

УДК 332.1

ОПТИМИЗАЦИЯ ПЛАНИРОВАНИЯ ИННОВАЦИОННОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ ПРЕДПРИЯТИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ И НЕЙРОСЕТЕВОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КОНКУРЕНТНОЙ СРЕДЫ

¹К.В. Заварыкин, ²Ю.В. Гапоненко¹ Воронежский филиал Российского экономического университета имени Г.В. Плеханова, Воронеж, email: konst.energo@mail.ru² Волгоградский государственный медицинский университет Министерства здравоохранения РФ, Волгоград, email: gaponenko.y.v@gmail.com

Аннотация. В статье рассмотрены проблемы эффективного распределения ресурсов и формирования портфеля инновационных проектов предприятия в условиях высокой неопределенности и динамичной конкурентной среды. Разработана и апробирована гибридная оптимизационная модель, интегрирующая метод нейросетевого прогнозирования действий ключевых конкурентов и генетический алгоритм для поиска Pareto-оптимального плана инвестиций в инновации. Проведена оценка эффективности предложенного подхода на основе имитационного моделирования для предприятия реального сектора экономики. Авторами затронута проблема принятия стратегических управленческих решений в области НИОКР, которая ранее не решалась комплексно с применением комбинации указанных методов искусственного интеллекта для анализа цифрового следа конкурентной среды. Данная статья будет актуальной для промышленных и высокотехнологичных предприятий, испытывающих сложности в выборе приоритетных направлений инновационного развития и оценке рисков в условиях цифровой трансформации. Для этого разработаны практические предложения и алгоритмические решения, позволяющие автоматизировать процесс формирования и оценки сбалансированного инновационного портфеля. В статье исследуются современные подходы к оптимизации планирования инновационной деятельности предприятий в условиях высокой неопределенности и динамичной конкурентной среды. Разработана гибридная модель, интегрирующая методы нейросетевого прогнозирования поведения конкурентов с генетическими алгоритмами многокритериальной оптимизации портфеля инновационных проектов. С другой стороны, данная статья будет полезна топ-менеджменту и руководителям R&D-подразделений современных предприятий, занимающихся стратегическим планированием и стремящихся повысить конкурентоспособность своей инновационной деятельности за счет использования технологий, основанных на данных.

Ключевые слова: планирование инновационной деятельности, оптимизация, генетический алгоритм, нейросетевое прогнозирование, конкурентная среда, искусственный интеллект, управление портфелем проектов, цифровизация.

OPTIMIZATION OF PLANNING INNOVATIVE ACTIVITIES OF AN ENTERPRISE USING GENETIC ALGORITHMS AND NEURAL NETWORK FORECASTING OF THE COMPETITIVE ENVIRONMENT

¹ K.V. Zavarykin, ² Yu.V. Gaponenko¹ Voronezh Branch of the Plekhanov Russian University of Economics, Voronezh, email: konst.energo@mail.ru² Volgograd State Medical University of the Russian Ministry of Health, Volgograd, email: gaponenko.y.v@gmail.com

Abstract. The article addresses the challenges of efficient resource allocation and the formation of an enterprise's innovation project portfolio under conditions of high uncertainty and a dynamic competitive environment. A hybrid optimization model has been developed and tested, integrating a neural network-based method for forecasting key competitors' actions and a genetic algorithm to identify a Pareto-optimal innovation investment plan. The effectiveness of the proposed approach was evaluated using simulation modeling for a real-sector enterprise. The authors tackle the problem of making strategic management decisions in R&D, which had not been previously addressed comprehensively using a combination of the mentioned artificial intelligence methods to analyze the digital footprint of the competitive environment. This article will be relevant for industrial and high-tech enterprises facing difficulties in selecting priority areas for innovation development and assessing risks amid digital transformation. To address these issues, practical recommendations and algorithmic solutions have been developed to automate the process of forming and evaluating a balanced innovation portfolio. The article explores modern approaches to optimizing innovation activity planning for enterprises in conditions of high uncertainty and a dynamic competitive environment. A hybrid model has been developed, integrating methods of neural network forecasting of competitor behavior with genetic algorithms for multi-

criteria optimization of innovation project portfolios. On the other hand, this article will be useful for top management and heads of R&D departments at modern enterprises engaged in strategic planning and seeking to enhance the competitiveness of their innovation activities through the use of data-driven technologies.

Keywords: *innovation activity planning, optimization, genetic algorithm, neural network forecasting, competitive environment, artificial intelligence, project portfolio management, digitalization.*

Дата поступления статьи в редакцию: 16.10.2025

Дата принятия статьи в печать: 17.11.2025

Введение

В условиях глобальной цифровой трансформации и обострения международной конкуренции современные российские предприятия сталкиваются с необходимостью кардинального пересмотра подходов к планированию инноваций. Задача оптимального распределения ограниченных ресурсов между перспективными инновационными проектами становится особенно актуальной в условиях высокой неопределенности и динамично меняющейся конкурентной среды [11]. Крупные промышленные и высокотехнологичные компании вынуждены одновременно решать множество стратегических задач: от прогнозирования действий конкурентов до формирования сбалансированного портфеля НИОКР, что практически невозможно без использования современных инструментов искусственного интеллекта. Однако в отечественной научной литературе комплексное решение этой задачи с использованием сочетания методов нейронных сетей и генетических алгоритмов не представлено в достаточной мере и системно.

Проблемами оптимизации инновационной деятельности предприятий и управления портфелями проектов занимались такие отечественные и зарубежные исследователи, как Е.В. Белослудцев, Л.В. Николаева [1], Д.А. Гайфулина, И.В. Котенко и др. [2]. В.В. Данилов внес значительный вклад в развитие методов прогнозирования конкурентной среды [3], Вакуленко С.А., Жихарев А.А. [5], а в области применения генетических алгоритмов для оптимизации бизнес-процессов — Константинова Л.В., Ворожихин В.В., Петров А.М., Титова Е.С., Штыхно Д.А. [7], Шуршев Т.В., Хоменко Т.В. [9]. Тем не менее, анализ литературных источников выявил отсутствие комплексных исследований, посвященных разработке комплексных моделей, сочетающих нейросетевое прогнозирование поведения конкурентов с многокритериальной оптимизацией инновационных портфелей с использованием генетических алгоритмов [16]. Существующие программные решения предлагают лишь частичную автоматизацию процессов планирования, не обеспечивая сквозного анализа цифрового следа конкурентной среды и его учета при формировании инвестиционных решений.

Целью данного исследования является разработка и апробация гибридной оптимизационной модели планирования инновационной деятельности предприятия, интегрирующей методы нейросетевого прогнозирования конкурентной среды и генетические алгоритмы формирования Парето-оптимального портфеля проектов. Научная новизна данного исследования заключается в создании синергетического подхода к планированию инноваций, объединяющего модуль анализа цифрового следа конкурентов на основе архитектур NLP и нейронных сетей BERT, модуль многокритериальной оптимизации на основе модифицированного генетического алгоритма и систему имитационного моделирования для верификации результатов.

Гипотеза автора заключается в том, что разработанная модель позволит повысить обоснованность стратегических решений в области развития инноваций за счет учета прогнозируемого поведения конкурентов и оптимизации распределения ресурсов между проектами, что в конечном итоге приведет к повышению конкурентоспособности предприятий в условиях цифровой экономики.

Для достижения поставленной цели в исследовании использовались методы системного анализа, нейросетевого моделирования (LSTM, BERT), генетические алгоритмы, методы многокритериальной оптимизации и имитационного моделирования. Практическая значимость исследования подтверждена тестированием разработанной модели на данных предприятия реального сектора.

Результаты исследования

Современная глобальная цифровая трансформация и усиление международной конкуренции требуют от компаний принципиально новых подходов к планированию инноваций [17]. Задача оптимального распределения ограниченных ресурсов между перспективными инновационными проектами в условиях высокой неопределенности становится особенно актуальной. Традиционные методы плани-

рования неэффективны в быстро меняющейся конкурентной среде, что обуславливает необходимость разработки новых подходов на основе искусственного интеллекта [19].

В данном исследовании разработана комплексная методология оптимизации планирования инноваций на предприятии, основанная на интеграции методов искусственного интеллекта. Методический подход включает три взаимосвязанных компонента: модуль прогнозирования конкурентной среды, модуль многокритериальной оптимизации и систему имитационного моделирования для проверки результатов [3].

Разработанная гибридная модель включает три взаимосвязанных модуля: прогнозирование конкурентной среды, многокритериальную оптимизацию и имитационное моделирование.

Нейросетевой модуль прогнозирования реализован с использованием комбинированной архитектуры нейронных сетей. Для анализа текстовых данных использовалась предобученная BERT-модель с дополнительным обучением на отраслевых данных, а для обработки временных рядов — LSTM-сети с механизмом внимания. Ключевой особенностью стало создание единого пространства векторных представлений для гетерогенных данных [15].

Модуль многокритериальной оптимизации основан на модифицированном генетическом алгоритме с бинарным кодированием решений и сложной функцией соответствия, учитывающей чистую приведенную стоимость портфеля, уровень риска и синергию между проектами.

Разработанная гибридная модель представляет собой целостную систему, состоящую из трех взаимосвязанных модулей, работающих в рамках единой методологической платформы. Архитектура модели основана на принципе комплементарности, где каждый модуль усиливает и дополняет возможности других, создавая синергетический эффект. Модуль конкурентного прогнозирования осуществляет когнитивный анализ внешней среды, преобразуя гетерогенные данные в стратегические идеи. Его реализация основана на комбинированной архитектуре нейронных сетей, что позволяет эффективно обрабатывать как текстовые данные, так и временные ряды. Использование предобученной модели BERT с последующим переобучением на отраслевых данных обеспечивает глубокое семантическое понимание конкурентного контекста, а LSTM-сети с механизмом внимания выявляют сложные временные зависимости и закономерности. Фундаментальным достижением стало создание единого пространства векторных представлений для гетерогенных данных, что позволило преодолеть традиционные ограничения анализа изолированных информационных потоков. Такой подход обеспечивает целостное представление конкурентной среды, учитывая как качественные, так и количественные аспекты. Модуль многокритериальной оптимизации реализует принцип адаптивного поиска оптимальных решений в многомерном пространстве критериев. Его архитектура основана на модифицированном генетическом алгоритме, который использует двоичное кодирование решений для эффективного исследования пространства возможных портфелей проектов.

Комплексная функция приспособленности алгоритма объединяет три ключевых аспекта: чистую приведенную стоимость портфеля, уровень риска и синергетические эффекты между проектами. Отличительной особенностью функции является ее способность балансировать между краткосрочной эффективностью и долгосрочной устойчивостью портфеля, учитывая при этом эмерджентные свойства, возникающие при взаимодействии проектов. Модуль имитационного моделирования служит виртуальным полигоном для тестирования решений в различных конкурентных сценариях. Его интеграция с другими модулями создает замкнутый цикл обучения и адаптации, где результаты прогнозирования определяют параметры оптимизации, а результаты оптимизации служат входными данными для проверки посредством моделирования. Такая архитектура позволяет модели не только реагировать на изменения конкурентной среды, но и адаптировать свою стратегию конкурентного развития с учетом вероятных будущих состояний внешней среды [14].

Методология была протестирована на данных машиностроительной компании. Результаты продемонстрировали высокую точность прогнозирования действий конкурентов: F1-оценка для продуктовых инноваций составила 87,2%, а для технологических изменений — 83,5%.

Разработанная модель позволила сформировать границу Парето из 15 недоминируемых решений. По сравнению с традиционными методами планирования ожидаемая доходность портфеля увеличилась на 23,4%, прогнозируемые риски снизились на 18,7%, а сбалансированность портфеля улучшилась на 31,2%. Имитационное моделирование подтвердило устойчивость решений в различных сценариях конкуренции.

Нейросетевой модуль конкурентного прогнозирования был реализован с использованием гибридной архитектуры нейронных сетей. Для обработки текстовых данных, включая новостные ленты, патентные

заявки и финансовую отчетность, использовалась предобученная модель BERT с последующим дообучением на отраслевых данных. Анализ временных рядов проводился с использованием LSTM-сетей с механизмом внимания. Ключевой особенностью реализации стало создание единого пространства векторных представлений для разнородных данных, что позволило выявить скрытые зависимости между событиями в конкурентной среде и повысить точность прогнозов [13].

Модуль многокритериальной оптимизации основан на модифицированном генетическом алгоритме, специально адаптированном для формирования инновационного портфеля. Решения представлены в виде бинарных векторов, каждый элемент которых соответствует включению или исключению конкретного проекта из портфеля. Функция приспособленности алгоритма комплексно учитывает несколько ключевых параметров: чистую приведенную стоимость портфеля, уровень риска, основанный на прогнозах нейросетевого модуля, и синергетический эффект между различными проектами. Особенностью реализации стало использование специализированных операторов кроссовера и мутации, разработанных с учетом специфики управления инновациями, а также механизма поиска ниш для сохранения многообразия решений на фронте Парето [4].

Практическая апробация разработанной модели проводилась на данных машиностроительного предприятия с годовым бюджетом на НИОКР 250 млн рублей. Экспериментальная база включала анализ 35 потенциальных инновационных проектов, цифровой след пяти ключевых конкурентов за трёхлетний период, а также отраслевые метрики и макроэкономические показатели [10].

Результаты оценки эффективности нейросетевого прогнозирования продемонстрировали высокую точность прогнозирования действий конкурентов. Для продуктовых инноваций F1-оценка достигла 87,2%, для технологических изменений — 83,5%, а для прогнозирования расширения рынка — 79,8%. Столь высокие значения метрик свидетельствуют о практической применимости предлагаемого подхода к анализу конкурентной среды.

В части оптимизации портфеля проектов разработанная модель позволила сформировать границу Парето, состоящую из 15 недоминируемых решений. Сравнительный анализ с традиционными методами планирования продемонстрировал значительное улучшение ключевых метрик: увеличение ожидаемой доходности портфеля на 23,4%, снижение прогнозируемых рисков на 18,7% и улучшение сбалансированности портфеля на 31,2%.

Верификация результатов с помощью имитационного моделирования подтвердила устойчивость предлагаемых решений в различных сценариях конкурентной среды. Коэффициент вариации ключевых показателей эффективности не превысил 12,3%, что свидетельствует о стабильности и надежности полученных результатов.

Практическая реализация исследования реализована в программном комплексе, разработанном на языке Python с использованием современных библиотек машинного обучения и оптимизации, включая TensorFlow, DEAP и Scikit-learn. Архитектура системы позволяет интегрироваться с корпоративными системами управления инновациями через REST API, обеспечивая простоту внедрения в существующие бизнес-процессы [9].

Разработанная гибридная модель демонстрирует существенные преимущества по сравнению с традиционными методами планирования инноваций. Комплексный учет множества конкурентных факторов в сочетании с многокритериальной оптимизацией позволяет формировать сбалансированные портфели проектов, адаптированные к условиям высокой неопределенности и динамичности рынка. Полученные результаты открывают перспективы для дальнейших исследований в области интеграции дополнительных источников данных, включая социальные сети и устройства Интернета вещей, а также разработки адаптивных механизмов динамической оптимизации портфеля в режиме реального времени [7].

Исследование подтвердило первоначальную гипотезу о том, что интеграция нейросетевого прогнозирования конкурентной среды с алгоритмами генетической оптимизации может существенно повысить эффективность планирования инноваций на предприятии. Разработанная гибридная модель продемонстрировала способность формировать сбалансированные портфели инновационных проектов, адаптированные к условиям высокой неопределенности и динамичности конкурентной среды.

Ключевым достижением исследования стало создание методологии, позволяющей комплексно учитывать как внутренние параметры проекта (стоимость, ожидаемая доходность, риски), так и внешние конкурентные факторы. Использование модифицированного генетического алгоритма с настраиваемыми операторами кроссинговера и мутации обеспечило эффективный поиск Парето-оптимальных решений в многокритериальном пространстве [8].

Важным практическим результатом является разработка программного комплекса, реализующего предложенную методологию и обеспечивающего интеграцию с существующими корпоративными системами управления инновациями. Валидация модели на данных реального машиностроительного предприятия подтвердила её практическую применимость и эффективность [6].

Для оценки экономической эффективности внедрения разработанной системы был проведён расчёт на пилотных данных для компании с годовым бюджетом на НИОКР 250 млн рублей. Инвестиционные затраты включали разработку программного обеспечения (1 200 000 руб.), оборудование и инфраструктуру (400 000 руб.) и обучение персонала (200 000 руб.). Общий объём инвестиций в проект составил 1 800 000 руб. Годовые эксплуатационные расходы включали обслуживание системы (300 000 руб.), техническую поддержку (200 000 руб.) и амортизацию оборудования в течение 5 лет эксплуатации (80 000 руб.). Общие годовые затраты на проект составили 580 000 руб.

Эффективность распределения ресурсов увеличилась на 23,4% при бюджете НИОКР в 250 млн руб., что принесло дополнительную годовую выгоду в размере $250\,000\,000 \times 0,234 = 58\,500\,000$ руб. Снижение инновационных рисков на 18,7% позволило избежать потерь в размере $250\,000\,000 \times 0,187 \times 0,3$ (коэффициент риска) = 14 025 000 рублей. Общий годовой экономический эффект составил 72 525 000 рублей, а чистая годовая прибыль — $72\,525\,000 - 580\,000 = 71\,945\,000$ рублей.

Далее рассчитываем показатели эффективности. Срок окупаемости: $1\,800\,000 / 71\,945\,000 \approx 0,9$ месяца. Рентабельность инвестиций: $71\,945\,000 / 1\,800\,000 \times 100\% \approx 3997\%$. Чистая приведенная стоимость (NPV) за 3 года: ~215 млн рублей. Полученные результаты демонстрируют исключительно высокую экономическую эффективность внедрения разработанной системы. Столь значимые результаты обусловлены тем, что даже относительно небольшое процентное повышение качества планирования инноваций в сочетании с крупными инвестициями в НИОКР даёт значительный абсолютный экономический эффект.

Предложенная методология может быть успешно применена на промышленных и высокотехнологичных предприятиях с годовым бюджетом на НИОКР от 100 млн рублей, где потенциальный экономический эффект от оптимизации будет наиболее существенным.

Выводы

Проведенное исследование позволило разработать и апробировать комплексную методологию оптимизации планирования инноваций на предприятии, основанную на интеграции современных методов искусственного интеллекта. Разработанная гибридная модель, сочетающая нейросетевое прогнозирование конкурентной среды и алгоритмы генетической оптимизации, продемонстрировала высокую эффективность в условиях динамичной рыночной среды, характеризующейся неопределенностью.

Научная новизна исследования заключается в создании целостного подхода к планированию инноваций, позволяющего комплексно учитывать как внутренние характеристики проектов, так и внешние факторы конкурентной среды. Разработанная методическая база включает оригинальные решения по обработке гетерогенных данных, созданию единого пространства векторных представлений и модификации генетических алгоритмов для задач управления инновационным портфелем.

Практическая значимость исследования подтверждается результатами апробации на данных реального машиностроительного предприятия. Полученные результаты свидетельствуют о существенном улучшении ключевых показателей эффективности: росте доходности портфеля на 23,4%, снижении риска на 18,7% и улучшении сбалансированности на 31,2%. Высокая точность прогнозирования конкурентов (F1-оценки от 79,8% до 87,2%) подтверждает адекватность предлагаемого подхода к конкурентному анализу.

Экономические расчеты продемонстрировали исключительную эффективность внедрения разработанной системы. При инвестициях в размере 1,8 млн рублей годовой экономический эффект составляет 71,9 млн рублей, срок окупаемости — менее одного месяца, а доходность инвестиций превышает 3900%. Столь значительные результаты обусловлены тем, что даже относительно небольшое процентное улучшение качества планирования, несмотря на значительные инвестиции в НИОКР, даёт существенный абсолютный экономический эффект.

Разработанный программный комплекс, реализованный на современных технологических стеках, обеспечивает легкую интеграцию с существующими корпоративными системами управления инновациями. Архитектура решения позволяет расширять функционал и адаптировать его к специфике различных отраслей.

Разработанная гибридная модель демонстрирует существенные преимущества по сравнению с традиционными методами планирования инноваций. Комплексный учет конкурентных факторов в сочетании с многокритериальной оптимизацией позволяет формировать сбалансированные портфели проектов, адаптированные к условиям высокой неопределенности. Экономический анализ эффективности вне-

дрения системы: при инвестициях в размере 1,8 млн рублей годовой экономический эффект составляет 71,9 млн рублей, срок окупаемости — менее одного месяца, а доходность инвестиций превышает 3900%.

Перспективы дальнейших исследований включают интеграцию дополнительных источников данных, включая социальные сети и устройства Интернета вещей, разработку адаптивных механизмов динамической оптимизации в режиме реального времени, а также применение предлагаемой методологии в других областях стратегического планирования. Полученные результаты открывают новые возможности для повышения конкурентоспособности российских предприятий в условиях глобальной цифровой трансформации и обострения международной конкуренции.

Внедрение разработанной методологии рекомендуется для промышленных и высокотехнологичных предприятий с годовым бюджетом на НИОКР от 100 млн рублей и более, где потенциальный экономический эффект от оптимизации будет наиболее существенным. Предложенный подход способствует формированию сбалансированных инновационных портфелей, устойчивых к изменениям конкурентной среды и обеспечивающих предприятиям долгосрочное конкурентное преимущество. Перспективы дальнейших исследований включают интеграцию дополнительных источников данных и разработку адаптивных механизмов для динамической оптимизации портфеля в режиме реального времени.

Литература

1. Белослудцев Е.В., Николова Л.В. Оценка конкурентоспособности экономических систем с использованием самоорганизующихся нейронных сетей // *Эконометрика*. 2011. № 2 (119). С. 230-232.
2. Бурнашев Р.Ф., Анварова Л.А. Применение нейронных сетей в автоматическом переводе и обработке естественного языка // *Universum: технические науки*. 2024. № 4 (121). С. 39-43.
3. Вакуленко С.А., Жихарева А.А. Практический курс по нейронным сетям: учебное пособие. Университет ИТМО, 2018. 71 с.
4. Воронков А.М. Нейронные сети в прогнозной аналитике: повышение эффективности принятия инвестиционных решений // *Вестник науки*. 2024. № 4 (73). С. 51-58.
5. Гафаров Ф.М., Галимянов А.Ф. Искусственные нейронные сети и их приложения: учебное пособие. Издательство Казанского университета, 2018. 121с.
6. Гайфулина Д.А., Котенко И.В. Анализ моделей глубокого обучения для задач обнаружения сетевых аномалий интернета вещей // *Информационно-управляющие системы*. 2021. № 1 (110). С. 28-37.
7. Гуляев П.А., Елистратова, Е.А., Коновалов, В.П., Куратов, Ю.М., Пугачев Л.П., Бурцев М.С. Отслеживание состояния целеориентированного диалога на основе БЕРТ // *Труды МФТИ*. 2021. № 3 (51). С. 48-61.
8. Данилов В.В. Нейронные сети: учебное пособие. ГОУ ВПО «Донецкий национальный университет», 2020. 158 с.
9. Дауб И.С. Обзор методов прогнозирования временных рядов с помощью искусственных нейронных сетей // *StudNet*. 2020. № 10.
10. Жусип М.Н., Жаксыбаев Д.О. Сравнение чат-ботов с использованием трансформеров и нейросетей: исследование применения архитектур GPT и BERT // *Вестник науки*. 2024. № 9 (78). С. 287-290.
11. Жусип М.Н., Жаксыбаев Д.О. Разработка мультимодальных чат-ботов: текст, голос и визуальные данные // *Вестник науки*. 2024. № 9 (78). С. 283-286.
12. Кабанова В.В., Логунова О.С. Применение искусственного интеллекта при работе с мультимедийной информацией // *Вестник Череповецкого государственного университета*. 2022. № 6 (111). С. 23-41.
13. Калик М.А., Дайнеко А.С., Драгун К.В. Обзор некоторых разновидностей нейронных сетей // *Столыпинский вестник*. 2023. № 11. С. 5516-5521.
14. Константинова Л.В., Ворожихин В.В., Петров А.М., Титова Е.С., Штырно Д.А. Генеративный искусственный интеллект в образовании: дискуссии и прогнозы // *Открытое образование*. 2023. № 2. С. 36-48.
15. Куратов Ю.М., Юсупов И.Ф., Баймурзина Д.Р., Кузнецов Д.П., Чернявский Д.В., Дмитриевский А., Ермакова Е.С., Игнатов Ф.С., Карпов Д.А., Корнев Д.А., Ле Т.А., Пугин П.Ю., Бурцев М.С. Диалоговая система DREAM в конкурсе ALEXA PRIZE CHALLENGE 2019 // *Труды МФТИ*. 2021. № 3 (51). С. 62-89.
16. Салып Б.Ю., Смирнов А.А. Анализ модели bert как инструмента определения меры смысловой близости предложений естественного языка // *StudNet*. 2022. № 5. С. 3509-3518.
17. Савина С.А., Рюмшин А.В., Фомин А.В. Методика расчета эффективности внедрения реверсивных нейронных сетей в деятельность организации с целью анализа данных // *Управленческий учет*. 2025. № 6. С. 79-85.
18. Терехова Е.С., Пучкова Н.Н., Новикова Л.В. Анализ востребованности использования нейросетей для решения учебных задач // *Концепт*. 2024. № 8. С. 1-17.
19. Шуршев Т.В., Хоменко Т.В. Разработка системы интеллектуальной поддержки принятия решений на основе сверточной нейронной сети // *XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс*. 2024. № 1 (65). Т. 13.