



ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ В ПРОГНОЗИРОВАНИИ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

Н. В. Барина

Российский экономический университет имени Г. В. Плеханова,
Москва, Россия

В. Р. Барин

Московский политехнический университет, Москва, Россия

В последние годы прослеживается тенденция активного развития нейросетевых технологий. Нейросети являются предметом исследования различных наук: экономических, математических, информационных, статистических и т. д. Преимуществами использования нейросетей в различных видах деятельности являются их адаптивность, возможность обработки большого количества переменных, высокая степень достоверности, а также возможность перенастройки созданной модели при изменении параметров. Модели нейросетевого прогнозирования особенно широко применяются в финансово-экономической сфере, так как в ней наиболее часто используются аналитические показатели. В статье продемонстрированы преимущества нейросетевых моделей в сравнении с традиционными способами обработки информации при прогнозировании экономических показателей. Нейросети позволяют проследить динамику различных экономических показателей – прогнозов инфляции, потребительских цен, человеческого капитала и т. д. Кроме того, нейросети можно комбинировать с другими способами обработки информации (в частности, с эконометрическими), что открывает дополнительные возможности их использования. Авторами приводятся перспективы развития нейросетей в аналитических системах.

Ключевые слова: нейросеть, прогнозирование, искусственный интеллект, моделирование, управление, принятие решений.

USING NEURONETS TO FORECAST ECONOMIC PROCESSES IN CONDITIONS OF UNCERTAINTY

Natalya V. Barinova

Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia

Vladimir R. Barinov

Moscow Polytechnic University, Moscow, Russia

Lately we can observe the trend of fast development of neuronet technologies. Neuronets are researched by different sciences: economic, mathematic, informational, statistic, etc. Advantages of using neuronets in various types of activities are as follows: adaptability, possibility to process big amounts of variables, high degree of reliability and opportunity to retune the model when parameters are changed. Models of neuronet forecasting are widely used in finance and economic field, as it often uses analytical indicators. The article shows benefits of neuronet models in comparison with traditional ways of processing information to forecast economic figures. Neuronets give an opportunity to trace dynamics of various economic indicators: inflation rate, consumer prices, human capital, etc. Apart from that neuronets can be combined with other ways of information processing, for example, economic ones, which can provide extra opportunities of their use. The authors show prospects of neuronet development in analytical systems.

Keywords: neuronet, forecasting, artificial intellect, modeling, management, decision-making.

Основной задачей при принятии решений на микро- и макроуровне является их целесообразность и обоснованность. Аналитической платформой для принятия решений на любом уровне является информация. Полнота, достоверность информации и применяемый инструментарий для ее обработки являются залогом получения релевантного результата, что в свою очередь выступает качественной основой для принятия управленческих решений.

В последние десятилетия XX в. для принятия экономических решений широко использовались модели имитационного моделирования, основу которых составляют основные парадигмы моделирования, которые можно разделить на *динамические системы, системную динамику, дискретно-событийное моделирование и мультиагентные системы*. Данные системы различаются подходами к изучению процессов.

В рамках динамических систем и системной динамики проводится исследование непрерывных процессов, а при использовании дискретно-событийного и мультиагентного подхода – дискретных. Указанные парадигмы также различаются по уровню абстракции: динамическая система предполагает низкий уровень абстракции; дискретно-событийные системы – средний уровень; системная динамика – высокий уровень; мультиагентное моделирование применимо при любом уровне абстракции.

Как известно, экономические системы в последние десятилетия находятся в условиях нестабильности. На развитие микро- и макроэкономики оказывает существенное влияние комплекс факторов: геополитических, социально-демографических, информационных, валютно-кредитных и т. д. Все эти факторы находятся в тесной взаимосвязи, влияют друг на друга и на систему в целом. Таким образом, микро- и макроэкономические модели включают в себя большое количество элементов, что в свою очередь увеличивает объем модели, усложняет ее структуру и в конечном ито-

ге приводит к увеличению времени на ее обработку.

Кроме того, часто в модели существуют элементы, которые изначально не были в нее включены либо возникла необходимость их включения на каком-то этапе в связи с ранее невыявленной зависимостью модели от данного показателя. Особую сложность представляет включение элементов с размерностью, отличающейся от основной, т. е. создание моделей большого объема с разными типами данных.

При построении имитационных систем, применяемых ранее для анализа и прогнозирования экономических показателей, приходилось пренебрегать некоторыми условиями, поскольку функции, описывающие данные процессы, не были линейными. Соответственно, в некоторых случаях результат моделирования оказывался нерелевантным.

Одним из ограничений применяемых методов при составлении имитационных моделей является неопределенность, т. е. при описании модели заранее неизвестно, какая зависимость существует между параметрами, что также может привести к искажению результата. Кроме того, вероятностные технологии могут быть применены только для одномерных величин. При использовании многофакторной модели прибегают к построению многомерной статистической модели, которая также имеет определенные ограничения в теоретической и практической части, что значительно затрудняет их использование и интерпретацию результатов.

Этих недостатков лишены нейросетевые модели, которые хорошо зарекомендовали себя, в том числе в условиях неопределенности. В этой связи возрастает важность построения точных прогнозов на различные временные интервалы: краткосрочные, среднесрочные и долгосрочные. Для составления таких прогнозов в последние годы все более широко начинают использоваться нейронные сети, основным преимуществом которых является высокая степень адаптивности.

Имитационные модели, построенные с применением нейросетей, показывают высокую степень точности получаемых результатов, что позволяет существенно повысить скорость и эффективность принятия управленческих решений, особенно в условиях неопределенности. Таким образом, применение нейросетевых технологий является одним из эффективных инструментов анализа и прогнозирования экономических показателей. Как отмечалось выше, нейросети эффективны в моделях с большим количеством показателей, зависимость между которыми не определена на этапе моделирования.

С экономической точки зрения в самом широком смысле предприятие представляет собой сложную модель, которая находится в постоянном взаимодействии с изменяемыми элементами внешней и внутренней среды. Как отмечает М. И. Селютин, в управлении предприятием сложно принимать обоснованные решения в условиях неопределенности. Очень часто решения принимаются высшим руководством по принципу «что будет, если...». А грамотный подход состоит в том, чтобы «выбрать такую альтернативу из числа возможных, в которой с учетом всех разнообразных факторов и противоречивых требований будет оптимизирована общая ценность. Доход компании определяется качеством этих решений – точностью прогнозов, оптимальностью выбранных стратегий» [11. – С. 133]. Другими словами, для обработки данных в таких системах наиболее применимы аналитические технологии на основе искусственного интеллекта, в частности нейросетевые.

Таким образом, если аналитическая система построена грамотно, содержит большое количество элементов, полноценно описывающих модель, то с ее помощью можно проверить альтернативные варианты возможных решений, оценить их и выбрать оптимальный.

Нейросетевые технологии лишены недостатков классических систем, в которых взаимосвязи между переменными зафик-

сированы определенным видом зависимости. Их изменение предполагает изменение модели. В нейросетевых моделях в системе между переменными фиксируется только факт зависимости, а не ее вид, что позволяет проводить ее перенастройку в случае необходимости, а также применять нейросеть для работы в экспертных системах, где требуется одновременное применение вычислительных ресурсов и аналитических систем с целью обобщения и группировки данных [11. – С. 138].

Чаще всего экономические модели строятся с целью прогнозирования тех или иных показателей или наступления событий. Другими словами, прогнозирование представляет собой процесс моделирования возможных сценариев будущего и вероятности наступления определенных событий в условиях временных трансформаций. Процесс прогнозирования любых событий сложный с точки зрения математического моделирования [14; 16] и подвергается частой критике со стороны исследователей. Одни исследователи полностью полагаются на его результаты, другие – считают его результаты недостоверными и малоприменимыми. Прогнозирование проводят с использованием инструментов, которые делятся на следующие группы: опросы, математические методы, моделирование с учетом экспертных оценок [4. – С. 21].

Большую трудоемкость и сложность представляет сбор аналитических данных для модели. В зависимости от применяемого инструментария он может быть проведен в рамках различных научных направлений – социологических, статистических, экономических, математических и т. д.

Опросы наиболее часто проводятся в социально-психологических исследованиях для составления прогнозов. В финансово-экономической сфере наиболее востребованы экспертные системы. За несколько десятилетий был накоплен определенный опыт в их применении. Традиционные системы, используемые на данный момент, построены на инерционном анализе и ис-

пользовании прямолинейных статистических моделей, что, безусловно, отражается на точности и достоверности результатов.

Составление прогнозов на базе нейросетей относится к группе математических методов. Поскольку нейросети лишены недостатков, имеющих у традиционных методов, они активно развиваются в последние годы. Большое преимущество нейронных сетей заключается в их гибкости и адаптивности за счет отсутствия жестких связей между зависимыми и независимыми переменными.

Использование возможностей нейросетей с целью прогнозирования различных экономических показателей рассмотрено в работах российских и зарубежных ученых [3; 7; 9; 11–13; 15; 19].

Как указывают Е. В. Балацкий и М. А. Юревич, в последние годы во всех сферах научных исследований наблюдается «построение искусственных нейронных сетей, которые хоть и не имеют четкой аналитической формы, но характеризуются более точными предикативными возможностями» [4. – С. 26]. Особенно ценной является универсальность данного инструмента, а также достаточно легкая возможность его перенастраивания при высокой прогностической способности.

Рассмотрим примеры созданных нейросетей, используемых для прогнозирования различных показателей, представленные в некоторых источниках.

Исследователями Е. В. Балацким и М. А. Юревичем в работе «Прогнозирование инфляции: практика использования синтетических процедур» [4] описана нейросеть, с помощью которой проведено прогнозирование инфляционных процессов. В материале авторов указывается, что прогнозы, выполненные с помощью нейросетей, имеют более высокую точность по сравнению с регрессионными моделями, особенно в долгосрочном периоде. Также авторы отмечают, что нейросети обладают высоким потенциалом и могут стать одним из самых востребованных инструментов прогнозирования. С целью

подтверждения своих гипотез и в продолжение своих исследований Е. В. Балацкий и М. А. Юревич в статье «Использование нейронных сетей для прогнозирования инфляции: новые возможности» предлагают комбинацию двух вычислительных инструментов – эконометрического метода и нейронной сети [3]. При этом производится двухшаговая процедура обработки информации, при которой на первом этапе создается эконометрическая модель и происходит первичная обработка данных, а на втором – отобранные данные загружаются в нейронную сеть для дальнейшей обработки (калибровки) и получения прогноза. При использовании такого инструментария происходит эффективное совмещение преимуществ эконометрической модели, в которую заложена определенная экономическая интерпретация модели, и мощных вычислительных возможностей нейросети.

При таком подходе удастся получить более точные и экономически обоснованные прогнозные значения и нивелировать недостатки каждого из способов в отдельности. В частности, при раздельном использовании каждого из методов существуют определенные недостатки. При создании эконометрической модели имеется некоторое количество переменных, описывающих модель, которые необходимо включить путем установления регламентированных взаимосвязей. При значительном количестве переменных возрастает вероятность утери значимых переменных в результате ошибки математических вычислений и т. д., т. е. существует вероятность не включения в модель значимых переменных. Переменные с невыявленными связями или иным типом данных, но имеющие существенное значение для описания модели, не могут быть включены в модель, что в свою очередь искажает итоговый результат.

В нейросетевых моделях наблюдается другая проблема – избыточность переменных. При построении нейросетевых моделей количество входящих переменных мо-

жет достигать нескольких тысяч. В результате обработки данных с помощью нейросети элементы, не участвующие в формировании конечной переменной, не исключаются, а нивелируются путем присвоения им минимального или нулевого значения. Таким образом, нейросетевая модель чаще всего характеризуется избыточным объемом данных при отсутствии системного описания сущности моделиру-

емого процесса. Именно этот недостаток относят к целесообразности его применения в экономических моделях [3. – С. 824].

На основе предложенного метода авторами проведено исследование индекса потребительских цен (ИПЦ). Полученные результаты подтверждают преимущество данного инструментария.

Принципиальная схема моделирования приведена на рис. 1.

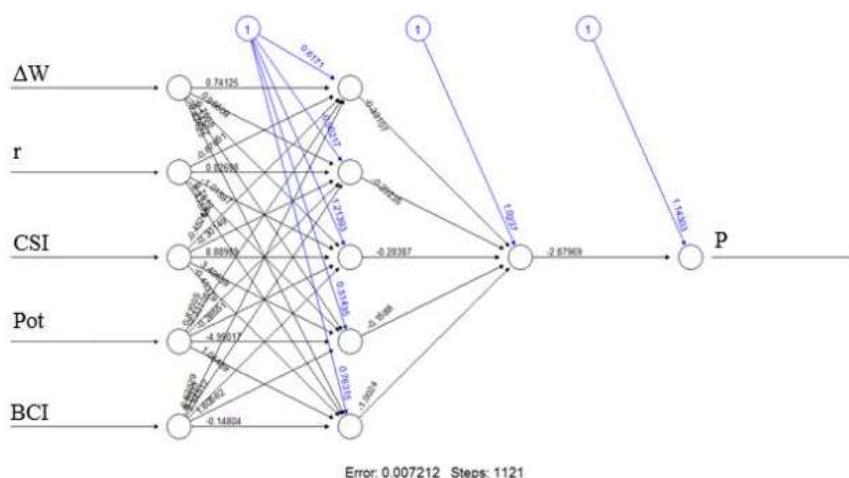


Рис. 1. Структура нейронной сети [3. – С. 823]

Прогнозы, сделанные на базе нейросетей, показывают более высокую точность по сравнению с прогнозами, основанными на применении статистических методов. Так, в работе М. Г. Краюшкина «Совершенствование прогнозирования социально-экономического развития региона» [10] продемонстрированы графики прогноза

численности населения Алтайского края, построенные на основе данных Росстата и прогноза нейросети. Прогнозные величины по данным Росстата завышены, в то время как прогноз нейросети показывает более точную динамику показателя (рис. 2).

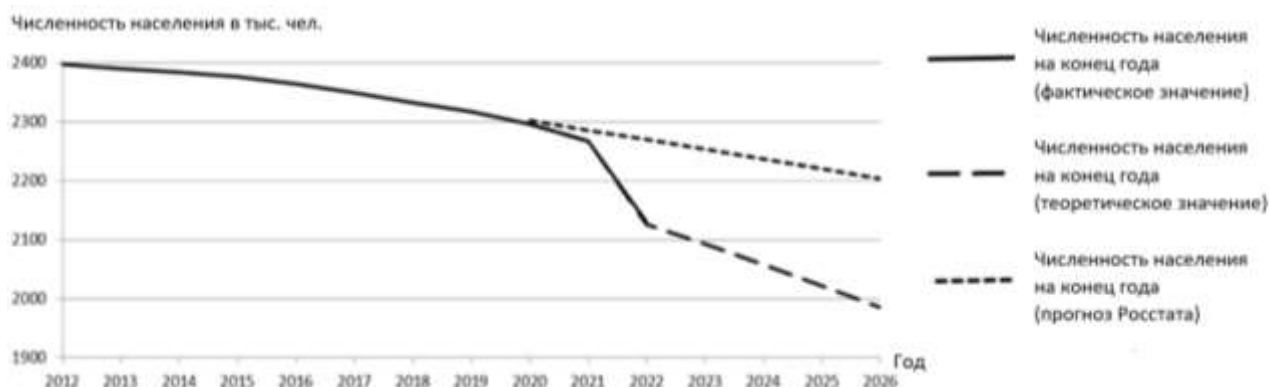


Рис. 2. Прогноз численности населения Алтайского края, составленный М. Г. Краюшкиным [10. – С. 128]

Для прогнозирования результатов банкротства предприятий используются модели Альтмана, Таффлера – Тишоу, У. Бивера и др.

Двухфакторная модель Альтмана (Z-счет) показывает, располагает ли компания финансовыми средствами для погашения долгов в ближайшие два года. В расчетах используются коэффициент текущей ликвидности и удельный вес кредиторской задолженности в пассиве баланса. Существует также пятифакторная модель Альтмана для анализа банкротства акционерных обществ, в расчетах которой используют нераспределенную прибыль, текущие активы компаний, стоимость акций, задолженность и прибыль.

Модель Таффлера – Тишоу представляет собой четырехфакторную модель, с помощью которой на основе значимых коэффициентов можно производить оценку уровня риска банкротства предприятия и его финансовой устойчивости. В основе модели лежит многофакторное регрессионное уравнение. В ее расчетах используют показатели прибыли, выручки, активов и обязательств.

В модели У. Бивера производится оценка всех долговых и платежных обязательств и чистой прибыли предприятия.

Вместе с тем для прогнозирования банкротства сейчас все более широко начинают использоваться нейросетевые модели, показывающие высокую степень вероятности при прогнозировании.

Так, в исследовании Н. В. Апатовой и В. Б. Попова «Прогнозирование банкротства предприятий с использованием искусственного интеллекта» приведены результаты создания нейросети, спроектированной на базе технологий Python 3.7. TensorFlow, Keras. В качестве выборки были использованы данные из базы данных Compustat (Global), состоящей из 440 компаний, 220 из которых находятся на законном этапе банкротства, а остальные выбраны случайным образом. В результате эксперимента точность прогноза составила 89% [1. – С. 119].

В работе Е. В. Балацкого, Н. А. Екимовой и М. А. Юревича «Краткосрочное прогнозирование инфляции на основе маркерных моделей» представлены результаты прогнозирования инфляции на основе нейросетевой модели. Авторы разработали и апробировали двухшаговую процедуру прогнозирования инфляции на основе эконометрического и нейросетевого подхода. Результаты прогнозных значений, полученных в результате использования данной нейросети, показали высокую достоверность [2. – С. 39].

Прогнозирование человеческого капитала также может быть проведено с помощью нейросети. Задача прогнозирования человеческого капитала в разрезе структуры, величины и динамики рассмотрена К. В. Кетовой и Д. Д. Вавиловой в научном труде «Оценка тенденций изменений человеческого капитала социально-экономической системы на основе применения алгоритма нейросетевого прогнозирования». С целью прогнозирования показателя «человеческий капитал» на примере социально-экономической системы Удмуртии авторами был разработан и апробирован нейросетевой алгоритм, который показал высокую степень достоверности результатов. Данный алгоритм ввиду его адаптивности может быть использован и для других регионов Российской Федерации [9. – С. 130].

Применение нейротехнологий наиболее эффективно в областях, где формализация данных затруднена или невозможно выявить зависимости либо зависимости нелинейны. Преимущество нейросети в этом случае состоит в генерации результата на основе настроенной адаптивной модели. Обучение и тестирование нейросети можно провести на имеющейся выборке данных, что позволяет внести определенные корректировки. На основе полученного результата можно принимать управленческие решения.

Повышение точности прогнозов способствует разработке целевых индикаторов, которые включаются в состав программ

социально-экономического развития регионов и в конечном итоге оказывают влияние на повышение качества жизни населения.

Можно сделать вывод, что нейросетевые технологии находятся на стыке экономики, теории менеджмента и вычислительных алгоритмов, показывая наиболее релевантные результаты в поставленных задачах.

Дальнейшее развитие нейросетевых технологий будет связано с углублением и развитием искусственного интеллекта, переходом человеко-машинного взаимодействия на качественно более высокий уровень [5. – С. 35; 6. – С. 30; 8. – С. 232].

Данный тезис подтверждают исследования П. Локарда, О. А. Змазневой, И. Н. Вольнова, посвященные изучению искусственного интеллекта и мышления человека. Как отмечают авторы, принципиальное отличие искусственного интеллекта от мышления человека состоит в том, что человек способен работать с глубокими данными, т. е. мышление человека спо-

собно отличить в big data важную, необходимую и значимую информацию от неважной, ненужной, не относящейся к делу. Другими словами, мышление человека сводит большие данные к глубоким, отбрасывая избыточную информацию, и строит модель для принятия решения на основе последней, а искусственный интеллект работает с информацией, т. е. со всей совокупностью данных. Поэтому на данном этапе искусственный интеллект ограничен в своем развитии отсутствием мышления [18. – С. 50].

Подводя итог вышесказанному, можно отметить, что нейросетевые технологии имеют высокую степень адаптивности к различным задачам, что позволяет их применять в различных сферах человеческой жизнедеятельности и принимать на их основе экономически обоснованные управленческие решения. Дальнейшее развитие систем искусственного интеллекта будет способствовать развитию нейросетей, что позволит расширить потенциал их использования.

Список литературы

1. Апатова Н. В., Попов В. Б. Прогнозирование банкротства предприятий с использованием искусственного интеллекта // Научный вестник: финансы, банки, инвестиции. – 2020. – № 2 (51). – С. 113–120.
2. Балацкий Е. В., Екимов Н. А., Юревич М. А. Краткосрочное прогнозирование инфляции на основе маркерных моделей // Проблемы прогнозирования. – 2019. – № 5 (176). – С. 28–40.
3. Балацкий Е. В., Юревич М. А. Использование нейронных сетей для прогнозирования инфляции: новые возможности // Вестник УрФУ. Серия: Экономика и управление. – 2018. – Т. 17. – № 5. – С. 823–838.
4. Балацкий Е. В., Юревич М. А. Прогнозирование инфляции: практика использования синтетических процедур // Мир новой экономики. – 2018. – Т. 12. – № 4. – С. 20–31.
5. Барина Н. В., Барин В. Р. Применение систем искусственного интеллекта для достижения целей устойчивого развития // Вестник Российского экономического университета имени Г. В. Плеханова. – 2023. – Т. 20. – № 6 (132). – С. 26–36.
6. Барина Н. В., Барин В. Р. Цифровая экономика, искусственный интеллект, индустрия 5.0: вызовы современности // Вестник Российского экономического университета имени Г. В. Плеханова. – 2022. – Т. 19. – № 5 (125). – С. 23–34.
7. Вавилова Д. Д., Кетова К. В. Нейросетевая модель прогнозирования человеческого капитала // Интеллектуальные системы в производстве. – 2020. – Т. 18. – № 1. – С. 26–35.

8. Ведяхин А. Сильный искусственный интеллект: на подступах к разуму // Искусственный интеллект: на подступах к сверхразуму. – М. : Интеллектуальная литература, 2021.

9. Кетова К. В., Вавилова Д. Д. Оценка тенденций изменения человеческого капитала социально-экономической системы на основе применения алгоритма нейросетевого прогнозирования // Экономические и социальные перемены: факты, тенденции, прогноз. – 2020. – Т. 13. – № 6. – С. 117–133.

10. Краюшкин М. Г. Совершенствование прогнозирования социально-экономического развития региона // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2024. – Т. 2. – № 4 (145). – С. 124–132.

11. Селютин М. И. Построение имитационной модели прогнозирования неплатежеспособности предприятия с применением технологии нейронных сетей // Труды Дальневосточного политехнического института им. В. В. Куйбышева. – 2000. – № 127. – С. 132–138.

12. Aiken M. Using a Neural Network to Forecast Inflation // Industrial Management & Data Systems. – 1999. – Vol. 99. – Issue 7. – P. 296–301.

13. Alon I., Qi M., Sadowski R. J. Forecasting Aggregate Retail Sales: a Comparison of Artificial Neural Net-Works and Traditional Methods // Journal of Retailing and Consumer Services. – 2001. – Vol. 8. – Issue 3. – P. 147–156.

14. Altman E., Hotchkiss E. Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt. – 3rd edition. – John Wiley and Sons, Ltd., 2006.

15. Aminian F., Suarez E. D., Aminian M., Walz D. T. Forecasting Economic Data with Neural Networks // Computational Economics. – 2006. – Vol. 28. – Issue 1. – P. 71–88.

16. Beaver W. H. Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting Selected Studies // Supplement to Journal of Accounting Research. – 1966. – N 4. – P. 71–111.

17. Faust J., Wright J. H. Comparing Greenbook and Reduced form Forecasts Using a Large Real-Time Dataset // Journal of Business & Economic Statistics. – 2009. – Vol. 27 (4). – P. 468–479.

18. Lockard R. P., Zmazneva O. A., Volnov I. N. Artificial Intelligence: Are Humans Protected from the Systems they Created? // Вестник МГПУ. Серия «Философские науки». – 2021. – № 3 (39). – P. 47–55.

19. Swanson N. R., White H. A Model Selection Approach to Real-Time Macroeconomic Forecasting Using Linear Models and Artificial Neural Networks // Review of Economics and Statistics. – 1997. – Vol. 79. – Issue 4. – P. 540–550.

References

1. Apatova N. V., Popov V. B. Prognozirovanie bankrotstva predpriyatiy s ispolzovaniem iskusstvennogo intellekta [Forecasting Bankruptcy of Enterprises by Using AI]. *Nauchniy vestnik: finansy, banki, investitsii* [Academic Bulletin: Finance, Banks, Investment], 2020, No. 2 (51), pp. 113–120. (In Russ.).

2. Balatskiy E. V., Ekimova N. A., Yurevich M. A. Kratkosrochnoe prognozirovanie inflyatsii na osnove markernykh modeley [Short-Term Forecasting of Inflation Rate Based on Marker Models]. *Problemy prognozirovaniya* [Forecast Problems], 2019, No. 5 (176), pp. 28–40. (In Russ.).

3. Balatskiy E. V., Yurevich M. A. Ispolzovanie neyronnykh setey dlya prognozirovaniya inflyatsii: novye vozmozhnosti [The Use of Neuronets to Forecast Inflation Rate: New

Opportunities]. *Vestnik UrFU. Seriya: Ekonomika i upravlenie* [Bulletin of the Ural Federal University. Series: Economics and Management], 2018, Vol. 17, No. 5, pp. 823–838. (In Russ.).

4. Balatskiy E. V., Yurevich M. A. Prognozirovanie inflyatsii: praktika ispolzovaniya sinteticheskikh protsedur [Inflation Rate Forecasting: Practice of Using Synthetic Procedures]. *Mir novoy ekonomiki* [The World of New Economics], 2018, Vol. 12, No. 4, pp. 20–31. (In Russ.).

5. Barinova N. V., Barinov V. R. Primenenie sistem iskusstvennogo intellekta dlya dostizheniya tseley ustoychivogo razvitiya [Using AI Systems to Reach Goals of Sustainable Development]. *Vestnik Rossiyskogo ekonomicheskogo universiteta imeni G. V. Plekhanova* [Vestnik of the Plekhanov Russian University of Economics], 2023, Vol. 20, No. 6 (132), pp. 26–36. (In Russ.).

6. Barinova N. V., Barinov V. R. Tsifrovaya ekonomika, iskusstvenniy intellekt, industriya 5.0: vyzovy sovremennosti [Digital Economy, AI, Industry 5.0: Current Challenges]. *Vestnik Rossiyskogo ekonomicheskogo universiteta imeni G. V. Plekhanova* [Vestnik of the Plekhanov Russian University of Economics], 2022, Vol. 19, No. 5 (125), pp. 23–34. (In Russ.).

7. Vavilova D. D., Ketova K. V. Neyrosetevaya model prognozirovaniya chelovecheskogo kapitala [Neuronet Model of Forecasting Human Capital]. *Intellektualnye sistemy v proizvodstve* [Intellectual Systems in Production], 2020, Vol. 18, No. 1, pp. 26–35. (In Russ.).

8. Vedyakhin A. Silniy iskusstvenniy intellekt: na podstupakh k razumu [Strong AI: on the Way to Intellect]. *Iskusstvenniy intellekt: na podstupakh k sverkhrazumu* [AI: on the Way to Super-Intellect]. Moscow, Intellectual Literature, 2021. (In Russ.).

9. Ketova K. V., Vavilova D. D. Otsenka tendentsiy izmeneniya chelovecheskogo kapitala sotsialno-ekonomicheskoy sistemy na osnove primeneniya algoritma neyrosetevogo prognozirovaniya [Assessing Trends of Changing Human Capital of Social and Economic System on the Base of Using Algorithm of Neuronet Forecast]. *Ekonomicheskie i sotsialnye peremeny: fakty, tendentsii, prognoz* [Economic and Social Changes: Facts, Trends, Forecast], 2020, Vol. 13, No. 6, pp. 117–133. (In Russ.).

10. Krayushkin M. G. Sovershenstvovanie prognozirovaniya sotsialno-ekonomicheskogo razvitiya regiona [Upgrading the Forecast of Social and Economic Development of Region]. *Ekonomika i upravlenie: problemy, resheniya* [Economics and Management: Challenges, Solutions], 2024, Vol. 2, No. 4 (145), pp. 124–132. (In Russ.).

11. Selyutin M. I. Postroenie imitatsionnoy modeli prognozirovaniya neplatezhеспособности predpriyatiya s primeneniem tekhnologii neyronnykh setey [Building Imitation Models of Forecasting Enterprise Insolvency by Using Technology of Neuronet Networks]. *Trudy Dalnevostochnogo politekhnicheskogo instituta im. V. V. Kuibysheva* [Works of the Far-East V. V. Kuibyshev Polytechnics], 2000, No. 127, pp. 132–138. (In Russ.).

12. Aiken M. Using a Neural Network to Forecast Inflation. *Industrial Management & Data Systems*, 1999, Vol. 99, Issue 7, pp. 296–301.

13. Alon I., Qi M., Sadowski R. J. Forecasting Aggregate Retail Sales: a Comparison of Artificial Neural Net-Works and Traditional Methods. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 2001, Vol. 8, Issue 3, pp. 147–156.

14. Altman E., Hotchkiss E. Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt. 3rd edition. John Wiley and Sons, Ltd., 2006.

15. Aminian F., Suarez E. D., Aminian M., Walz D. T. Forecasting Economic Data with Neural Networks. *Computational Economics*, 2006, Vol. 28, Issue 1, pp. 71–88.

16. Beaver W. H. Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting Selected Studies. *Supplement to Journal of Accounting Research*, 1966, No. 4, pp. 71–111.

17. Faust J., Wright J. H. Comparing Greenbook and Reduced form Forecasts Using a Large Real-Time Dataset. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2009, Vol. 27 (4), pp. 468–479.

18. Lockard R. P., Zmazneva O. A., Volnov I. N. Artificial Intelligence: Are Humans Protected from the Systems they Created? *Vestnik MGPU. Seriya «Filosofskie nauki»*, 2021, No. 3 (39), pp. 47–55.

19. Swanson N. R., White H. A Model Selection Approach to Real-Time Macroeconomic Forecasting Using Linear Models and Artificial Neural Networks. *Review of Economics and Statistics*, 1997, Vol. 79, Issue 4, pp. 540–550.

Поступила: 09.10.2024

Принята к печати: 19.02.2025

Сведения об авторах

Наталья Владимировна Барина

кандидат экономических наук,
ведущий специалист Центра развития
электронного обучения

РЭУ им. Г. В. Плеханова.

Адрес: ФГБОУ ВО «Российский экономический
университет имени Г. В. Плеханова», 109992,
Москва, Стремянный пер., д. 36.

E-mail: barinova23@mail.ru

Владимир Романович Барин

аспирант кафедры инфокогнитивных
технологий Московского Политеха.

Адрес: ФГБОУ ВО «Московский
политехнический университет»,
105094, Москва,

Большая Семеновская ул., д. 38.

E-mail: inarael@yandex.ru

Information about the authors

Natalya V. Barinova

PhD, Leading Specialist

E-Learning Development Center
of the PRUE.

Address: Plekhanov Russian University
of Economics, 36 Stremyanny Lane,
Moscow, 109992,
Russian Federation.

E-mail: barinova23@mail.ru

Vladimir R. Barinov

Post-Graduate Student of the Department
for Infocognitive Technologies
of the Moscow Poly.

Address: Moscow Polytechnic University,
38 B. Semenovskaya Str., Moscow, 105094,
Russian Federation.

E-mail: inarael@yandex.ru