

УДК 658.78:004.8

<http://doi.org/10.35854/1998-1627-2025-9-1200-1212>

Предиктивное моделирование в сфере управления цепями поставок на основании методов искусственного интеллекта

Федор Дмитриевич Иванов

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Санкт-Петербург, Россия,
fedorivanov@me.com, <https://orcid.org/0009-0000-5978-4135>

Аннотация

Цель. Выявление и комплексное сравнение методов предиктивного моделирования с применением искусственного интеллекта в сфере управления цепями поставок на основе систематического обзора литературы.

Задачи. Анализ главных методов предиктивного моделирования; проведение систематического обзора литературы, в том числе выделение критериев отбора анализируемых исследований, определение структуры исследования и поэтапный отбор выборки для исследования; сравнение преимуществ и недостатков методов искусственного интеллекта и традиционных статистических методов для предиктивного моделирования в сфере управления цепями поставок; составление рекомендаций для внедрения и применения различных методов предиктивного моделирования в зависимости от вида операций в цепях поставок.

Методология. Исследование основано на методологии систематического обзора литературы (SLR). Автором применены рекомендации стандарта Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA), обеспечивающего прозрачность, структурированность и методологическую строгость процесса обзора. Методологическая база исследования состоит из нескольких компонентов. В их числе — формулировка исследовательских вопросов, осуществление комплексного поиска релевантных источников, применение разработанных критериев отбора материалов, обобщение полученных данных для формирования содержательных выводов.

Результаты. Результаты систематического анализа показывают, что использование методов машинного обучения становится все более распространенным и, как доказано, открывает широкие перспективы для повышения точности принятия решений и прогнозирования в области SCM. В рамках исследования предлагаются рекомендации по использованию методов предиктивного моделирования в зависимости от операций внутри цепочки поставок. Помимо преимуществ использования искусственного интеллекта в SCM, выявлен ряд недостатков, в частности проблемы, связанные с качеством данных, интерпретируемостью моделей и необходимостью знания предметной области. Наконец, обобщение результатов показывает, что, хотя модели прогнозирования на основе искусственного интеллекта могут повысить эффективность и скорость реагирования в управлении цепочками поставок, их успешное внедрение требует тщательного учета организационного контекста и операционных ограничений.

Выводы. Наиболее применим сегодня гибридный подход к предиктивной аналитике цепей поставок. Этот подход сочетает традиционные статистические методы с методами машинного обучения, поскольку он обеспечивает многоступенчатую проверку и обработку данных, нивелирует проблемы их интерпретируемости и качества.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, цепочка поставок, предиктивная аналитика, прогнозирование спроса

Для цитирования: Иванов Ф. Д. Предиктивное моделирование в сфере управления цепями поставок на основании методов искусственного интеллекта // *Экономика и управление*. 2025. Т. 31. № 9. С. 1200–1212. <http://doi.org/10.35854/1998-1627-2025-9-1200-1212>

© Иванов Ф. Д., 2025

Predictive modeling in supply chain management based on artificial intelligence methods

Fedor I. Ivanov

Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, St. Petersburg, Russia, fedorivanov@me.com,
<https://orcid.org/0009-0000-5978-4135>

Abstract

Aim. The work aimed to identify and compare comprehensively predictive modeling methods using artificial intelligence in supply chain management based on a systematic literature review.

Objectives. The work seeks to analyze the main predictive modeling methods; to conduct a systematic literature review, including defining criteria for selecting studies being analyzed, defining the study design, and selecting a sample in a step-wise manner; to compare the advantages and disadvantages of artificial intelligence and traditional statistical methods for predictive modeling in supply chain management; to compile recommendations for the implementation and application of various predictive modeling methods depending on the type of supply chain operations.

Methods. The study is based on systematic literature review (SLR). The author applied the recommendations of the Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA) standard which ensures transparency, structuredness, and methodological rigor in the review process. The study methodological framework consists of several components which include formulating research questions, conducting a comprehensive search of relevant sources, applying developed criteria for selecting materials, and integrating the obtained data to form insightful conclusions.

Results. The systematic analysis results reveal that the use of machine learning methods is becoming increasingly widespread and has been proven to offer broad perspectives for improving decision-making and forecasting accuracy in SCM. The study offers recommendations for the use of predictive modeling methods based on supply chain operations. In addition to the benefits of using artificial intelligence in SCM, several shortcomings have been identified, particularly issues related to data quality, model interpretability, and the need for domain knowledge. Finally, a summary of the results shows that while AI-based predictive models can improve efficiency and responsiveness in supply chain management, their successful implementation requires careful consideration of organizational context and operational constraints.

Conclusions. A hybrid approach to predictive supply chain analytics is currently the most applicable. This approach combines traditional statistical methods with machine learning techniques, as it enables multi-stage data validation and processing, mitigating issues of interpretability and quality.

Keywords: *artificial intelligence, machine learning, supply chain, predictive analytics, demand forecasting*

For citation: Ivanov F.D. Predictive modeling in supply chain management based on artificial intelligence methods. *Ekonomika i upravlenie = Economics and Management*. 2025;31(9):1200-1212. (In Russ.). <http://doi.org/10.35854/1998-1627-2025-9-1200-1212>

Введение

Интеграция искусственного интеллекта (ИИ) в управление цепочками поставок (SCM) произвела революцию в традиционных практиках, особенно в области прогнозирования спроса [1]. По мере усложнения глобальных цепочек поставок организации сталкиваются со значительными трудностями в точном и гибком прогнозировании спроса [2]. Современные глобальные цепочки поставок функционируют в постоянно изменяющемся ландшафте, характеризующемся непредсказуемыми колебаниями

спроса, непредвиденными экономическими, политическими, социальными событиями и разветвленной сетью факторов влияния [3]. Изменяющаяся бизнес-среда требует от организаций эффективного управления цепочками поставок. Поэтому для сохранения конкурентоспособности и удовлетворения требований рынка необходимо принимать более эффективные управленческие решения и сокращать потери внутри цепей [4].

Классические методы прогнозирования спроса, основанные на анализе исторических данных и статистических подходах, оказались недостаточно эффективными

для работы с неопределенностью и динамичностью современных цепочек поставок. В ответ на эти вызовы технологии ИИ, включая машинное обучение и глубокое обучение, стали ключевыми инструментами, расширяющими возможности прогнозирования за счет обработки разнородных массивов данных. ИИ в управлении цепочками поставок не только предоставляет актуальную информацию о динамике поставок в реальном времени, но и способствует снижению операционных затрат, повышению уровня обслуживания [5]. По мере того, как компании стремятся повысить гибкость и устойчивость своих цепочек поставок, роль технологий ИИ в управлении неопределенностями и оперативном реагировании будет только возрастать.

Одной из ключевых предпосылок развития методов на основе ИИ в сфере управления цепями поставок послужила цифровая трансформация. Цифровая трансформация корпоративных операций привела к появлению огромных объемов как структурированных, так и неструктурированных данных, включая данные ERP-систем, точек продаж и датчиков интернета вещей, а также неструктурированные тексты из новостей, социальных сетей, аудио- и видеоматериалы, многое другое [6].

Теория

Машинное обучение представляет собой важную составляющую ИИ, сосредоточенную на создании алгоритмов и статистических моделей, которые дают возможность компьютерам решать задачи без прямого программирования конкретных инструкций [7]. Современные методы машинного обучения, такие как предиктивное моделирование, регрессионный анализ, кластеризация и глубокое обучение, демонстрируют выдающиеся результаты в выявлении закономерностей в структурированных и неструктурированных данных. По прогнозам специалистов, влияние ИИ на процессы прогнозирования спроса будет постепенно усиливаться. Это станет возможным благодаря активному развитию технологий обработки больших данных и облачных вычислений.

Облачные платформы обеспечивают необходимую масштабируемость для моделей ИИ, что дает компаниям возможность оперативно анализировать огромные массивы информации, формировать более точные

и актуальные прогнозы потребительского спроса [8]. Чтобы детально проанализировать применимость инструментов ИИ и их преимущества по сравнению с традиционными аналитическими методами, нам необходимо рассмотреть по отдельности каждую группу методов и определить, в каких операциях и при каких параметрах данных их используют наиболее эффективно.

В современном мире прогнозирование спроса невозможно представить без использования устоявшихся аналитических подходов. Среди них особое место занимают временные ряды, регрессионные модели (ARIMA) и экспоненциальное сглаживание, то есть инструменты, которые десятилетиями успешно применяют в различных отраслях промышленности и торговли. Их главная особенность заключается в том, что они анализируют исторические данные о продажах для прогнозирования трендов. Простота использования и наглядность результатов сделали эти методы популярными среди аналитиков. Следует учитывать и их ограничения: традиционные статистические модели работают на основе предположений о линейности связей и распределении данных, что может создавать проблемы при анализе сложных логистических процессов [9].

Классические подходы к анализу, опирающиеся преимущественно на неизменные архивы прошлых данных, демонстрируют существенные ограничения в работе с актуальной информацией. Это становится критическим фактором при формировании прогнозов, особенно в ситуациях, требующих оперативного реагирования. Кроме того, методы, основанные на регрессии, могут чрезмерно упрощать взаимосвязи между переменными, что может привести к ошибкам в прогнозах, особенно ввиду роли внешних факторов, таких как экономические сдвиги или технологические инновации [10]. Несмотря на эти недостатки, статистические методы по-прежнему ценны, особенно в ситуациях, в которых интерпретируемость критически важна, а доступность данных ограничена.

Однако в условиях ограничений становится очевидной потребность в разработке более совершенных подходов к управлению цепочками поставок. Эти подходы должны базироваться на обработке данных и обладать способностью к адаптации под текущие вызовы. ИИ открывает новые перспективы в этой области.

Ранние применения ИИ в цепочке поставок в основном сосредоточены на автоматизации повторяющихся задач и оптимизации управления запасами [11]. Развитие ИИ привело к значительным изменениям в сфере прогнозирования спроса. Современные системы ИИ интегрировали в себя несколько ключевых технологий: машинное обучение, глубокое обучение и обучение с подкреплением. Практическое применение машинного обучения в SCM предусматривает различные алгоритмы. Среди наиболее распространенных — методы опорных векторов, случайные леса, деревья решений. Эти алгоритмы демонстрируют высокую эффективность при решении задач прогнозирования спроса. Используя исторические данные о продажах, они способны создавать точные прогнозы будущих показателей, что позволяет компаниям оптимизировать свои бизнес-процессы и принимать более взвешенные решения.

В исследованиях последних лет в области ИИ отражены впечатляющие результаты применения современных технологий в бизнесе. Так, одно из исследований показало эффективность модели случайного леса в решении двух критически важных задач: точного прогнозирования потребительского спроса в розничной торговле и комплексной оценки финансовых рисков в системе управления цепями поставок [12]. Современные алгоритмы также успешно применяют в сфере управления поставками, в которой они помогают проводить всестороннюю оценку потенциальных поставщиков, анализировать исторические данные об эффективности работы и учитывать множество релевантных критериев при принятии решений.

Еще большей точности при обработке крупных массивов данных можно достичь за счет использования глубокого обучения. Многослойные нейронные сети используют в глубоком обучении, подмножестве машинного обучения, для моделирования сложных взаимосвязей в данных. Например, рекуррентные нейронные сети (RNN) лучше всего подходят для задач прогнозирования последовательностей, а сверточные нейронные сети (CNN) могут анализировать данные временных рядов для прогнозирования спроса. Примером RNN, специально предназначенной для обработки последовательностей с долгосрочными зависимостями, служит сеть с долговременной краткосрочной памятью (LSTM).

Гибридные модели ИИ заслуживают особого внимания наряду с остальными методами машинного обучения. Они объединяют классические подходы к прогнозированию с современными технологиями ИИ, показывают впечатляющие результаты в улучшении точности предсказания спроса. Так, модель ARIMA, популярный традиционный метод, может быть эффективно дополнена технологиями глубокого обучения, например LSTM-сетями [13]. ARIMA отвечает за выявление линейных трендов во временных рядах, а LSTM анализирует нелинейные связи и длительные зависимости. Научные исследования демонстрируют очевидное преимущество гибридных моделей над их альтернативными вариантами. Такие модели обеспечивают более высокую точность прогнозов благодаря синергетическому эффекту от объединения сильных сторон регрессионных методов и технологий с долговременной краткосрочной памятью.

Ключевое достоинство гибридного подхода заключается в способности одновременно анализировать краткосрочные колебания и долгосрочные тренды. Это особенно становится ценным в сферах с нестабильным спросом, в которых традиционные методы часто оказываются недостаточно эффективными. Гибридные решения сохраняют значимые преимущества классических подходов, в том числе простоту использования и интерпретируемость результатов, одновременно внедряя инновационные возможности ИИ [14].

После определения и анализа основного аналитического аппарата следует детальнее рассмотреть, каким образом приведенные выше виды моделей используют в различных контекстах управления цепями поставок. В этом разделе будут агрегированы основные области применения прогностического моделирования в SCM, включая управление рисками, выбор поставщиков, управление запасами и прогнозирование спроса. Ранее неоднократно проведены исследования, фокусом которых является прогнозирование спроса. Обширное количество исследований рассматриваемой темы не является случайным. Элементы цепи поставок по определению взаимосвязаны, а спрос служит ключевой переменной в данной области, которая влияет на взаимодействие с агентами, транспортную логистику, управление запасами и иными звеньями цепей.

Современные технологии машинного обучения открыли новые возможности для ритейлеров в понимании потребительского поведения и формировании покупательских предпочтений. Исследования демонстрируют, что прогностические системы с элементами ИИ существенно уменьшают погрешность в прогнозах для крупных торговых сетей. Это достигается благодаря оперативной обработке информации о продажах и потребительских настроениях, которая происходит в реальном времени и непрерывно интегрируется в аналитические модели [15]. Внедрение ИИ в процессы прогнозирования производственного спроса привело к значительному росту операционной эффективности, что стало возможным благодаря точной настройке производственных мощностей в соответствии с актуальными потребностями рынка.

В свою очередь, поддержание оптимальной работы и минимизация издержек в сфере управления цепями поставок напрямую связаны с грамотным контролем складских запасов. Современные методы прогнозирования, позволяющие точно предсказывать будущий спрос и определять оптимальные моменты для пополнения запасов, помогают предприятиям эффективно регулировать объем хранимых товаров. Кроме того, инструменты предиктивной аналитики способны заблаговременно выявлять неликвидные или устаревшие товары на складе. Предиктивное моделирование на основе методов ИИ открывает новые возможности для совершенствования системы управления рисками в логистических цепочках. Компании получают шанс заблаговременно обнаружить возможные угрозы, от нарушений в работе поставщиков до масштабных геополитических изменений, и своевременно подготовить комплекс мер по их нейтрализации [16]. Итак, по итогам анализа литературы можно сделать вывод о широком спектре применения моделей машинного обучения в рамках управления цепями поставок.

Тем не менее необходимо проанализировать возможные риски и барьеры внедрения подобных систем в операционную деятельность предприятий. Ключевой проблемой при внедрении ИИ в управление цепочками поставок выступает вопрос качества и доступности данных для обработки. Эффективность ИИ-моделей напрямую зависит от объема и качества входных данных. Особен-

но это относится к системам, построенным на принципах машинного и глубокого обучения. Однако на практике данные во многих отраслях часто характеризуются неполнотой, противоречивостью или недостаточной точностью, что существенно снижает результативность работы алгоритмов. Форматы данных также создают дополнительные сложности: различные уровни детализации, несовместимые форматы и пропуски в информации значительно затрудняют процесс внедрения систем прогнозирования спроса на базе ИИ.

Помимо проблем с данными, существует еще одно препятствие для широкого распространения ИИ-решений, в частности сложность моделей. Современные архитектуры, такие как CNN и LSTM-сети, часто остаются черными ящиками для пользователей вследствие сложности понимания их внутреннего функционирования [17]. В отличие от классических статистических методов, которые дают прозрачные и понятные результаты, ИИ-системы часто выдают прогнозы без объяснения их происхождения. Это создает препятствия для специалистов в области управления цепочками поставок, которые не могут доверять решениям, не понимая логики их формирования.

Другим препятствием на пути внедрения ИИ для предиктивного моделирования цепей поставок становится необходимость значительных финансовых и технических вложений. Для обработки таких объемов данных требуются мощные серверы и современное оборудование, что недоступно малым и средним компаниям. Кадровый вопрос также представляет собой проблему. Для успешной реализации ИИ-систем необходимы высококвалифицированные специалисты: аналитики данных и инженеры по машинному обучению. Спрос на таких профессионалов растет несопоставимо с предложением специалистов на рынке труда.

Результаты и обсуждение

Далее в контексте исследования нами проведен более детальный анализ методов предиктивного моделирования с целью верификации ранее выявленных закономерностей и составления методической базы для формирования рекомендаций по внедрению и использованию ИИ в сфере управления цепями поставок. В качестве метода исследования использован систематический

обзор литературы с целью сбора информации о подходах к прогнозному моделированию в SCM. При этом соблюдены рекомендации PRISMA, обеспечивающие структурированный, прозрачный и строгий процесс обзора. Методология включала в себя несколько ключевых этапов, в том числе определение исследовательских вопросов, проведение всестороннего поиска литературы, применение критериев включения и исключения, синтез данных для получения содержательной информации.

Критериями включения публикаций в данный обзор служат релевантность, актуальность и верифицируемость. Соответственно, чтобы исследование было включено в анализ, оно должно быть опубликовано в течение последних десяти лет в рецензируемых журналах, посвященных методам прогностического моделирования в SCM; должно использовать количественные и качественные методы анализа предиктивных моделей с подтвержденными данными статистики и результатами. Критерием исключения публикаций из выборки является отсутствие по крайней мере одного из упомянутых выше критериев включения. Анализ строится вокруг основного исследовательского вопроса о том, как модели ИИ применяют в цепочке поставок и каковы их преимущества, ограничения по сравнению с традиционными моделями.

В стратегии поиска использованы ключевые слова «искусственный интеллект», «прогнозирование спроса», «машинное обучение», «цепочка поставок» и «предиктивная аналитика» для того, чтобы охватить широкий спектр исследований по применению ИИ в прогнозировании цепочек поставок. На первом этапе это привело к выявлению 511 публикаций. После удаления дубликатов статей мы получили выборку в 502 публикации. Далее, в ходе применения ранее обозначенных критериев исключения, нами получено 215 публикаций.

После анализа аннотации и названий на предмет релевантности исследовательским вопросам мы оставили 71 источник. Статьи, имеющие лишь косвенное отношение к применению ИИ в цепочках поставок, исключены, что сократило количество статей до 46. Затем проведен полнотекстовый обзор этих материалов с акцентом на их релевантности и вкладе в исследование. В целях изучения различных методов в про-

гнозировании процессов в цепях поставок исключены и материалы, которые имели схожие результаты, методы исследования, даже если они основаны на различных эмпирических данных. Это также доказывает применимость и релевантность результатов приведенных далее публикаций. В итоге выбрано 15 публикаций, признанных подходящими для углубленного анализа с учетом их содержания и соответствия целям исследования. Результат отбора исследований на основании стандарта PRISMA отражен на рисунке 1.

Выбранные 15 статей прошли детальный полнотекстовый обзор, в ходе которого ключевые данные извлечены с помощью стандартизированной формы. Форма включала в себя ряд методов ИИ (например, машинное обучение, глубокое обучение), анализируемый сектор цепей поставок (например, складская логистика, производственная логистика, управление транспортными операциями) и проблемы или ограничения, связанные с внедрением ИИ. Кроме того, проведен сравнительный анализ для сравнения эффективности моделей ИИ с традиционными методами прогнозирования. Окончательный набор из 15 статей синтезирован в целях выявления тенденций и закономерностей внедрения ИИ для прогнозирования в цепочке поставок.

Для обобщения ключевых результатов использована интегрированная таблица для сравнения методов ИИ и их относительной эффективности в различных отраслях. Результаты систематического обзора представлены в таблице 1.

Согласно обзору, методы машинного обучения становятся все более популярными благодаря способности анализировать большие наборы данных и выявлять сложные закономерности, как следует из таблицы 1. Тем не менее на основании рассматриваемых исследований популярный тезис о простой обработке крупных массивов неструктурированных данных не подтвердился. В большинстве исследований вводные данные предварительно обработаны с участием исследователей. Более того, сложность этих моделей может затруднять их интерпретируемость, понимание лицами, принимающими решения.

Традиционные статистические методы, такие как анализ временных рядов и линейная регрессия, часто более просты для понимания и предоставляют ценную

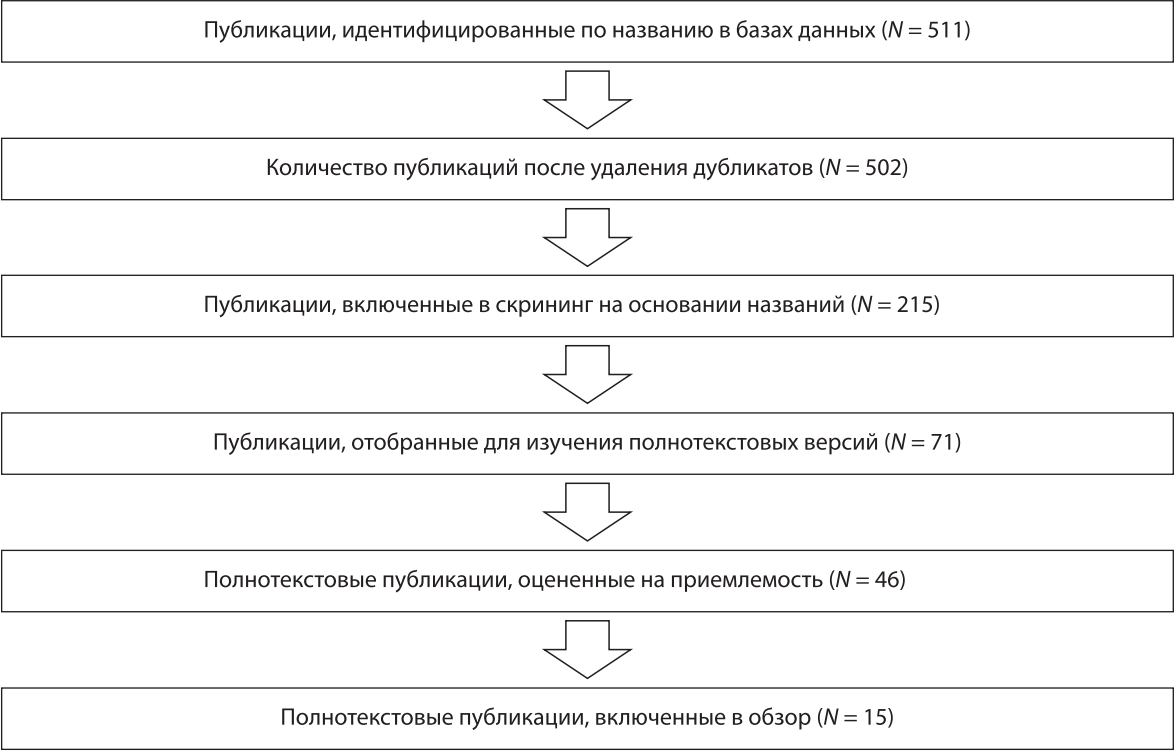


Рис. 1. Процесс отбора исследований для систематического обзора по стандарту PRISMA
Fig. 1. Study selection process for the systematic review using the PRISMA standard

Источник: составлено автором.

информацию о корреляциях между переменными. Однако может возникнуть сложность в использовании сложных взаимосвязей и нелинейных корреляций, обнаруженных в современных цепочках поставок. В связи с этим данные подходы по-прежнему эффективны, но для повышения точности прогнозов все чаще используют методы машинного обучения. В заключение сравнительное исследование показывает, что наилучшим подходом к моделированию прогнозирования в SCM может быть гибридный подход, сочетающий сложные методы машинного обучения и глубокого обучения с традиционными статистическими методами. С учетом такой интеграции организации могут использовать вычислительные возможности современных алгоритмов ИИ и интерпретируемость традиционных подходов. Данный подход наиболее применим в цепочке поставок в целом, но может не быть оптимальным для каждой операции.

Таким образом, рекомендацией для предприятий в сфере логистики и управления цепями поставок является первичная обработка данных методами машинного и глубокого обучения с дальнейшей вторичной

их обработкой в целях достижения большей прозрачности и интерпретируемости модели. Особенно эта рекомендация актуальна для малых и средних предприятий, не располагающих достаточным объемом ресурсов для интеграции полноценной, автономной модели, основанной на методах машинного обучения.

Ввиду изложенного можно констатировать факт сложности обработки неструктурированных данных для компаний с точки зрения компетенций и вычислительных затрат. Исходя из этого, считаем, что важной проблемой при взаимодействии с ИИ сегодня является обоснованность выбора неструктурированных данных для интеграции в предиктивные модели. При отсутствии нужных компетенций для работы с методами машинного обучения предлагаем избегать больших массивов неструктурированных и необработанных данных, которые при некорректной настройке и обработке могут выдавать нерелевантные или ложные результаты, на основании которых вследствие принципа черного ящика будут приняты неэффективные управленческие решения, приводящие к росту затрат и уменьшению конкурентоспособности.

Результаты систематического обзора литературы

Table 1. Results of the systematic literature review

Предложенная модель и ее описание	Преимущества модели	Недостатки модели	Источник
Модель GRU для прогнозирования спроса и байесовская сеть для прогнозирования цен	Доказана эффективность модели GRU BERT, GRU для прогнозирования спроса и цен	Чрезмерная сложность модели, создаваемая комбинациями данных, для точного прогнозирования спроса	[18]
Гибридная модель CNN — RNN для прогнозирования спроса	Фиксирует пространственные и временные зависимости в цепях поставок	Проблемы в обучении и настройке модели для внедрения в операционную деятельность	[19]
Комплексное обучение для прогнозирования эффективности работы поставщиков	Повышает надежность и точность прогнозов с помощью дерева принятия решений, модели повышения градиента	Низкая степень интерпретируемости и прозрачности модели	[13]
Гибридная модель (ARIMA и метод случайного леса)	Фиксирует линейные и нелинейные закономерности в данных для прогнозирования спроса	Сложность анализа и настройки. Нет четких требований к данным	[20]
Трансформаторные сети для прогнозирования спроса	Эффективно фиксирует долгосрочные зависимости. Высокий уровень масштабируемости	Интенсивные вычисления. Дороговизна внедрения в малые и средние предприятия	[21]
Мультиагентная система для оптимизации запасов	Большая гибкость и оперативность реагирования. Простота внедрения за счет распространенности инструментов имитационного моделирования	Проблемы, связанные с разработкой и координацией агентов. Проблемы с обучаемостью моделей и масштабируемостью конкретных инструментов моделирования	[19]
Гибридная модель (ARIMA и метод случайного леса)	Повышенная точность, позволяет фиксировать нелинейные зависимости	Значительные вычислительные затраты. Сложность анализа	[22]
Искусственные нейронные сети (ANN) и моделирование на основе ANN	Это показывает применимость и эффективность моделей ANN для управления запасами, решения проблем определения размера партий	Не учитывает другие факторы, которые могут повлиять на управление запасами, такие как время выполнения заказа, затраты на складские запасы или ограничения производственных мощностей	[23]
Байесовская сеть для оценки рисков	Отражает неопределенность и взаимозависимости данных	Сложность в конструировании и валидации модели	[24]
XGBoost для прогнозирования спроса	Высокая точность и эффективный выбор начальных характеристик для прогнозирования спроса	Требуется настройка сложности и гиперпараметров внутри модели. Требуются высокие компетенции для использования и интерпретации	[25]
Сети LSTM	Сильна в улавливании временных зависимостей. Простота внедрения	Строгие и узкие требования к данным и проблемы интерпретируемости модели	[26]
Математическая модель для комплексного планирования цепей поставок с использованием многоцелевого эволюционного алгоритма	Метод позволяют справляться с неопределенностью, неточностями и вариативностью данных за счет многократной проверки и валидации результатов	Требует больших вычислительных затрат и требует настройки многих параметров для алгоритмов. Высокий порог компетенций для использования	[27]
Сверхточные нейронные сети (CNN)	Эффективно распознает закономерности во временных рядах	Высокая вычислительная стоимость, обширная предварительная обработка	[28]
Сравнительный анализ машинных алгоритмов путем определения видов транспорта на основе немаркированных данных	Он может определять виды транспорта по немаркированным данным GPS, не требуя каких-либо предварительных знаний или ввода данных пользователем	Зависит от качества и количества данных, выбора входных атрибутов и параметров алгоритмов. Высокие требования к вычислительной мощности. Дороговизна использования	[29]
Сверхточные нейронные сети (CNN)	Модель CNN увеличила процент своевременных доставок с исторического среднего 94 % до 98 %	Зависимость от конкретных наборов данных, которые могут не в полной мере отражать все потенциальные переменные, влияющие на динамику цепочки поставок	[30]

Источник: составлено автором.

С учетом анализа становится очевидной необходимость развития компетенций сотрудников в сфере ИИ и инвестировании в область хранения и обработки корпоративных данных. Большинство исследований показали различные результаты оптимизации аналогичных операций с применением одинаковых алгоритмов машинного обучения в зависимости от структуры данных, их предварительной подготовки и их качества. Логично утверждать, что от наличия и предварительной обработки данных во многом зависят результаты экономического эффекта в цепи поставок.

На основании системного анализа можно сделать вывод о применимости конкретных моделей и методов в разных частях цепочки поставок. Так, методы машинного обучения наилучшим образом подходят для управления запасами и закупочной логистики, поскольку именно эти операции генерируют достаточный объем качественных, разнообразных и структурированных данных. Гибридные методы, сочетающие традиционные статистические модели и методы машинного обучения, наиболее применимы в транспортной логистике, маршрутизации, а также в принятии решений стратегического уровня, поскольку имеют лучшую интерпретируемость и прозрачность аналитических механизмов. Традиционные статистические методы, в свою очередь, актуальны в детерминированных, однородных условиях в операциях, например в автоматизированных производственных или складских процессах.

Выводы

Систематический обзор литературы по методам прогнозного моделирования в SCM позволил получить ценную информацию о текущем состоянии исследований и практики в этой области. В обзоре сделан акцент на возрастающей значимости передовых методов прогнозного моделирования, в частности машинного и глубокого обучения, для повышения эффективности и результативности операций в цепочках поставок. Ключевые выводы состоят в способности этих моделей анализировать большие наборы данных, выявлять сложные закономерности и предоставлять точные прогнозы, информирующие о процессах принятия решений. Кроме того, показано,

что интеграция предиктивной аналитики в практику SCM повышает операционную эффективность, снижает затраты и увеличивает скорость реагирования на рыночную динамику. Более того, сравнительный анализ различных методов прогнозного моделирования показал, что, хотя традиционные статистические методы остаются актуальными, они все чаще дополняются подходами машинного обучения для достижения более высокой эффективности прогнозирования.

Результаты исследования указывают на необходимость внедрения организациями гибридного подхода, использующего преимущества традиционных и передовых методов моделирования, для оптимизации стратегий управления цепочками поставок. Предприятиям, работающим в сфере логистики и управления цепями поставок, рекомендуется внедрять двухэтапный подход к обработке данных. На первом этапе следует применять методы машинного и глубокого обучения, а затем проводить дополнительную обработку для повышения прозрачности и интерпретируемости моделей. Такой подход особенно важен для малого и среднего бизнеса, у которого может не хватать ресурсов для внедрения полноценных автономных систем на базе ИИ.

Анализ показывает, что работа с неструктурированными данными представляет сложность для компаний и с точки зрения квалификации персонала, и с позиции вычислительных затрат. В связи с этим при внедрении ИИ рекомендуем тщательно оценивать целесообразность использования неструктурированных данных в прогностических моделях. Для организаций, не обладающих достаточными компетенциями в области машинного обучения, следует избегать работы с большими массивами необработанных и неструктурированных данных. Исходя из результатов системного анализа, становится очевидной необходимость развития компетенций сотрудников в сфере ИИ, увеличения инвестиций в системы хранения и обработки корпоративных данных. Эффективность экономических результатов в управлении цепями поставок во многом определена качеством предварительной обработки данных и наличием компетенций у персонала.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Xue X., Li X., Shen Q., Wang Y. An agent-based framework for supply chain coordination in construction // *Automation in Construction*. 2005. Vol. 14. No. 3. P. 413–430. <https://doi.org/10.1016/J.AUTCON.2004.08.010>
2. Garvey M. D., Carnovale S., Yeniyurt S. An analytical framework for supply network risk propagation: A Bayesian network approach // *European Journal of Operational Research*. 2015. Vol. 243. No. 2. P. 618–627. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.10.034>
3. Afolabi O. J., Onifade M. K., Olumide O. F. Evaluation of the role of inventory management in logistics chain of an organization // *LOGI — Scientific Journal on Transport and Logistics*. 2017. Vol. 8. No. 2. P. 1–11. <https://doi.org/10.1515/logi-2017-0011>
4. Cahyono Y., Purwoko D., Koho I. et al. The role of supply chain management practices on competitive advantage and performance of halal agroindustry SMEs // *Uncertain Supply Chain Management*. 2023. Vol. 11. No. 1. P. 153–160. <https://doi.org/10.5267/j.uscm.2022.10.012>
5. Núñez-Merino M., Maqueira-Marín J. M., Moyano-Fuentes J., Martínez-Jurado P. J. Information and digital technologies of Industry 4.0 and Lean supply chain management: A systematic literature review // *International Journal of Production Research*. 2020. Vol. 58. No. 16. P. 5034–5061. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1743896>
6. Gölzer P., Fritzsche A. Data-driven operations management: Organisational implications of the digital transformation in industrial practice // *Production Planning and Control*. 2017. Vol. 28. No. 16. P. 1332–1343. <https://doi.org/10.1080/09537287.2017.1375148>
7. Mahraz M. I., Benabbou L., Berrado A. Machine learning in supply chain management: A systematic literature review // *International Journal of Supply and Operations Management*. 2022. Vol. 9. No. 4. P. 398–416. <https://doi.org/10.22034/ijsum.2021.109189.2279>
8. Pournader M., Shi Y., Seuring S., Koh S. C. L. Blockchain applications in supply chains, transport and logistics: A systematic review of the literature // *International Journal of Production Research*. 2020. Vol. 58. No. 7. P. 2063–2081. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1650976>
9. Spiliotis E., Petropoulos F., Kourentzes N., Assimakopoulos V. Cross-temporal aggregation: Improving the forecast accuracy of hierarchical electricity consumption // *Applied Energy*. 2020. Vol. 261. Article 114339. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.114339>
10. Shahjalal M., Yahia A. K. M., Morshed A. S. M., Tanha N. I. Earthquake-resistant building design: Innovations and challenges // *Global Mainstream Journal of Innovation, Engineering & Emerging Technology*. 2024. Vol. 3. No. 04. P. 101–119. <https://doi.org/10.62304/jieet.v3i04.209>
11. Haenlein M., Kaplan A. M. A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence // *California Management Review*. 2019. Vol. 61. No. 4. P. 5–14. <https://doi.org/10.1177/0008125619864925>
12. Monsalve M. O., Cerón- Muñoz M., Galeano-vasco L., Medina-Sierra M. Use of machine learning models for prediction of organic carbon and nitrogen in soil from hyperspectral imagery in laboratory // *Journal of Spectroscopy*. 2023. Article 4389885. P. 1–8. <https://doi.org/10.1155/2023/4389885>
13. Perera H. N., Fahimnia B., Tokar T. Inventory and ordering decisions: A systematic review on research driven through behavioral experiments // *International Journal of Operations & Production Management*. 2020. Vol. 40. No. 7/8. P. 997–1039. <https://doi.org/10.1108/IJOPM-05-2019-0339>
14. Carter C. R., Kaufmann L., Wagner C. M. Reconceptualizing intuition in supply chain management // *Journal of Business Logistics*. 2017. Vol. 38. No. 2. P. 80–95. <https://doi.org/10.1111/jbl.12154>
15. Mikalef P., Fjortoft S. O., Torvatn H. Y. Developing an artificial intelligence capability: A theoretical framework for business value // *Business information systems workshops* / eds. W. Abramowicz, R. Corchuelo. Cham: Springer, 2019. P. 409–416. (Lecture Notes in Business Information Processing. Vol. 373). https://doi.org/10.1007/978-3-030-36691-9_34
16. Wang Y., Gunasekaran A., Ngai E. W. T. Big data in logistics and supply chain management: Certain investigations for future research and applications // *International Journal of Production Economics*. 2016. Vol. 176. P. 98–110. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.03.014>
17. Bennett C. C., Hauser K. Artificial intelligence framework for simulating clinical decision-making: A Markov decision process approach // *Artificial Intelligence in Medicine*. 2013. Vol. 57. No. 1. P. 9–19. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2012.12.003>
18. Amellal I., Amellal A., Seghioeur H., Ech-Charrat M. R. An integrated approach for modern supply chain management: Utilizing advanced machine learning models for sentiment analysis, demand forecasting, and probabilistic price prediction // *Decision Science Letters*. 2024. Vol. 13. P. 237–248. <https://doi.org/10.5267/j.dsl.2023.9.003>
19. Deb I., Gupta R. K. A genetic algorithm based heuristic optimization technique for solving balanced allocation problem involving overall shipping cost minimization with restriction

- to the number of serving units as well as customer hubs // *Results in Control and Optimization*. 2023. Vol. 11. Article 100227. <https://doi.org/10.1016/j.rico.2023.100227>
20. Che C., Liu B., Li S., Huang J., Hu H. Deep learning for precise robot position prediction in logistics // *Journal of Theory and Practice of Engineering Science*. 2023. Vol. 3. No. 10. P. 36–41. [https://doi.org/10.53469/jtpes.2023.03\(10\).05](https://doi.org/10.53469/jtpes.2023.03(10).05)
 21. Du M., Luo J., Wang S., Liu S. Genetic algorithm combined with BP neural network in hospital drug inventory management system // *Neural Computing and Applications*. 2020. Vol. 32. No. 7. P. 1981–1994. <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04379-3>
 22. Lei C., Zhang H., Wang Z., Miao Q. Deep learning for demand forecasting: A framework incorporating variational mode decomposition and attention mechanism // *Processes*. 2025. Vol. 13. No. 2. Article 594. <https://doi.org/10.3390/pr13020594>
 23. Šustrová T. A suitable artificial intelligence model for inventory level optimization // *Trends Economics and Management*. 2016. Vol. 25. No. 1. P. 48–55. <https://doi.org/10.13164/trends.2016.25.48>
 24. Tan L. P., Le A. N. H., Xuan L. P. A systematic literature review on social entrepreneurial intention // *Journal of Social Entrepreneurship*. 2020. Vol. 11. No. 3. P. 241–256. <https://doi.org/10.1080/19420676.2019.1640770>
 25. Raut R. D., Mangla S. K., Narwane V. S. et al. Linking big data analytics and operational sustainability practices for sustainable business management // *Journal of Cleaner Production*. 2019. Vol. 224. P. 10–24. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.03.181>
 26. Singh S., Kumar R., Panchal R., Tiwari M. K. Impact of COVID-19 on logistics systems and disruptions in food supply chain // *International Journal of Production Research*. 2021. Vol. 59. No. 7. P. 1993–2008. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1792000>
 27. Alavidoost M. H., Jafarnejad A., Babazadeh H. A novel fuzzy mathematical model for an integrated supply chain planning using multi-objective evolutionary algorithm // *Soft Computing*. 2021. Vol. 25. No. 3. P. 1777–1801. <https://doi.org/10.1007/s00500-020-05251-6>
 28. Santos L. F. S., Neves L., Martins A. S. et al. Convolutional neural networks enriched by handcrafted attributes (Enriched-CNN): An innovative approach to pattern recognition in histological images // *Proceedings of the 27th International conference on enterprise information systems*. (Porto, April 4-6, 2025). Red Hook, NY: Curran Associates, Inc., 2025. Vol. 1. P. 467–478. <https://doi.org/10.5220/0013277300003929>
 29. Dabbas H., Friedrich B. Benchmarking machine learning algorithms by inferring transportation modes from unlabeled GPS data // *Transportation Research Procedia*. 2022. Vol. 62. P. 383–392. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2022.02.048>
 30. Pasupuleti V., Thuraka B., Kodete C. S., Malisetty S. Enhancing supply chain agility and sustainability through machine learning: Optimization techniques for logistics and inventory management // *Logistics*. 2024. Vol. 8. No. 3. Article 73. <https://doi.org/10.3390/logistics8030073>

References

1. Xue X., Li X., Shen Q., Wang Y. An agent-based framework for supply chain coordination in construction. *Automation in Construction*. 2005;14(3):413-430. <https://doi.org/10.1016/J.AUTCON.2004.08.010>
2. Garvey M.D., Carnovale S., Yeniyurt S. An analytical framework for supply network risk propagation: A Bayesian network approach. *European Journal of Operational Research*. 2015;243(2):618-627. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.10.034>
3. Afolabi O.J., Onifade M.K., Olumide O.F. Evaluation of the role of inventory management in logistics chain of an organization. *LOGI — Scientific Journal on Transport and Logistics*. 2017;8(2):1-11. <https://doi.org/10.1515/logi-2017-0011>
4. Cahyono Y., Purwoko D., Koho I.R., et al. The role of supply chain management practices on competitive advantage and performance of halal agroindustry SMEs. *Uncertain Supply Chain Management*. 2023;11(1):153-160. <https://doi.org/10.5267/j.uscm.2022.10.012>
5. Núñez-Merino M., Maqueira-Marín J.M., Moyano-Fuentes J., Martínez-Jurado P.J. Information and digital technologies of Industry 4.0 and Lean supply chain management: A systematic literature review. *International Journal of Production Research*. 2020;58(16):5034-5061. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1743896>
6. Gözler P., Fritzsche A. Data-driven operations management: Organisational implications of the digital transformation in industrial practice. *Production Planning & Control*. 2017;28(16):1332-1343. <https://doi.org/10.1080/09537287.2017.1375148>
7. Mahraz M.-I., Benabbou L., Berrado A. Machine learning in supply chain management: A systematic literature review. *International Journal of Supply and Operations Management*. 2022;9(4):398-416. <https://doi.org/10.22034/ijsum.2021.109189.2279>

8. Pournader M., Shi Y., Seuring S., Koh S.C.L. Blockchain applications in supply chains, transport and logistics: A systematic review of the literature. *International Journal of Production Research*. 2020;58(7):2063-2081. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1650976>
9. Spiliotis E., Petropoulos F., Kourentzes N., Assimakopoulos V. Cross-temporal aggregation: Improving the forecast accuracy of hierarchical electricity consumption. *Applied Energy*. 2020;261:114339. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.114339>
10. Shahjalal M., Yahia A.K.M., Morshed A.S.M., Tanha N.I. Earthquake-resistant building design: Innovations and challenges. *Global Mainstream Journal of Innovation, Engineering & Emerging Technology*. 2024;3(4):101-119. <https://doi.org/10.62304/jieet.v3i04.209>
11. Haenlein M., Kaplan A.M. A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence. *California Management Review*. 2019;61(4):5-14. <https://doi.org/10.1177/0008125619864925>
12. Monsalve M.O., Cerón- Muñoz M., Galeano-Vasco L., Medina-Sierra M. Use of machine learning models for prediction of organic carbon and nitrogen in soil from hyperspectral imagery in laboratory. *Journal of Spectroscopy*. 2023;4389885. <https://doi.org/10.1155/2023/4389885>
13. Perera H.N., Fahimnia B., Tokar T. Inventory and ordering decisions: A systematic review on research driven through behavioral experiments. *International Journal of Operations & Production Management*. 2020;40(7-8):997-1039. <https://doi.org/10.1108/IJOPM-05-2019-0339>
14. Carter C.R., Kaufmann L., Wagner C.M. Reconceptualizing intuition in supply chain management. *Journal of Business Logistics*. 2017;38(2):80-95. <https://doi.org/10.1111/jbl.12154>
15. Mikalef P., Fjortoft S.O., Torvatn H.Y. Developing an artificial intelligence capability: A theoretical framework for business value. In: Abramowicz W., Corchuelo R., eds. Business information systems workshops (BIS 2019). Cham: Springer; 2019:409-416. (Lecture Notes in Business Information Processing. Vol. 373). https://doi.org/10.1007/978-3-030-36691-9_34
16. Wang Y., Gunasekaran A., Ngai E.W.T. Big data in logistics and supply chain management: Certain investigations for future research and applications. *International Journal of Production Economics*. 2016;176:98-110. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.03.014>
17. Bennett C.C., Hauser K. Artificial intelligence framework for simulating clinical decision-making: A Markov decision process approach. *Artificial Intelligence in Medicine*. 2013;57(1):9-19. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2012.12.003>
18. Amellal I., Amellal A., Seghioeur H., Ech-Charrat M.R. An integrated approach for modern supply chain management: Utilizing advanced machine learning models for sentiment analysis, demand forecasting, and probabilistic price prediction. *Decision Science Letters*. 2024;13:237-248. <https://doi.org/10.5267/j.dsl.2023.9.003>
19. Deb I., Gupta R.K. A genetic algorithm based heuristic optimization technique for solving balanced allocation problem involving overall shipping cost minimization with restriction to the number of serving units as well as customer hubs. *Results in Control and Optimization*. 2023;11:100227. <https://doi.org/10.1016/j.rico.2023.100227>
20. Che C., Liu B., Li S., Huang J., Hu H. Deep learning for precise robot position prediction in logistics. *Journal of Theory and Practice of Engineering Science*. 2023;3(10):36-41. [https://doi.org/10.53469/jtpes.2023.03\(10\).05](https://doi.org/10.53469/jtpes.2023.03(10).05)
21. Du M., Luo J., Wang S., Liu S. Genetic algorithm combined with BP neural network in hospital drug inventory management system. *Neural Computing and Applications*. 2020;32(7):1981-1994. <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04379-3>
22. Lei C., Zhang H., Wang Z., Miao Q. Deep learning for demand forecasting: A framework incorporating variational mode decomposition and attention mechanism. *Processes*. 2025;13(2):594. <https://doi.org/10.3390/pr13020594>
23. Šustrová T. A suitable artificial intelligence model for inventory level optimization. *Trends Economics and Management*. 2016;25(1):48-55. <https://doi.org/10.13164/trends.2016.25.48>
24. Tan L.P., Le A.N.H., Xuan L.P. A systematic literature review on social entrepreneurial intention. *Journal of Social Entrepreneurship*. 2020;11(3):241-256. <https://doi.org/10.1080/19420676.2019.1640770>
25. Raut R.D., Mangla S.K., Narwane V.S., et al. Linking big data analytics and operational sustainability practices for sustainable business management. *Journal of Cleaner Production*. 2019;224:10-24. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.03.181>
26. Singh S., Kumar R., Panchal R., Tiwari M.K. Impact of COVID-19 on logistics systems and disruptions in food supply chain. *International Journal of Production Research*. 2021;59(7):1993-2008. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1792000>
27. Alavidoost M.H., Jafarnejad A., Babazadeh H. A novel fuzzy mathematical model for an integrated supply chain planning using multi-objective evolutionary algorithm. *Soft Computing*. 2021;25(3):1777-1801. <https://doi.org/10.1007/s00500-020-05251-6>
28. Santos L.F.S., Neves L., Martins A.S., et al. Convolutional neural networks enriched by handcrafted attributes (Enriched-CNN): An innovative approach to pattern recognition

- in histological images. In: Filipe J., Śmiałek M., Brodsky A., Hammoudi S., eds. Proc. 27th Int. conf. on enterprise information systems (Porto, April 4-6, 2025). Red Hook, NY: Curran Associates, Inc.; 2025;1:467-478. <https://doi.org/10.5220/0013277300003929>
29. Dabbas H., Friedrich B. Benchmarking machine learning algorithms by inferring transportation modes from unlabeled GPS data. *Transportation Research Procedia*. 2022;62:383-392. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2022.02.048>
30. Pasupuleti V., Thuraka B., Kodete C.S., Malisetty S. Enhancing supply chain agility and sustainability through machine learning: Optimization techniques for logistics and inventory management. *Logistics*. 2024;8(3):73. <https://doi.org/10.3390/logistics8030073>

Информация об авторе

Федор Дмитриевич Иванов

аспирант

Санкт-Петербургский политехнический
университет Петра Великого

195251, Санкт-Петербург, Политехническая ул.,
д. 29Б

Поступила в редакцию 13.08.2025
Прошла рецензирование 29.08.2025
Подписана в печать 09.10.2025

Information about the author

Fedor D. Ivanov

postgraduate student

Peter the Great St. Petersburg Polytechnic
University

29B Politekhnikeskaya St., St. Petersburg
195251, Russia

Received 13.08.2025
Revised 29.08.2025
Accepted 09.10.2025

Конфликт интересов: автор декларирует отсутствие конфликта интересов,
связанных с публикацией данной статьи.

Conflict of interest: the author declares no conflict of interest
related to the publication of this article.