимости менять ее архитектуру.

Для построения модели экономической неопределенности авторами предлагается использовать нейросетевой бинарный классификатор, который в результате своей работы определяет вероятность принадлежности входных данных к некоторому классу объектов (Нехрест-Бобкова и др., 2019; Бурдина и Нехрест-Бобкова, 2020; Гафаров и Галимянов, 2018; Вакуленко и Жихарева, 2018). В качестве входных данных возможно использование вектора факторов неопределенности $\bar{S} \epsilon R^n$, которые поддаются количественному описанию. Для количественного описания применимы не только статистические и аналитические методы, но и метод экспертных оценок.

Выходное значение работы нейросетевого бинарного классификатора выявляет уровень неопределенности, отвечающий заданным факторам, и выражает вероятность их принадлежности к риск-множеству.

Риск-множеством уровня α (RS_α) назовем такое множество векторов факторов неопределенности $\bar{S} \epsilon R^n$, для которых значение функции неопределенности $\varsigma(\bar{S}) \geq \alpha$. Установление риск-множества факторов неопределенности позволяет выделить значимые факторы, порождающие неопределенность, и оказать на них влияние с целью снижения ее уровня.

Анализ неопределенности зависит от конкретной задачи, поскольку в разных ситуациях учитываются разные факторы. В качестве примера авторами рассматривается задача минимизации неопределенности при принятии решения о переходе производства компонент авиационной техники на современные инновационные композитные материалы.

Требуется определить риск-множество уровня α=0,8, оценить уровень неопределенности при принятии данного решения и разработать рекомендации по ее минимизации.

Для упрощения и наглядности рассматривается задача с размерностью вектора факторов неопределенности n=2. Выделяются следующие факторы неопределенности:

S_1 – уровень увеличения цены на произведенное воздушное судно (в %);

S_2 – срок перехода на новый материал (месяцы).

Для обучения использовались исторические данные о переходах производителей на новые композитные материалы. Учитывались срок перехода и уровень изменения себестоимости производства. При этом, чтобы увеличить объем обучающей выборки, использовались данные прогнозов.

Для исследования была выбрана полносвязная нейронная сеть прямого распространения, архитектура которой представлена на рисунке 3.

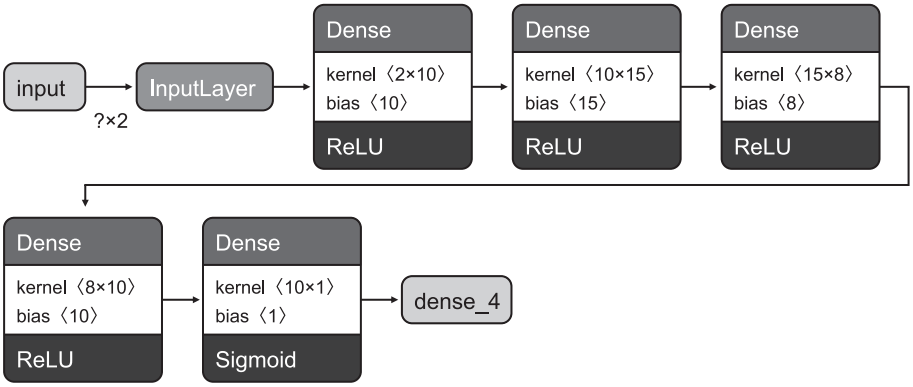


Рис. 3. Архитектура нейронной сети для моделирования неопределенности / Fig. 3. Neural network architecture for uncertainty modeling

Источник: составлено авторами на основе (Chollet, 2021).

Обучение модели проводилось при помощи оптимизатора Adam (adaptive moment estimation) с функцией потерь Binary Crossentropy. Было подобрано оптимальное число эпох, не приводящее к переобучению нейронной сети и минимизирующее функцию потерь (epochs = 50). На рисунке 4 представлен график обучения нейронной сети.

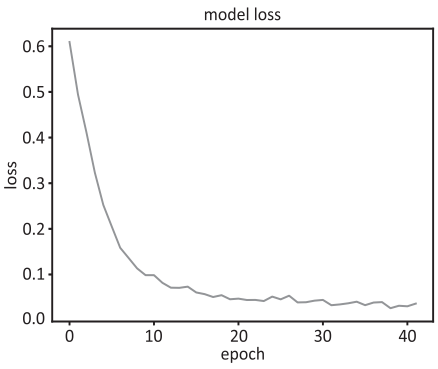


Рис. 4. График обучения нейронной сети / Fig. 4. Neural network training schedule

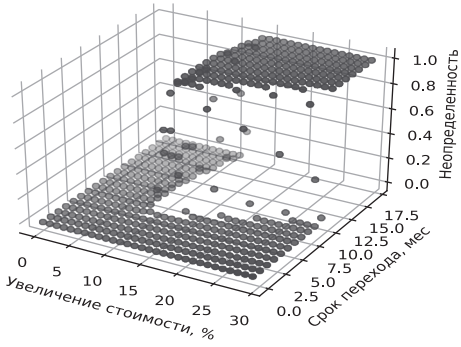


Рис. 5. Результаты нейросетевого моделирования в виде поверхности неопределенности / Fig. 5. Results of neural network modeling in the form of an uncertainty surface

Источник: собственные расчеты авторов.

Точность обученной модели для двух факторов неопределенности составила 96,5 %. Добавление новых факторов неопределенности в модель требует подготовки данных и повторного обучения нейронной сети.

Созданная нейросетевая модель позволяет оценить множество неопределенности при помощи построения поверхности неопределенности в зависимости от исследуемых параметров S_1 и S_2. На рисунке 5 представлены результаты нейросетевого моделирования для поставленной задачи.

Результаты моделирования позволяют определить критические значения рассматриваемых факторов неопределенности. Для данного примера область значений параметров $S_1 > 10$ (%) и $S_2 > 9$ (мес.) является риск-множеством уровня $\alpha = 0{,}8$. Согласно результатам моделирования, для минимизации неопределенности при принятии решения необходимо произвести переход на новый материал менее чем за 9 месяцев при увеличении себестоимости производства не более чем на 10 %.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, разработанная нейросетевая модель позволяет производить количественную оценку уровня неопределенности, что может послужить основой для выработки рекомендаций по принятию управленческих решений. Преимущества такого подхода по сравнению с аналитическими методами – гибкость и масштабируемость модели, быстрая адаптация к различным субъектам хозяйственной деятельности. Среди недостатков можно выделить зависимость от обучающей выборки, поскольку сбор необходимого для разработки адекватной нейросетевой модели объема данных является трудоемкой задачей. Отмечается, что нейронные сети позволяют решать задачи, которые сложно реализуемы классическими методами математического моделирования.

Список источников

Бурдина А. А., Нехрест-Бобкова А. А. Механизм оценки эффективности инновационных проектов на основе нейросетевых технологий // РИСК: Ресурсы, информация, снабжение, конкуренция. 2020. № 2. С. 44–50.

Вакуленко С. А., Жихарева А. А. Практический курс по нейронным сетям. СПб: Ун-т ИТМО, 2018. 71 с.

Воронцовский А. В., Дмитриев А. Л. Моделирование экономического роста с учетом неопределенности макроэкономических факторов: исторический обзор, проблемы и перспективы развития // Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика. 2014. № 2. С. 5–31.

Гафаров Ф. М., Галимянов А. Ф. Искусственные нейронные сети и их приложения. Казань: Изд-во Казан. ун-та, 2018. 121 с.

Гефан Г. Д., Пальчик Е. А. Моделирование случайных процессов и систем массового обслуживания методом Монте-Карло [Электронный ресурс] // Информационные технологии и проблемы математического моделирования сложных систем. 2012. № 10. С. 95–103. URL: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_24926643_59832284.pdf (дата обращения: 12.11.2022).

Джекел П. Применение методов Монте-Карло в финансах / Пер. с англ. И. Закарян. М.: Интернет-Трейдинг, 2004. 256 с.

Иванилов Ю. П., Лотов А. В. Математические модели в экономике. М.: Наука, 1979. 304 с.

Картвелишвили В. М., Свиридова О. А. Риск-менеджмент. Методы оценки риска. М.: ФГБОУ ВО «РЭУ им. Г. В. Плеханова», 2017. 120 с.

Корабейников И. Н., Смотрина О. С., Бережная Л. Ю. Риск-менеджмент. Оренбург: Оренбург. гос. ун-т, 2019. 172 с. [Электронный ресурс]. URL: http://

elib.osu.ru/bitstream/123456789/12093/1/100177_20190626.pdf (дата обращения: 12.11.2022).

Куликова Е. А. Риск-менеджмент. Екатеринбург: Изд-во УрГУПС, 2014. 259 с.

Мадера А. Г. Моделирование и оптимизация бизнес-процессов и процессных систем в условиях неопределенности // Бизнес-информатика. 2017. № 4. С. 74–82. https://doi.org/10.17323/1998-0663.2017.4.74.82.

Милосердов А. А., Герасимова Е. Б. Анализ рисков инвестиционно-финансовой деятельности: принципы классификации и построения моделей. Тамбов: Изд-во Тамб. гос. техн. ун-та, 2006. 80 с.

Найт Ф. Х. Риск, неопределенность и прибыль / Пер. с англ. М. Я. Каждана. М.: Дело, 2003. 359 с.

Нехрест-Бобкова А. А., Бурдина А. А., Геращенко Н. Н. Совершенствование процедуры контроллинга финансового результата с помощью нейросетевого моделирования // Экономика и предпринимательство. 2019. № 6. С. 703–706.

Ремесник Е. С. Методы и модели принятия статистических решений в условиях неопределенности: дис. ... канд. экон. наук. М.: Федер. исслед. центр «Информатика и управление» РАН, 2020. 168 с.

Рыбников А. М., Рыбников М. С. Моделирование неопределенности и риска при формировании инвестиционной стратегии // Ученые записки Таврического национального университета имени В. И. Вернадского. Серия: Экономика и управление. 2012. Т. 25, № 3. С. 184–189.

Рымкевич В. В. Неопределенность в экономике и формы ее проявления // Вестник Белорусского государственного экономического университета. 1999. № 4. С. 46–52.

Рындина С. В. Экономико-математическое моделирование. Ч. 2: Теория игр. Сетевое планирование и управление. Системы массового обслуживания. Пенза: Изд-во ПГПУ им. В. Г. Белинского, 2010. 144 с.

Рюмкин В. И. Игры против природы. Томск: Том. гос. ун-т, 2012. 54 с.

Фрей К., Пенман Д., Ханле Л. и др. Неопределенности [Электронный ресурс] // Руководящие принципы национальных инвентаризаций парниковых газов МГЭИК, 2006 Т. 1: Общие руководящие указания и отчетность. С. 3.1–3.77. URL: https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp//public/2006gl/russian/pdf/1_Volume1/V1_3_Ch3_Uncertainties.pdf (дата обращения: 15.11.2022).

Шабля Ю. В., Кручинин Д. В., Давыдова Е. М. и др. Теория игр и исследование операций: методические указания для выполнения лабораторных работ. Томск: В-Спектр, 2018. 80 с.

Chollet F. Deep learning with Python. 2nd ed. New York: Manning Publications Co, 2021. 504 p.

Drozdov N. A., Kuzina E. L., Vasilenko M. A. et al. The system approach to making management decisions under uncertainty // European Proceedings of Social and Behavioural Sciences. 2020. Vol. 107. P. 2630–2639. http://doi.org/10.15405/epsbs.2021.05.351.

Kochenderfer M. J. Decision making under uncertainty: Theory and application. London, Cambridge: The MIT Press, 2015. 352 p.

Kureychik V. M., Safronenkova I. B. Decision-making under criteria uncertainty // Journal of Physics: Conference Series. 2018. Vol. 1015, № 4. Art. № 042053. http://doi.org/10.1088/1742-6596/1015/4/042053.

Stanton M. C. B., Roelich K. Decision making under deep uncertainties: A review of the applicability of methods in practice // Technological Forecasting and Social Change. 2021. Vol. 171. Art. № 120939. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120939.

Информация об авторах

И. А. Бобков – соискатель кафедры «Инновационная экономика, финансы и управление проектами» ФГОБУ ВО «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)», 125993, Россия, г. Москва, Волоколамское ш., 4

SPIN-код (РИНЦ): 5027-1247

AuthorID (РИНЦ): 1186084

А. А. Бурдина – доктор экономических наук, профессор, профессор департамента налогов и налогового администрирования ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации», 125167, Россия, г. Москва, пр-т Ленинградский, 49/2

SPIN-код (РИНЦ): 9071-0191

AuthorID (РИНЦ): 76961

Web of Science ResearcherID: AAA-7783-2022

А. А. Нехрест-Бобкова – кандидат экономических наук, преподаватель кафедры «Инновационная экономика, финансы и управление проектами» ФГБОУ ВО «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)», 125993, Россия, г. Москва, Волоколамское ш., 4

SPIN-код (РИНЦ): 5356-8358

AuthorID (РИНЦ): 1096324

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Статья поступила в редакцию 19.12.2022; одобрена после рецензирования 24.02.2023; принята к публикации 24.02.2023.

References

Burdina, A. A. and Nekhrest-Bobkova, A. A. (2020), "Algorithm of innovative projects effectiveness evaluation based on neural network technologies", *RISK: Resources, Information, Supply, Competition*, no. 2, pp. 44–50.

Vakulenko, S. A. and Zhikhareva, A. A. (2018), *Prakticheskii kurs po neironnym setyam* [Practical course on neural networks], ITMO University, St. Petersburg, Russia.

Vorontsovskiy, A. V. and Dmitriev, A. L. (2014), "Economic growth modeling under uncertainty of macroeconomic factors: History review, problems and prospects", *St. Petersburg University Journal of Economic Studies*, no. 2, pp. 5–31.

Gafarov, F. M. and Galimyanov, A. F. (2018), *Iskusstvennye neironnye seti i ikh prilozheniya* [Artificial neural networks and their applications], KFU Publishing House, Kazan, Russia.

Gefan, G. D. and Palchik, E. A. (2012), "Modeling of random processes and queuing systems by the Monte Carlo method", *Information Technology and Mathematical Modeling in the Management of Complex Systems*, no. 10, pp. 95–103 [Online], available at: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_24926643_59832284.pdf (Accessed Nov. 12, 2022).

Jäckel, P. (2004), *Primenenie metodov Monte-Karlo v finansakh* [Monte Carlo methods in finance], translated by Zakaryan, I., Internet-Treiding, Moscow, Russia.

Ivanilov, Yu. P. and Lotov, A. V. (1979), *Matematicheskie modeli v ekonomike* [Mathematical models in economics], Nauka, Moscow, Russia.

Kartvelishvili, V. M. and Sviridova, O. A. (2017), *Risk-menedzhment. Metody otsenki riska* [Risk management. Risk assessment methods], Publishing and Printing Center of Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia.

Korabeinikov, I. N., Smotrina, O. S. and Berezhnaya, L. Yu. (2019), *Risk-menedzhment* [Risk management], Publishing House of the Orenburg State University, Orenburg, Russia [Online], available at: http://elib.osu.ru/bitstream/123456789/12093/1/100177_20190626.pdf (Accessed Nov. 12, 2022).

Kulikova, E. A. (2014), *Risk-menedzhment* [Risk management], Publishing House of Ural State University of Railway Transport, Yekaterinburg, Russia.

Madera, A. G. (2017), "Modeling and optimization of business processes and process systems under conditions of uncertainty", *Business Informatics*, no. 4, pp. 74–82, https://doi.org/10.17323/1998-0663.2017.4.74.82.

Miloserdov, A. A. and Gerasimova, E. B. (2006), *Analiz riskov investitsionno-finansovoi deyatel'nosti: printsipy klassifikatsii i postroeniya modelei* [Risk analysis of investment and financial activities: Principles of classification and model building], Publishing House of Tambov State Technical University, Tambov, Russia.

Knight, F. (2003), *Risk, neopredelennost' i pribyl'* [Risk, uncertainty and profit], translated by Kazhdan, M. Ya., Delo, Moscow, Russia.

Nekhrest-Bobkova, A. A., Burdina, A. A. and Gerashchenko, N. N. (2019), "Improvement of the financial result controlling procedure with neural network modeling", *Journal of Economy and Entrepreneurship*, no. 6, pp. 703–706.

Remesnik, E. S. (2020), "Methods and models of statistical decision-making under uncertainty", Abstract of Ph.D. dissertation, 08.00.13 – Mathematical and instrumental methods of economics, Federal Research Center "Computer Science and Management" of the Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia.

Rybnikov, A. M. and Rybnikov, M. S. (2012), "Modeling uncertainty and risk in the formation of an investment strategy", *Uchenye zapiski Tavricheskogo natsional'nogo universiteta imeni V. I. Vernadskogo. Seriya: Ekonomika i upravlenie*, vol. 25, no. 3, pp. 184–189.

Rymkevich, V. V. (1999), "Uncertainty in the economy and forms of its manifestation", *Belarusian State Economic University Bulletin*, no. 4, pp. 46–52.

Ryndina, S. V. (2010), *Ekonomiko-matematicheskoe modelirovanie. Chast' 2: Teoriya igr. Setevoe planirovanie i upravlenie. Sistemy massovogo obsluzhivaniya* [Economic and mathematical modeling. Part 2: Game theory. Network planning

and management. Queuing systems], Publishing House of Penza State Pedagogical University, Penza, Russia.

Ryumkin, V. I. (2012), *Igry protiv prirody* [Games against nature], Publishing House of Tomsk State University, Tomsk, Russia.

Frey, K., Penman, D., Hanle, L. et al. (2006), "Uncertainties", in *Rukovodyashchie printsipy natsional'nykh inventarizatsii parnikovykh gazov MGEIK, 2006. Tom 1: Obshchie rukovodyashchie ukazaniya i otchetnost'* [2006 IPCC guidelines for national greenhouse gas inventories] [Online], available at: https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp//public/2006gl/russian/pdf/1_Volume1/V1_3_Ch3_Uncertainties.pdf (Accessed Nov. 15, 2022).

Shablya, Yu. V., Kruchinin, D. V., Davydova, E. M. et al. (2018), *Teoriya igr i issledovanie operatsii: metodicheskie ukazaniya dlya vypolneniya laboratornykh rabot* [Game theory and operations research: Guidelines for performing laboratory work], V-Spektr, Tomsk, Russia.

Chollet, F. (2021), *Deep learning with Python*, 2nd ed., Manning Publications Co, NYC, NY, US.

Drozdov, N. A., Kuzina, E. L., Vasilenko, M. A. et al. (2020), "The system approach to making management decisions under uncertainty", *European Proceedings of Social and Behavioural Sciences*, vol. 107, pp. 2630–2639, http://doi.org/10.15405/epsbs.2021.05.351.

Kochenderfer, M. J. (2015), *Decision making under uncertainty: Theory and application*, The MIT Press, London, UK, Cambridge, MA, US.

Kureychik, V. M. and Safronenkova, I. B. (2018), "Decision-making under criteria uncertainty", *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1015, no. 4, art. no. 042053, http://doi.org/10.1088/1742-6596/1015/4/042053.

Stanton, M. C. B. and Roelich, K. (2021), "Decision making under deep uncertainties: A review of the applicability of methods in practice", *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 171, art. no. 120939, https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120939.

Information about the authors

I. A. Bobkov – Applicant of the "Innovative Economics, Finance and Project Management" Department, Moscow Aviation Institute (National Research University), 4 Volokolamskoye Highway, Moscow, 125993, Russia

SPIN-code (RSCI): 5027-1247

AuthorID (RSCI): 1186084

A. A. Burdina – Doctor of Economics, Professor, Professor of the Department of Taxes and Tax Administration, Financial University under the Government of the Russian Federation, 49/2 Leningradsky Ave., Moscow, 125167, Russia

SPIN-code (RSCI): 9071-0191

AuthorID (RSCI): 76961

Web of Science ResearcherID: AAA-7783-2022

A. A. Nekhrest-Bobkova – Candidate of Economics, Lecturer of the "Innovative Economics, Finance and Project Management" Department, Moscow Aviation

Institute (National Research University), 4 Volokolamskoye Highway, Moscow, 125993, Russia
SPIN-code (RSCI): 5356-8358
AuthorID (RSCI): 1096324

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article.

The authors declare no conflicts of interests.

The article was submitted 19.12.2022; approved after reviewing 24.02.2023; accepted for publication 24.02.2023.