

УДК 332.832.2

DOI: 10.34670/AR.2026.61.33.062

Методы управления сроками и рисками строительных проектов на основе машинного обучения в условиях цифровой трансформации строительной организации

Михайлов Александр Сергеевич

Аспирант,
Санкт-Петербургский государственный
архитектурно-строительный университет,
190005, Российская Федерация,
Санкт-Петербург, ул. 2-я Красноармейская, 4;
e-mail: aleksandr.mihaylov.00@list.ru

Аннотация

В статье рассмотрена проблема прогнозирования сроков выполнения работ и оценки строительных рисков в секторе индивидуального жилищного строительства (ИЖС). Обоснована острая необходимость совершенствования системы управления рисками в строительных проектах ИЖС для повышения их эффективности и снижения потерь. Проведен всесторонний анализ и классификация основных типов рисков, характерных для данного сектора. На основе разработанных и обоснованных критериев отобраны наиболее значимые риски, подходящие для применения современных методов машинного обучения. Для этих рисков определены конкретные методы и задачи машинного обучения, а также ожидаемые результаты их использования в практике. Сформулированы ключевые выводы о высоком потенциале технологий машинного обучения для более точной оценки рисков и прогнозирования сроков реализации инвестиционно-строительных проектов в ИЖС.

Для цитирования в научных исследованиях

Михайлов А.С. Методы управления сроками и рисками строительных проектов на основе машинного обучения в условиях цифровой трансформации строительной организации // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2026. Том 16. № 1А. С. 596-604. DOI: 10.34670/AR.2026.61.33.062

Ключевые слова

Оценка рисков, методы машинного обучения, прогнозирование сроков, ИЖС, управление строительными проектами, цифровая трансформация, календарно-сетевое планирование, логистические риски, технологические риски, финансовые риски.

Введение

Проблема срывов сроков в строительстве является одной из наиболее острых в отрасли. По данным Министерства строительства и жилищно-коммунального хозяйства Российской Федерации примерно 30% жилые проекты сдаются с превышением плановых сроков. Среднее время задержки сроков составляет порядка 3,9 месяцев (при учете замороженных объектов срок увеличивается од 6 месяцев) [Давыдова, 2018]. Срывы сроков приводят к росту затрат, потерям для инвесторов и дольщиков, а также подрывают доверие к девелоперам.

Потребность строительной отрасли в повышении эффективности и надежности предопределяет актуальность более точного прогнозирования сроков и рисков.

Одной из ключевых стратегических целей развития строительной отрасли РФ является сокращение инвестиционно-строительного цикла, предусматривающее сокращения типовых сроков реализации проектов на 30% к 2030 году [Распоряжение Правительства РФ № 3268-р, 2022].

Традиционные методы управления сроками, такие как сетевое планирования, методы экспертных оценок, календарное планирование – имеют ограниченные возможности в условиях высокой неопределенности и значительного числа влияющих факторов.

Классические подходы опираются на детерминистские допущения и устаревшие нормативы, не уделяя достаточного внимания или полностью игнорируя статистические и исторические данные. Указанные недостатки приводят к недостаточной эффективности подходов в процессах идентификации и управления рисками.

Применение машинного обучения может способствовать минимизации ограничений традиционных методов в области идентификации, оценки и реагирования на риски в организационных, подготовительных и строительных процессах. В результате создаются предпосылки для снижения вероятности задержек ввода объектов в эксплуатацию, ограничения роста стоимости строительства и повышения эффективности использования доступных ресурсов [Касаева, 2025; Advaiya, 2025; Морозенко, Красовский, 2017; Коньков, Широков, Сычев, 2025].

Цель исследования — систематизация и обоснование применения методов машинного обучения, направленных на преодоление ограничений традиционных методов в управлении рисками строительных проектов и повышение точности прогнозирования сроков их реализации.

Объект исследования – типовые проекты жилищного строительства в сегменте малоэтажного типового строительства крупными компаниями.

Предмет исследования — методы машинного обучения, используемые для прогнозирования ключевых параметров строительных процессов и идентификации рисков при реализации типовых проектов жилищного строительства.

Выбор объекта исследования обусловлен массовостью типовых проектов в сегменте малоэтажного строительства (в частности ИЖС), что обеспечивает достаточный объём однородных данных для настройки и применения моделей машинного обучения в задачах идентификации, оценки и управления рисками [Плетнева, Дроздова, Михайлов, 2025].

Методы и материалы

При написании научной статьи применялись методы системного анализа, сравнительного исследования, методы машинного обучения и научного синтеза.

Информационной базой исследования послужили: научные публикации по управлению строительными проектами, рисками, календарно-сетевому планированию и применению методов машинного обучения в строительстве; нормативные документы и стандарты (PMBOK, ISO 31010, ISO 21500, ГОСТы); аналитические отчёты Дом.РФ, Минстроя России, Росстата, содержащие статистику индивидуального жилищного строительства и данные о динамике сроков реализации проектов; исследования российских и международных консалтинговых компаний по цифровизации строительной отрасли и применению искусственного интеллекта; документация библиотек и фреймворков машинного обучения.

В основу исследования легли научные труды следующих авторов: К.А. Давыдова [Давыдова, 2018], И.В. Касаевой [Касаева, 2025], А.А. Морозенко [Красовский, 2017], Д.В. Красовского [Морозенко, Красовский, 2017], Н.Ю. Тарасюк [Тарасюк, 2025], Ж.В. Селезневой [Селезнева, Солопова, 2024], О.Н. Кузиной [Кузина, 2023] и других.

Результаты и обсуждение

Типовые проекты индивидуального жилищного строительства (ИЖС), реализуемые крупными девелоперами в формате малоэтажных поселков, представляют собой относительно однородный объект исследования. В отличие от частной застройки, где каждый дом уникален, корпоративное ИЖС опирается на стандартизированные архитектурные решения, унифицированные технологические процессы, стабильные цепочки поставок и повторяющиеся организационные модели. Это делает такие проекты подходящими для системного анализа рисков, поскольку многие факторы имеют одинаковую природу и повторяются от поселка к поселку.

Проекты ИЖС характеризуются высокой чувствительностью к разного рода рискам. Длительность полного цикла строительства индивидуального дома составляет в среднем 4–8 месяцев, что делает проект уязвимым к наступлению рисков. С точки зрения управления сроками повторяемость рисков в однотипных проектах создаёт предпосылки для их формализованной оценки и применения методов машинного обучения для предиктивного обнаружения и снижения рисков.

Для оценки рисков использовалась авторская формула, разработанная на основе PMBOK и ISO 31010.

$$\text{Risk Score} = P \times I, \quad (1)$$

где:

P — вероятность наступления риска, выраженная в нормированной форме в диапазоне от 0 до 1.

I — влияние риска на сроки реализации проекта, выраженное в виде относительной величины (доли смещения плановой продолжительности проекта).

Оценка рисков производилась методом экспертной оценки, основанной на принципах качественного анализа рисков, предусмотренных PMBOK и ISO 31010, с последующим количественным расчётом уровня риска.

Оценка риска обеспечивает возможность приоритизировать потенциальные угрозы и обосновать экономическую целесообразность развития инструментов, направленных на их более раннее выявление и повышение точности оценки. В таблице 1 выполнен

структурированный обзор ключевых рисков реализации строительного проекта.

Таблица 1 – Основные риски при реализации типовых проектов ИЖС [Михеев, 2025; Селезнева, Солопова, 2024; Антипова, 2021]

Категория риска	Тип риска	Ключевые причины	Оценка	Стратегия реагирования
Организационные	Риск ошибочного календарно-сетевое планирования	Низкая квалификация сотрудников, недостаточность учитываемых данных, отсутствие резерва времени и др.	0,72	Минимизация, избегание
	Риск неэффективного распределения трудовых ресурсов	Ошибки планирования загрузки, слабая координация, ошибки резервов и др.	0,15	Минимизация, принятие
	Риски производственной координации	Неполная проработка технологической последовательности работ, отсутствие единого графика координации др.	0,20	Минимизация
	Логистические	Ошибки в определении плеча поставок, ненадежные поставщики, ошибки в складской логистике и др.	0,42	Минимизация
Технические	Риски проектной документации	Ошибки проектирования, слабая экспертиза и др.	0,48	Минимизация
	Нарушение технологических требований	Недостаточный контроль, низкая квалификация сотрудников, нарушение регламентов.	0,63	Минимизация
	Риски строительной техники.	Недостаточное обслуживание, недостаточный резерва, износ техники.	0,05	Минимизация, передача
Финансовые	Риск перерасхода бюджета	Удорожание материалов и комплектующих, сметные ошибки и др.	0,77	Минимизация, передача, принятие
	Риски недостаточного финансирования	Ошибки финансового планирования, задержки авансирования и др.	0,36	Избегание, минимизация

С учётом последующего применения методов машинного обучения классификация выполняет функцию предварительной фильтрации, обеспечивая выделение наиболее значимых рисков, требующих приоритетного внимания и более детальной аналитической обработки. Таблица служит фундаментом перехода к следующему этапу исследования — отбору целевых рисков, для которых применение ML-моделей является методически оправданным и практически значимым.

Применение методов машинного обучения оправдано для рисков, обладающих динамичным, нелинейным и многофакторным характером. Оценка подобных рисков требует алгоритмической обработки сложных зависимостей, недоступной традиционным аналитическим подходам.

Критерии отбора рисков

- Оценка риска превышает 0,35.
- Стратегия реагирования на риск – минимизация, раннее определение на основе исторических должно позволить снизить вероятность наступления риска, но не избежать его.
- Наличие достаточного объема исторических данных для обучения и валидации моделей, а также возможность их автоматического сбора и структуризации для алгоритмической

обработки.

- Повторяемость риска в схожих условиях.
- Многофакторный и нелинейный характер риска, ограничивающий применение традиционных аналитических методов.

На основе указанных критериев были отобраны типы рисков, обладающие наиболее выраженным потенциалом для применения моделей машинного обучения.

- Риски календарно-сетового планирования;
- Логистические риски;
- Риск нарушения технологических требований;
- Риск нарушения финансового обеспечения.

Для отобранных рисков существуют количественные параметры позволяющие их идентифицировать и алгоритмически оценить их влияние на основе исторических данных.

Для построения моделей машинного обучения целесообразно выделить конкретные области деятельности строительной компании, оказывающие существенное влияние на реализацию риска. Алгоритмическая обработка в указанных областях позволит осуществить раннюю идентификацию рисков и их более точную оценку. Своевременно полученная оценка рисков позволит реализовать ряд мероприятий по снижению вероятности и последствий наступления риска, что повысит точность прогнозирования сроков реализации строительных проектов. В таблице 2 представлены области деятельности, влияющие на наступления рисков и доступные для применения машинного обучения при наличии необходимых данных.

Таблица 2 – Области применения машинного обучения

Тип риска	Область деятельности	Необходимые данные для применения ML
Риски календарно-сетового планирования	Плановые потребности в трудовых ресурсах	Смета, нормы трудозатрат, график работ, плановые и фактические сроки выполнения работ, доступные трудовые ресурсы, производительность и др.
Риски календарно-сетового планирования	Плановая длительность работ	Плановая и фактическая длительность операций, календарно-сетовые графики, информация о поставках материалов, информация по доступным трудовым ресурсам, нормативная и фактическая производительность сотрудников и др.
	Календарно-сетовой график	Типовые графики PERT/CPM, нормативные и фактические длительности идентификация, оценка минимизация рисков работ, технологические зависимости между работами, данные по загрузке ресурсов и др.
Логистические риски	Логистическое плечо поставок	Фактические/плановые даты выполнения строительных работ, тех. карты и сметы, погодные условия, сроки доставки, резервы.
	Складские запасы	Смета, графики работ, плановый и фактический расход материалов, проектные данные, списания материалов и др.
Технологические риски	Контроль выполненных работ	Фото/видео выполненных работ, эталонные модели, технологические карты, BIM-модели, чертежи и др.
	Контроль за ходом выполняемых работ	Данные с камер наблюдения.
Риски финансового обеспечения	Составление сметы	Плановый и фактический расход материалов, технические параметры дома, плановое и фактическое время выполнения операций, перечень материалов и др.

Тип риска	Область деятельности	Необходимые данные для применения ML
Риски финансового обеспечения	Денежные потоки	График проектного финансирования, план строительных работ, график заказов материалов, график платежей контрагентам и др.

На основе представленной систематизации возникает возможность перейти к формированию конкретных ML-моделей, направленных на минимизацию рисков в отобранных областях. Для этого требуется определить, какие вычислительные задачи машинного обучения соответствуют каждому направлению, и какие методы обеспечивают наилучшие результаты при анализе соответствующих данных. В таблице 3 представлены сформированные задачи машинного обучения.

Таблица 3 – Задачи машинного обучения [Тарасюк, 2025; Петроченко и др., 2022; Кузина, 2023; Николюкин, Монастырев, 2025; Камаева, Адамцевич, 2023]

Область применения	Задача машинного обучения	Применяемые методы	Ожидаемый результат
Плановые потребности в трудовых ресурсах	Регрессия (прогноз трудоёмкости и числа работников); детекция аномалий в объёмах трудозатрат.	CatBoost, LightGBM; Isolation Forest; SHAP	Более точный прогноз плановой потребности в ресурсах, рекомендации по оптимизации плановой загрузки персонала, анализ зависимости потребностей в ресурсах от условий проекта, выявления рисков недостатка персонала.
Плановая длительность работ	Регрессия (прогноз длительности работ); детекция аномальных длительностей	CatBoost, Random Forest; Isolation Forest	Более точный прогноз плановой длительности работ, выявление аномальной длительности, рекомендации по корректировке длительности работ.
Плановые резервы времени	Прогнозирование вероятности задержек (классификация)	Gradient Boosting (CatBoost/Light GBM); Bayesian models	Прогноз вероятности задержек по работам, динамические рекомендации по необходимому резерву времени.
Календарно-сетевой график	Оптимизация через RL (обучение с подкреплением)	Reinforcement Learning (DQN/PPO); Regression	Рекомендации по оптимизации последовательности работ, выявление узких мест, повышение точности PERT/CPM, рекомендации по сокращению простоев ресурсов.
Логистическое плечо поставок	Прогноз ETA (времени доставки) — регрессия	Gradient Boosting, LSTM	Более точный прогноз логистического плеча и даты оформления поставки.
Складские запасы	Прогноз спроса (time-series forecasting); детекция аномального расхода	CatBoost, Prophet, LSTM; Isolation Forest	Более точное прогнозирование потребности в материалах, рекомендации по оптимизации запасов, выявление аномального расхода материалов.
Логистические поставки	Детекция аномалий и классификация траекторий доставки	Trajectory ML (RNN/LSTM); Isolation Forest	Прогноз простоев, выявление аномалий доставки, определение влияния задержек на календарно-сетевой график.
Контроль выполненных работ	Классификация и сегментация изображений	YOLO, Mask R-CNN, ViT	Обнаружение и классификация потенциальный дефектов.

Область применения	Задача машинного обучения	Применяемые методы	Ожидаемый результат
Контроль за ходом выполняемых работ	Распознавание действий (action recognition)	3D-CNN, TimeSformer; Object Detection	Контроль за соблюдением техники безопасности и фактическим сроком выполнения строительных работ.
Составление сметы	Регрессия (прогноз стоимости и материалоемкости); детекция аномалий	CatBoost, LightGBM; LSTM; Isolation Forest	Более точное прогнозирование материалоемкости, актуализация затрат на материалы, рекомендации по корректировке сметы.
Денежные потоки	Time-series forecasting (прогноз денежного потока)	LSTM, Prophet; CatBoost	Более точное прогнозирование денежных потоков, выявление потенциальных кассовых разрывов.

Заключение

Таким образом, интеграция моделей машинного обучения в процессы выявления, анализа и оценки рисков способствует снижению вероятности их наступления благодаря более ранней и точной идентификации, обусловленной способностью алгоритмов учитывать нелинейные взаимосвязи, динамику производственных процессов и влияние множества факторов.

Более ранняя идентификация, повышение точности оценки рисков и сокращение времени реагирования на них обеспечивает более обоснованное и корректное прогнозирование сроков реализации строительных проектов и как следствие сокращение превышения плановых сроков реализации строительных проектов.

Библиография

1. Антипова Д. В. Анализ задержек в реализации строительных проектов // Инновации. Наука. Образование. 2021. № 36. С. 1175-1180.
2. Давыдова К. А. Оценка резерва времени, необходимого для предотвращения срывов сроков строительного производства // Техника. Технологии. Инженерия. 2018. № 3. С. 29-31.
3. Камаева И.В., Адамцевич Л.А. Перспективы использования прогнозной аналитики в строительстве // Строительство и архитектура. 2023. № 2. С. 12. DOI: 10.29039/2308-0191-2023-11-2-12-12
4. Касаева И. В. Проблемы и решения в управлении строительными проектами: исследование причин задержек и перерасходов в строительстве, а также возможные пути их решения // Вестник науки. 2025. № 6(87).
5. Коньков В. В., Широков В. И., Сычев В. А. Применение методов машинного обучения для классификации наименований строительных работ с целью нормализации данных и построения прогнозных моделей // International Journal of Open Information Technologies. 2025. Vol. 13, no. 8. С. 60-91.
6. Кузина О.Н. Управление строительством с использованием компьютерного зрения на строительной площадке // Строительство и архитектура. 2023. № 4. С. 34. DOI: <https://doi.org/10.29039/2308-0191-2023-11-4-34-32>
7. Михеев Г. В. Управление рисками в малоэтажном жилищном строительстве // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Экономика. 2025. № 4. С. 86-93.
8. Морозенко А.А., Красовский Д.В. Устранение недостатков календарно-сетевого планирования путем применения матрицы ключевых событий проекта // Вестник МГСУ. 2017. Вып. 12. № 6 (105). С. 674-679. DOI: 10.22227/1997-0935.2017.6.674-679
9. Николокин А.Н., Монастырев П.В. Анализ применения методов машинного обучения в строительной отрасли // Эксперт: теория и практика. 2025. № 1 (28). С. 157-171. DOI:10.51608/26867818_2025_1_157
10. Петроченко М.В., Недвига П.Н., Кукина А.А., Шерстюк В.В. Классификация строительной информации в BIM с использованием алгоритмов искусственного интеллекта // Вестник МГСУ. 2022. Т. 17. Вып. 11. С. 1537-1550. DOI: 10.22227/1997-0935.2022.11.1537-1550
11. Плетнева Н. Г., Дроздова И. В., Михайлов А. С. Управление строительной организацией в сфере ИЖС с использованием цифровых инструментов // Финансовые рынки и банки. 2025. № 7. С. 486-491.
12. Распоряжение Правительства РФ от 31 октября 2022 г. № 3268-р.

13. Селезнева Ж. В., Солопова Н. А. Система управления рисками строительной подрядной организации при реализации инвестиционно-строительного проекта // Традиции и инновации в строительстве и архитектуре. Строительство и строительные технологии: сборник статей 81-й Всероссийской научно-технической конференции. 2024. С. 1258-1264.
14. Тарасюк Н. Ю. Машинное обучение в системах поддержки принятия инвестиционных решений: сравнительный анализ традиционных экономических моделей и ML-подходов // Вестник Евразийской науки. 2025. Т. 17, № 2.
15. Advaiya. White Paper on Project Scheduling Techniques. 2025.

Methods for Managing Deadlines and Risks of Construction Projects Based on Machine Learning in the Context of Digital Transformation of a Construction Organization

Aleksandr S. Mikhailov

Postgraduate Student,
Saint Petersburg State University of Architecture and Civil Engineering,
190005, 4, 2nd Krasnoarmeyskaya str., Saint Petersburg, Russian Federation;
e-mail: aleksandr.mihaylov.00@list.ru

Abstract

The article addresses the problem of forecasting work completion deadlines and assessing construction risks in the individual housing construction (IHC) sector. The urgent need to improve the risk management system in IHC construction projects to enhance their efficiency and reduce losses is substantiated. A comprehensive analysis and classification of the main types of risks characteristic of this sector is carried out. Based on developed and substantiated criteria, the most significant risks suitable for the application of modern machine learning methods are selected. For these risks, specific machine learning methods and tasks, as well as the expected results of their use in practice, are determined. Key conclusions are formulated about the high potential of machine learning technologies for more accurate risk assessment and forecasting of the implementation timelines of investment and construction projects in IHC.

For citation

Mikhailov A.S. (2026) Metody upravleniya srokami i riskami stroitel'nykh proyektov na osnove mashinnogo obucheniya v usloviyakh tsifrovoy transformatsii stroitel'noy organizatsii [Methods for Managing Deadlines and Risks of Construction Projects Based on Machine Learning in the Context of Digital Transformation of a Construction Organization]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 16 (1A), pp. 596-604. DOI: 10.34670/AR.2026.61.33.062

Keywords

Risk assessment, machine learning methods, deadline forecasting, IHC (individual housing construction), construction project management, digital transformation, schedule and network planning, logistical risks, technological risks, financial risks.

References

1. Advaiya. (2025). *White paper on project scheduling techniques*.
2. Antipova, D. V. (2021). Analiz zaderzhok v realizatsii stroitel'nykh proyektov [Analysis of delays in the implementation of construction projects]. *Innovatsii. Nauka. Obrazovaniye*, (36), 1175–1180.
3. Davydova, K. A. (2018). Otsenka rezerva vremeni, neobkhodimogo dlya predotvrashcheniya sryvov srokov stroitel'nogo proizvodstva [Evaluation of the time reserve required to prevent construction delays]. *Tekhnika. Tekhnologii. Inzheneriya*, (3), 29–31.
4. Kamaeva, I. V., & Adamtsevich, L. A. (2023). Perspektivy ispol'zovaniya prognoznoy analitiki v stroitel'stve [Prospects for the use of predictive analytics in construction]. *Stroitel'stvo i arkhitektura*, (2), 12. <https://doi.org/10.29039/2308-0191-2023-11-2-12-12>
5. Kasaeva, I. V. (2025). Problemy i resheniya v upravlenii stroitel'nymi proyektami: issledovaniye prichin zaderzhok i pereraskhodov v stroitel'stve, a takzhe vozmozhnyye puti ikh resheniya [Problems and solutions in construction project management: a study of the causes of delays and cost overruns in construction, as well as possible solutions]. *Vestnik nauki*, (6).
6. Konkov, V. V., Shirokov, V. I., & Sychev, V. A. (2025). Primeneniye metodov mashinnogo obucheniya dlya klassifikatsii naimenovaniy stroitel'nykh rabot s tselyu normalizatsii dannykh i postroyeniya prognoznykh modeley [Application of machine learning methods to classify construction work titles for data normalization and building predictive models]. *International Journal of Open Information Technologies*, 13(8), 60–91.
7. Kuzina, O. N. (2023). Upravleniye stroitel'stvom s ispol'zovaniyem komp'yuternogo zreniya na stroitel'noy ploshchadke [Construction management using computer vision at the construction site]. *Stroitel'stvo i arkhitektura*, (4), 34. <https://doi.org/10.29039/2308-0191-2023-11-4-34-32>
8. Mikheev, G. V. (2025). Upravleniye riskami v maloetazhnom zhilishchnom stroitel'stve [Risk management in low-rise housing construction]. *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Ekonomika*, (4), 86–93.
9. Morozenko, A. A., & Krasovsky, D. V. (2017). Ustraneniye nedostatkov kalendarno-setevogo planirovaniya putem primeneniya matritsy klyuchevykh sobytii proyekta [Eliminating the deficiencies of calendar-network planning by using the project key event matrix]. *Vestnik MGSU*, 12(6), 674–679. <https://doi.org/10.22227/1997-0935.2017.6.674-679>
10. Nikolyukin, A. N., & Monastirev, P. V. (2025). Analiz primeneniya metodov mashinnogo obucheniya v stroitel'noy otrasli [Analysis of the application of machine learning methods in the construction industry]. *Ekspert: teoriya i praktika*, (1), 157–171. https://doi.org/10.51608/26867818_2025_1_157
11. Petrochenko, M. V., Nedviga, P. N., Kukina, A. A., & Sherstyuk, V. V. (2022). Klassifikatsiya stroitel'noy informatsii v BIM s ispol'zovaniyem algoritmov iskusstvennogo intellekta [Classification of construction information in BIM using artificial intelligence algorithms]. *Vestnik MGSU*, 17(11), 1537–1550. <https://doi.org/10.22227/1997-0935.2022.11.1537-1550>
12. Pletneva, N. G., Drozdova, I. V., & Mikhailov, A. S. (2025). Upravleniye stroitel'noy organizatsiyey v sfere IZHS s ispol'zovaniyem tsifrovyykh instrumentov [Management of a construction organization in the individual housing construction sector using digital tools]. *Finansovyye rynki i banki*, (7), 486–491.
13. *Rasporyazheniye Pravitel'stva RF No. 3268-r* [Order of the Government of the Russian Federation No. 3268-r]. (2022, October 31).
14. Selezneva, Zh. V., & Solopova, N. A. (2024). Sistema upravleniya riskami stroitel'noy podryadnoy organizatsii pri realizatsii investitsionno-stroitel'nogo proyekta [Risk management system of a construction contractor in the implementation of an investment and construction project]. In *Traditsii i innovatsii v stroitel'stve i arkhitekture. Stroitel'stvo i stroitel'nyye tekhnologii: Proceedings of the 81st All-Russian Scientific and Technical Conference* (pp. 1258–1264).
15. Tarasyuk, N. Yu. (2025). Mashinnoye obucheniye v sistemakh podderzhki prinyatiya investitsionnykh resheniy: sravnitel'nyy analiz traditsionnykh ekonomicheskikh modeley i ML-podkhodov [Machine learning in investment decision support systems: a comparative analysis of traditional economic models and ML approaches]. *Vestnik Evraziyskoy nauki*, 17(s2).