

Научная статья

УДК 336.6, 338.2

JEL: G32, O32

<https://doi.org/10.18184/2079-4665.2024.15.3.421-438>

Оценка рисков проектов государственно-частного партнерства с использованием алгоритмов искусственного интеллекта

Стерник Сергей Геннадьевич¹, Тютюкина Елена Борисовна²,
Помулев Александр Александрович³

¹⁻³ Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации; Москва, Россия

¹ sergey-sternik@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1411-1011>

² etutukina@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0001-5195-7230>

³ me@pomulev.ru, <https://orcid.org/0000-0002-3189-1534>

Аннотация

Цель: разработка инновационного подхода к управлению рисками в проектах государственно-частного партнерства (ГЧП) с применением передовых технологий искусственного интеллекта, которые позволяют создать модель оценки рисков, учитывающую нелинейные взаимосвязи между различными риск-факторами.

Методы. Помимо традиционных методов научного познания, в работе использовались междисциплинарные подходы риск-менеджмента и сложившейся практики машинного обучения. Методическую основу исследования составили работы по оценке рисков и применению алгоритмов ИИ в данной области. Эмпирическую базу исследования составили данные официального портала РОСИНФРА о проектах государственно-частного партнерства.

Результаты работы. Изучена практика применения алгоритмов искусственного интеллекта к задаче оценки рисков ГЧП-проектов в России и за рубежом. Установлено, что наиболее эффективный результат показывают модели случайного леса. Однако представленные решения не учитывают российские экономические реалии. Авторами структурирована база реализованных ГЧП-проектов, пригодная для моделирования рисков. Разработана модель оценки риска недостижения целей российских ГЧП-проектов, выполнена оценка ее качества. Предложены рекомендации по внедрению модели в операционный контур процессов реализации проектов ГЧП.

Выводы. Разработанная модель позволяет по общим параметрам ГЧП-проекта (регион, орган власти, срок соглашения, отрасль и сфера реализации и проч.) с точностью 93% (по метрике ROC\AUC) оценить риск того, что проект завершится некорректно (по причине несостоявшегося конкурса, отказа от запуска, расторжения по решению суда, отмены/аннулирования конкурса). С помощью модели органы исполнительной власти РФ могут выстраивать риск-менеджмент по управлению ГЧП-проектами в регионах и, тем самым, способствовать повышению их финансовой эффективности. Также статья может стать полезной практикующим специалистам по управлению проектами и оценщикам.

Ключевые слова: государственно-частное партнерство, ГЧП-проекты, риски ГЧП-проектов, искусственный интеллект, машинное обучение

Благодарность. Статья подготовлена по результатам исследований за счет бюджетных средств по государственному заданию Финансового университета при Правительстве Российской Федерации на 2024 г.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования: Стерник С. Г., Тютюкина Е. Б., Помулев А. А. Оценка рисков проектов государственно-частного партнерства с использованием алгоритмов искусственного интеллекта // МИР (Модернизация. Инновации. Развитие). 2024. Т. 15. № 3. С. 421–438

EDN: <https://elibrary.ru/nvyaip>. <https://doi.org/10.18184/2079-4665.2024.15.3.421-438>

© Стерник С. Г., Тютюкина Е. Б., Помулев А. А., 2024



Original article

The risk assessment of public-private partnership projects using artificial intelligence algorithms

Sergey G. Sternik¹, Elena B. Tyutyukina², Alexander A. Pomulev³¹⁻³ Financial University under the Government of the Russian Federation; Moscow, Russia¹ sergey-sternik@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1411-1011>² etutukina@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0001-5195-7230>³ me@pomulev.ru, <https://orcid.org/0000-0002-3189-1534>

Abstract

Purpose: is to develop an innovative approach to risk management in public-private partnership (PPP) projects using advanced artificial intelligence technologies that allow creating the risk assessment model that takes into account non-linear relationships between various risk factors.

Methods: in addition to traditional methods of scientific knowledge, interdisciplinary approaches of risk management and established practice of machine learning were used in the work. The methodological basis of the study was formed by works on the risk assessment and the application of AI algorithms in this area. The empirical basis of the study was the data of the official portal of ROSINFRA on public-private partnership projects.

Results: the practice of applying AI algorithms to the task of assessing the risks of PPP-projects in Russia and abroad was studied. It is established that the most effective result is shown by the models based on RandomForestClassifier. However, the presented solutions do not take into account Russian economic realities. The authors have structured a database of implemented PPP-projects suitable for risk modeling. The model for assessing the risk of failure to achieve the objectives of Russian PPP-projects has been developed and its quality has been assessed. Recommendations on implementation of the model in the operational loop of PPP projects realization processes are offered.

Conclusions and Relevance: the developed model allows, according to the general parameters of PPP project (region, authority, term of agreement, industry and scope of implementation, etc.) with the accuracy of 93% (according to the ROC\AUC metric), to assess the risk that the project will end incorrectly (due to a failed tender, refusal to launch, termination by court decision, cancellation/annulment of the tender). With the help of the model the executive authorities of the Russian Federation can build risk management for PPP projects management in the regions and thus contribute to their efficiency improvement. The article may also become useful for project management practitioners and appraisers.

Keywords: public-private partnership, PPP projects, PPP project risks, artificial intelligence, machine learning

Acknowledgments. The article was prepared based on the results of research at the expense of budgetary funds under the state assignment of the Financial University under the Government of the Russian Federation for 2024.

Conflict of Interest. The authors declare that there is no Conflict of Interest.

For citation: Sternik S. G., Tyutyukina E. B., Pomulev A. A. The risk assessment of public-private partnership projects using artificial intelligence algorithms. *MIR (Modernizatsiia. Innovatsii. Razvitie) = MIR (Modernization. Innovation. Research)*. 2024; 15(3):421–438. (In Russ.)

EDN: <https://elibrary.ru/nvyaip>. <https://doi.org/10.18184/2079-4665.2024.15.3.421-438>

© Sternik S. G., Tyutyukina E. B., Pomulev A. A., 2024

Введение

В современном мире государственно-частное партнерство (далее ГЧП) становится все более распространенной формой взаимодействия между государственными органами и частными компаниями для реализации значимых проектов. В 2023 г. на российском рынке ГЧП запущено 116

новых проектов на общую сумму 765,5 млрд руб. По сравнению с 2022 г., когда насчитывалось 375 новых проектов, их количество сократилось втрое. Однако средний объем инвестиций в один проект увеличился и составил 6,8 млрд руб.¹ По данным РОСИНФРА², среди общеизвестных моделей взаимодействия государства и бизнеса преобладают концессионные соглашения в рамках закона

¹ Крючкова Е. ГЧП-проекты стали крупнее, но их число уменьшилось // Коммерсантъ. 21.12.2023. URL: <https://www.kommersant.ru/doc/6413003> (дата обращения: 20.06.2024)

² База проектов // Информационный ресурс РОСИНФРА. URL: <https://dpo.rosinfra.ru/base-projects> (дата обращения: 20.06.2024)

№115-ФЗ³, на долю которых приходится 79,39%, или 6185 соглашений. Другие формы взаимодействия, такие как «аренда с инвестиционными обязательствами, энергосервисные контракты с признаками ГЧП, инвестиционные договоры и соглашения о ГЧП/МЧП»⁴, составляют лишь 20% [1] от общего числа соглашений (1606 шт.).

Большой размер инвестиций и длительный срок реализации таких проектов существенно повышают уровень рисков для всех стейкхолдеров. Успешная реализация таких проектов требует глубокого анализа и оценки рисков, связанных с ними. В общемировой практике реализации ГЧП-проектов пристальное внимание уделяется риск-менеджменту. Однако в российской практике работа с рисками производится по остаточному принципу и ограничивается формальными картами и планом снижения рисков. Данный аспект приводит к тому, что численность рискованных проектов ГЧП (которые не достигают своих целей и завершаются раньше срока) достигла 22,5% от общего числа завершенных проектов в России.

Для повышения эффективности и финансовой результативности моделей ГЧП важна проработка системы риск-менеджмента в данной сфере. Законодательными и нормативно-правовыми актами в области ГЧП и концессионных соглашений определены минимальные требования к частным партнерам и общие методические рекомендации по «оценке эффективности проектов ГЧП. Риски рассматриваются в определенной типовой структуре в контексте последующего качественного индивидуального анализа и оценки в рамках экспертизы проекта» [2]. Базы реализованных российских ГЧП-проектов отсутствуют в пригодном для анализа виде, что препятствует развитию моделей оценки рисков. Модель оценки уровня риска может значительно повлиять на эффективность процесса реализации ГЧП-проектов. Знание того, какие проекты относятся к минимальному или высокому риску, позволяет управлять ресурсами, временем и финансами более эффективно.

Искусственный интеллект может стать полезным в процессе идентификации и оценки рисков проектов. Например, алгоритмы машинного обучения могут анализировать большие объемы данных о параметрах проектов, выявлять паттерны и предсказывать возможные риски. Интеллектуальные системы также могут помочь в автоматизации

мониторинга и анализа рисков, что позволит быстрее реагировать на изменения в проекте и принимать соответствующие меры со стороны местных органов власти и частных партнеров. Со стороны Министерства экономического развития РФ появляется возможность выработки отдельных мероприятий для оказания экспертной поддержки публичным партнерам в регионах при запуске проектов ГЧП с повышенным риском.

Учитывая вышеизложенное, цель исследования заключается в определении нового подхода к управлению рисками проектов ГЧП, являющихся наиболее сложными с точки зрения практической реализации. Новый подход должен основываться на прорывной технологии искусственного интеллекта, с помощью которой возможно сконструировать модель оценки рисков, которая учитывает сложные нелинейные взаимосвязи между переменными. В соответствии с поставленной целью сформулированы задачи исследования:

- 1) изучить практику применения алгоритмов искусственного интеллекта в оценке рисков проектов ГЧП;
- 2) сформировать базу проектов ГЧП, реализованных в России;
- 3) создать модель для оценки риска несоответствия целям российских проектов ГЧП и провести оценку ее эффективности.

Обзор литературы и исследований

Среди российских ученых и ученых из ЕАЭС исследованием рисков ГЧП-проектов и их участием занимались Шубина В.И. [2], Ялмаев Р.А. [3], Юрьева Т.В. [4], Макеева В.Г. с соавторами [5], Мингазов Р.И. [6, 7], Кашин А.В. [8], Трунова Л.Г. и Ван С. [9], Кириенко О.Э. [10], Тесля П.Н. [11], Агамагомедова Е.В. [12], Дадеркина Е.А. и Усик М.Ю. [13], Гайнутдинов Т.Р. [14], Зайдуллина Э.Р. [15] и прочие. В основном работы сосредоточены на выявлении и классификации рисков в рамках их качественного анализа. Однако отсутствуют работы, посвященные применению алгоритмов ИИ к задаче оценки рисков ГЧП-проектов.

Иностранные авторы также достаточно внимания уделяют идентификации, анализу и оценке рисков ГЧП-проектов. Например, в работе Rasheed N. с соавторами [16] представлен систематический обзор литературы, касающейся рисков в ГЧП,

³ Федеральный закон «О концессионных соглашениях» от 21.07.2005 №115-ФЗ // Консультант Плюс. URL: https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_54572/?ysclid=lp5ic1p3i346730722 (дата обращения: 20.06.2024)

⁴ Федеральный закон «О государственно-частном партнерстве, муниципально-частном партнерстве в Российской Федерации и внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации» от 13.07.2015 № 224-ФЗ // Консультант Плюс. URL: https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_182660/?ysclid=lp5i8qazgn737604700 (дата обращения: 20.06.2024)

с использованием блок-схемы PRISMA и сделан вывод, что исследования в данной области сместились с общего подхода к выявлению и оценке рисков к индивидуальному анализу в рамках отдельного проекта.

В последнее время стали появляться работы, посвященные анализу применения ИИ в целях управления рисками. В частности, в работе Кумара А. и др. рассматривается использование «ИИ в качестве инструмента управления финансовыми рисками» [17]. Авторами отмечено, что ИИ «улучшает управление рыночными и кредитными рисками при проверке моделей, моделировании, стресс-тестировании и подготовке данных. ИИ помогает контролировать качество полученных сведений, выявлять мошенничество и осуществлять поиск нужной информации в интернете» [17]. Однако эти ученые изучали риск-менеджмент в области финансовых рисков на уровне компании.

В исследовании Дождикова А.В. [18] применяется основной раздел ИИ – машинное обучение для оценки успеха проектов в сфере кинематографа. Данное исследование является важным шагом в области прикладного использования ИИ. Автор использовал метод опорных векторов, дерево решений, метод ближайших соседей, «наивный» Байесовский алгоритм и нейронную сеть. Наилучший результат в исследовании показало дерево решений и нейросеть (многослойный перцептрон). Однако результаты данной работы неприменимы к ГЧП-проектам. Неподходящим является также подход к определению целевой переменной (успешность проекта), которую автор идентифицирует посредством окупаемости затрат сборами фильма в прокате.

Углубляясь в тематику исследований ГЧП-проектов, становится очевидным, что работ, которые посвящены применению ИИ к оценке рисков данных проектов, не так много.

В частности, работа Jin X.-H. и Zhang G. [19] посвящена созданию моделей искусственных нейронных сетей (ANN) для моделирования процесса принятия решений о распределении рисков в ГЧП-проектах. Сделан вывод, что нейронные сети эффективны для моделирования процесса принятия решений о распределении рисков, при этом подходящей основой является экономика транзакционных издержек. Однако нейронные сети сложны для интерпретации.

Авторский коллектив [20] изучает использование ИИ в целях снижения климатических рисков ГЧП-проектов и делает вывод, что глубокое обучение, информационное моделирование зданий, роботизированная автоматизация, дистанционные датчики и нечеткая логика эффективно снижают клима-

тические риски в инфраструктурных проектах ГЧП. Приводятся убедительные аргументы в пользу использования ИИ для понимания и управления многочисленными проблемами, связанными с изменением климата, в инфраструктурных проектах ГЧП.

Kumar L. с соавторами [21] исследует финансовые риски, связанные с проектами дорожной инфраструктуры, и фокусируется на модели NPV-at-risk с использованием моделирования методом Монте-Карло с учетом распределений вероятностей для различных входных параметров. Основа – финансовая модель и параметры, которые характерны для соответствующего региона, где реализуется проект. Эффективность подхода зависит от глубины проработки и обоснования стандартного отклонения входных параметров финансовой модели.

Коллектив ученых [22] «использует адаптивную модель нечеткой когнитивной карты и доказывает эффективность такого подхода для лучшего понимания стратегий снижения рисков посредством анализа сценариев "что, если"» и делает возможным увеличить шансы на успех в проектах ГЧП. Подход больше подходит для качественной проработки рисков.

Ху Y. с соавторами [23] разрабатывает иерархическую структуру рисков для описания профилей рисков проектов ГЧП. Весовые коэффициенты и функции принадлежности для факторов риска устанавливаются с использованием метода опроса Delphi и теории нечетких множеств. Представлен инструмент поддержки принятия решений на основе модели оценки рисков с использованием Visual Basic for Application (VBA). Однако представленное решение относится к программируемым решениям на основе экспертных мнений, которые существенно отличаются от машинного обучения.

Весьма перспективной является работа Yaseen Z.M. и др. [24], где применяется гибридная модель случайного классификатора лесов с оптимизацией генетического алгоритма (RF-GA) для прогнозирования задержки строительных проектов с высокой точностью, что улучшает управление проектами и их устойчивостью. Модель ориентирована на управление отдельным типом риска с учетом идентифицированных источников и факторов проблем (по опросникам), приводящих к задержкам сроков проекта.

В исследовании Jokar E. и др. [25] определены и расставлены приоритеты наиболее важных рисков в проектах автостроды на основе ГЧП в Иране с применением нечетких многокритериальных методов принятия решений. Предпринята попытка определить важность рисков и их приоритетность в исследуемых проектах с использованием нечетких многокритериальных методов принятия решений

(FAHP и FTOPSIS). Подход применим для детальной оценки рисков ГЧП-проектов, однако их важность в странах реализации проектов различна.

Owolabi H.A. и соавторы [26] делают вывод, что эффективным методом прогнозирования задержек в проектах ГЧП с более низкой средней ошибкой прогнозирования теста, чем другие устаревшие методы регрессии, является случайный лес. Однако модель разработана на европейских ГЧП-проектах.

Таким образом, можно сделать вывод, что подходы с использованием алгоритмов ИИ применяются в оценке рисков ГЧП-проектов. Многообещающий результат демонстрируют модели случайного леса. Однако представленные решения не учитывают российские экономические реалии и специфику региональных ГЧП-проектов, что предопределяет актуальность и практическую значимость настоящего исследования.

Материалы и методы

Рассмотренные модели (деревья решений, случайный лес и др.) разрабатываются на принципах машинного обучения. Данный подход позволяет найти закономерности в данных и подобрать способ их наилучшей аппроксимации⁵.

Ключевые этапы машинного обучения следующие⁶:

- 1) формирование базы данных реализованных ГЧП-проектов в России с использованием платформы РОСИНФРА (других баз данных, пригодных для моделирования рисков, в открытом доступе нет);
- 2) определение целевого признака, характеризующего риск ГЧП-проекта;
- 3) изучение данных и определение типа взаимосвязи с целевой переменной;
- 4) предварительная обработка переменных (работа с пропущенными значениями и удаление дублирующихся значений);
- 5) подготовка данных для моделирования (маркировка текстовых переменных, уменьшение размерности количественных переменных);
- 6) разработка модели;
- 7) выбор протокола и оценка полученной модели;

- 8) интерпретация значимости факторов;
- 9) разработка процесса работы с моделью и ее внедрение в операционный контур бизнес-процессов участников.

С учетом рассмотренных публикаций, воспользуемся беггингом на деревьях – «случайным лесом для классификации» (RandomForestClassifier).

Модель случайного леса (Random Forest) соединяет множество решающих деревьев в целях улучшения качества прогнозирования. Каждое дерево строится независимо друг от друга, что позволяет уменьшить переобучение и повысить обобщающую способность модели.

Модель случайного леса строится по следующему алгоритму:

1. Для каждого дерева в случайном лесу создается случайная подвыборка обучающих данных. Это позволяет добавить разнообразие в модель и уменьшить корреляцию между деревьями.
2. Для подвыборки строится дерево решений. В каждом узле дерева происходит разделение на основе критерия Джини⁷:

$$G_t = 1 - \sum_{i=1}^c p_i^2 \quad (1)$$

где G_t – коэффициент разнородности Джини в узле; p_i^2 – доля наблюдений класса c в узле t .

3. Когда все деревья построены, для каждого объекта данных модель случайного леса делает прогноз на основе голосования деревьев.

Результаты исследования

Вручную структурирована (в виде отдельного файла) база данных ГЧП-проектов в России с сайта РОСИНФРА (которая на сайте представлена в виде описаний, без возможности загрузки в единую таблицу) за период с 2005 по 2023 гг., содержащая договоры с государственными и муниципальными органами власти в качестве одной из сторон. Размер исходной таблицы составляет 7791 строку и 24 столбца, которые содержат показатели: ID проекта; дата добавления в базу; сфера; отрасль; регион; федеральный округ; уровень проекта; дата заключения соглашения; срок соглашения, лет; наименование проекта; способ инициирования; форма реализации; публичный партнер; орган

⁵ Крис Э. Машинное обучение с использованием Python. Сборник рецептов: пер. с англ. Санкт-Петербург: БХВ-Петербург, 2022. 384 с. URL: <https://ibooks.ru/bookshelf/366635/reading> (дата обращения: 27.06.2024).

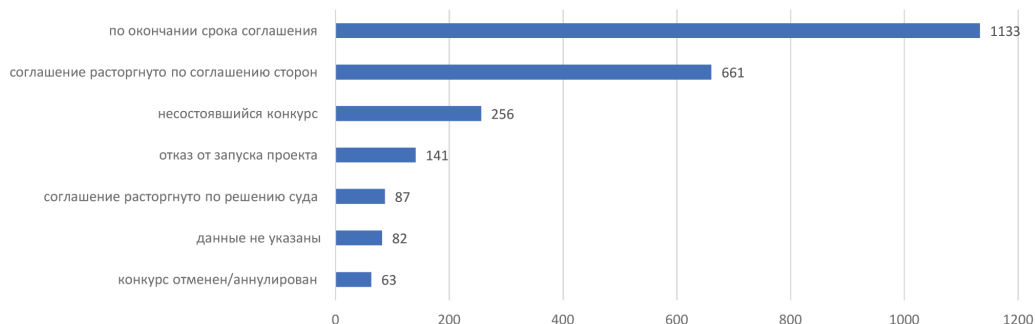
⁶ Шолле Ф. Глубокое обучение на Python: пер. с англ. Санкт-Петербург: Питер, 2023. 576 с. URL: <https://library.cbr.ru/catalog/lib/books/412847/?ysclid=m0qrferjp9740129998> (дата обращения: 06.09.2024).

⁷ Крис Э. Машинное обучение с использованием Python. Сборник рецептов: пер. с англ. Санкт-Петербург: БХВ-Петербург, 2022. 384 с. URL: <https://ibooks.ru/bookshelf/366635/reading> (дата обращения: 27.06.2024).

власти; частный партнер; общий объем финансирования, руб.; общий объем бюджетных инвестиций, руб.; общий объем частных инвестиций, руб.; планируемые источники возврата инвестиций; этап; причина завершения проекта; этап, после которого завершен проект. Структурированные данные

представляют ценность и пригодны для создания модели оценки рисков ГЧП-проектов.

По состоянию на 01.03.2024 завершенными числятся 2423 проекта. Причины завершения проекта представлены на рис. 1.



Составлено авторами по данным РОСИНФРА

Рис. 1. Причины завершения проектов ГЧП

Compiled by the authors according to ROSINFRA data

Fig. 1. Reasons for completion of PPP projects

Статус завершения проекта ГЧП в базе данных свидетельствует о достижении проектом основной цели, что является доступным индикатором риска. Для идентификации других рисков, таких как коммерческие (несоответствие плану продаж, превышение операционных затрат) и финансовые (рост процентных ставок, кассовые разрывы, потребность в дополнительном финансировании, удорожание проекта), необходима внутренняя документация, которая не является доступной.

Нормальное завершение договора предполагает, как правило, в качестве причины завершения «По окончании срока соглашения», в качестве последнего этапа — «Эксплуатация». Завершение по окончании срока соглашения, к которому относятся большинство соглашений, является «нормальным» и свидетельствует о достижении целей: выполнении сторонами условий договора и доведении проекта до предусмотренной договором конечной стадии эксплуатации. Можно сказать, что это группа минимального риска.

Ситуация, когда договор завершился расторжением по соглашению сторон, может свидетельствовать как о нормальном завершении договора, так и о конфликте участников договора в ходе его исполнения, который, однако, разрешился мирным соглашением, без серьезных последствий. В силу того, что детали соглашения не известны, факт мирного исхода трактуется в рамках исследования как зона минимального риска.

Также по некоторым проектам отсутствует указание причин завершения проекта. В силу данного обстоятельства нет достаточных оснований считать данные проекты потенциально проблемными.

Другие причины завершения позволяют идентифицировать проекты как потенциально проблемные или с повышенными рисками. Несостоявшийся конкурс указывает на недостаточную конкурентоспособность проекта или возможные проблемы в начальной стадии планирования. Источником риска является не концессионер, а концедент. Также источником риска может являться государственный или муниципальный орган, не сумевший организовать успешный конкурс и привлечь стороннего частного инвестора. Отказ от запуска проекта возможен по причине финансовых проблем, изменения стратегии или недостаточной оценки рисков на начальных этапах. Соглашение о расторжении по решению суда указывает на серьезные юридические проблемы или споры, что является высоким риском. Отмена/аннулирование конкурса также может свидетельствовать о юридических проблемах, недостаточной проработке концепции проекта или вмешательстве внешних факторов.

По итогам анализа и группировки значений по категориям причин завершения проекта получено распределение числа проектов ГЧП, завершившихся некорректно и не достигнувших установленных целей. Таким образом, если перевести типы завершения соглашений в категорию ми-

нимального риска, в данную группу войдет 1876 проектов; в группу высокорискованных войдет 547 проектов (табл. 1, где 1 – «повышенный риск»; 0 – «пониженный риск»).

Статистика проектов ГЧП по уровню риска

Statistics of PPP projects by risk level

Уровень риска	Количество, шт.	Доля, %
0	1876	77,43
1	547	22,57

Составлено авторами в Python
Compiled by the authors in Python

Вполне естественно, что высокорискованные проекты составляют лишь небольшую долю от общего количества. Однако главной целью становится выявление именно таких проектов в целях выработки мероприятий по снижению рисков и повышению эффективности управления процессом ГЧП.

Наличие прозрачных условий соглашений и риск-менеджмент, основанный на скоринговой модели оценки рискованности ГЧП-проекта по доступным параметрам, позволит выработать мероприятия

по снижению и распределению рисков и повысить эффективность управления процессом ГЧП.

Неравномерность в выборке, малый объем дефектных экземпляров целевого признака «Риск проекта ГЧП» в общем объеме создает серьезные проблемы при построении моделей классификации и выявления рискованных проектов. Данный аспект необходимо учитывать при разделении выборок и при построении моделей классификации с обучением.

По количественным и отдельным категориальным признакам возможно сделать группировку и проверить гипотезу о взаимосвязи с целевой переменной.

«Орган власти» представлен конкретным органом власти в лице администрации региона. Большое количество значений в табличном виде наглядно сложно представить.

«Регион» содержит город или поселение области. Количество значений велико, и представить их в читаемом табличном виде невозможно.

Статистика проектов с высоким риском по федеральным округам представлена в табл. 2. Лидерами по доле проектов с высоким риском являются Дальневосточный и Северо-Западный округа.

Статистика проектов ГЧП с высоким риском по Федеральным округам

Statistics of high-risk PPP projects by Federal Districts

Федеральный округ	Количество	Доля высокорискованных проектов ГЧП в каждой группе
Центральный	123	0.240705
Дальневосточный	112	0.326531
Приволжский	108	0.186528
Сибирский	70	0.191257
Уральский	60	0.215827
Северо-западный	41	0.267974
Южный	22	0.164179
Северо-Кавказский	11	0.22449

Составлено авторами в Python
Compiled by the authors in Python

«Срок соглашения» – это количество лет, на которые заключено соглашение. По результатам анализа взаимосвязи целевого признака со сроком установлено, что по коротким соглашениям (до 12-ти лет) доля высокорисковых проектов меньше

(12%), а по соглашениям от 12-ти до 20-ти лет доля вырастает до 67% (табл. 3).

«Сфера» и «Отрасль» отражают область деятельности, в которой заключен ГЧП-проект. В табл. 4 представлено распределение высокорискованных

Таблица 3

Статистика высокорискованных проектов ГЧП по срокам соглашения

Table 3

Statistics of high-risk PPP projects with agreement term

Диапазон срока соглашения, лет	Количество проектов, шт.	Доля высокорискованных проектов ГЧП в каждой группе
1–12	233	0.12126
12–20	228	0.676558
20–50	86	0.483146

Составлено авторами в Python

Compiled by the authors in Python

проектов по сферам деятельности. По результатам анализа можно сделать вывод, что высокорисковые проекты наиболее сосредоточены в

сферах спорта, экологии и окружающей среды, цифровой инфраструктуры и связи.

Таблица 4

Статистика высокорискованных проектов ГЧП по сферам деятельности

Table 4

Statistics of high-risk PPP projects by area of activity

Сфера	Количество проектов, шт.	Доля высокорискованных проектов ГЧП в каждой группе
Нет данных	114	0.726115
Спорт	74	0.672727
Экология и окружающая среда	26	0.541667
Цифровая инфраструктура и связь	5	0.333333
Образование и наука	12	0.315789
Городской и пригородный транспорт	16	0.262295
Индустрия гостеприимства	6	0.193548
Культура и досуг	4	0.190476
Торговля, обслуживание, офисы	6	0.176471
Сельское хозяйство	1	0.166667
ЖКХ и городская среда	276	0.158166
Здравоохранение	5	0.080645
Социальная защита	2	0.071429
Логистическая инфраструктура	0	0
Магистральный транспорт	0	0
Промышленность	0	0

Составлено авторами в Python

Compiled by the authors in Python

По переменной «Отрасль» детализация больше, и представить ее невозможно. Однако отметим, что по доле высокорискованных проектов лидируют отрасли массового спорта и обращения с твердыми коммунальными отходами.

Статистика высокорискованных проектов по полю «Планируемые источники возврата инвестиций» представлена в табл. 5, которая составлена с ис-

пользованием материалов источника [27]. Здесь можно сделать вывод, что при прямом взимании платы доля высокорисковых проектов достигает 23%.

В категории «Форма реализации» проекты с высоким риском по концессионным соглашениям (ФЗ № 115) составляют 25% (491 проект), тогда как по соглашениям о ГЧП/МЧП (ФЗ № 224) этот показатель составляет 95% (21 проект).

Таблица 5

Статистика высокорискованных проектов ГЧП по планируемым источникам возврата инвестиций

Table 5

Statistics of high-risk PPP projects by planned sources of investment return

Планируемые источники возврата инвестиций	Количество	Доля высокорискованных проектов ГЧП в каждой группе
«Прямой сбор платы с потребителей за пользование объектом (услуги)» [27]	261	0.235135
Нет данных	137	0.321596
«Прямой сбор платы с потребителей за пользование объектом (услуги); иная коммерческая деятельность (субаренда, реклама, торговля и пр.)» [27]	47	0.130556
«Иная коммерческая деятельность (субаренда, реклама, торговля и пр.); прямой сбор платы с потребителей за пользование объектом (услуги)» [27]	43	0.106965
«Плата за доступность (фиксированные платежи) со стороны публичного партнера (бюджета)» [27]	26	0.376812
«Прямой сбор платы с потребителей за пользование объектом (услуги); плата за доступность (фиксированные платежи) со стороны публичного партнера (бюджета)» [27]	12	0.545455
«Плата за доступность (фиксированные платежи) со стороны публичного партнера (бюджета); прямой сбор платы с потребителей за пользование объектом (услуги)» [27]	10	0.909091
«Иная коммерческая деятельность (субаренда, реклама, торговля и пр.)» [27]	5	0.454545
«Плата за доступность (фиксированные платежи) со стороны публичного партнера (бюджета); иная коммерческая деятельность (субаренда, реклама, торговля и пр.)» [27]	2	0.5
«Иная коммерческая деятельность (субаренда, реклама, торговля и пр.); плата за доступность (фиксированные платежи) со стороны публичного партнера (бюджета)» [27]	2	0.3
«Иная коммерческая деятельность (субаренда, реклама, торговля и пр.); прямой сбор платы с потребителей за пользование объектом (услуги); плата за доступность (фиксированные платежи) со стороны публичного партнера (бюджета)» [27]	2	1

Составлено авторами в Python

Compiled by the authors in Python

По показателю «Способ инициирования» (табл. 6) больше неуспешных проектов в рамках частной инициативы (25%), и немногим меньше – по публичной (21%).

По полю «Уровень проекта» больше высокорисковых региональных проектов (35%) (табл. 7).

По показателю «Общий объем финансирования, руб.» можно сделать вывод, что с увеличением бюджета растет процент проектов с высоким риском, достигая 47% в группе от 50 млн до 1 млрд руб. (табл. 8).

Анализируя показатель «Общий объем частных инвестиций, руб.», можно заключить, что увеличе-

Таблица 6

Статистика высокорискованных проектов ГЧП по способу инициирования

Table 6

Statistics of high-risk PPP projects by the method of initiation

Способ инициирования	Количество	Доля высокорискованных проектов ГЧП в каждой группе
Заключение соглашения «по итогам проведения конкурсной процедуры» [27]	370	0.219585
Не определено	65	0.218430
Заключение соглашения в рамках процедуры частной инициативы	112	0.254545

Составлено авторами в Python

Compiled by the authors in Python

Таблица 7

Статистика высокорискованных проектов ГЧП по уровням проекта

Table 7

Statistics of high-risk PPP projects by project level

Уровень проекта	Количество	Доля высокорискованных проектов ГЧП в каждой группе
Муниципальный	435	0.206946
Региональный	112	0.351097
Заключение соглашения в рамках процедуры частной инициативы	112	0.254545

Составлено авторами в Python

Compiled by the authors in Python

Таблица 8

Статистика высокорискованных проектов ГЧП по общему объему финансирования

Table 8

Statistics of high-risk PPP projects by total financing volume

Сгруппированный общий объем финансирования, руб.	Количество	Доля высокорискованных проектов ГЧП в каждой группе
0 – 2 052 000	89	0.093487
2 052 000 – 10 000 000	66	0.159420
10 000 000 – 50 000 000	52	0.205534
50 000 000 – 1 000 000 000	289	0.470297
1 000 000 000 – 152 934 000 000	51	0.364286

Составлено авторами в Python

Compiled by the authors in Python

ние объема инвестиций сопровождается ростом доли проектов с высоким уровнем риска (табл. 9).

В табл. 10 представлены показатели, используемые для разработки модели и проверки гипотезы об их влиянии на уровень риска ГЧП-проекта.

С помощью встроенного метода pandas, isnull и isnull.mean подсчитано количество и доля пропущенных значений в наборе данных.

Таблица 9

Данные о проектах ГЧП с повышенным риском в отношении общего объема частных инвестиций

Table 9

Data on high-risk PPP projects in relation to total private investment

«Сгруппированный общий частных инвестиций, руб.» [27]	Количество	Доля высокорискованных проектов ГЧП в каждой группе
0 – 50 000 000	211	0.129766
50 000 000 – 1 000 000 000	179	0.479893
1 000 000 000 – 103 100 000 000	157	0.383838

Составлено авторами в Python

Compiled by the authors in Python

В наборе данных имеются пропущенные значения по полю «Орган власти». Значительная часть пропусков является неслучайной, и не представляется возможным продумать стратегию их восполнения. Для того, чтобы пропущенные значения не стали препятствием для разработки модели, они заменены на пробел методом replace. Также выявлены дубликаты в количестве 166 шт., которые подлежат удалению методом drop_duplicates.

Далее осуществлена подготовка выборки для обучения, валидации и тестирования модели. Для

Таблица 10

Количественные характеристики набора данных для обучения модели

Table 10

Quantitative characteristics of the data set for the model training

Наименование показателя	Количество значений	Количество пропущенных значений	Доля пропущенных значений, доли	Тип переменной
Сфера	2423	0	0	Категориальная
Отрасль	2423	0	0	Категориальная
Регион	2423	0	0	Категориальная
Федеральный округ	2423	0	0	Категориальная
Уровень проекта	2423	0	0	Категориальная
Срок соглашения, лет.	2423	0	0	Количественная (Непрерывная)
Способ инициирования	2423	0	0	Категориальная
Форма реализации	2423	0	0	Категориальная
Орган власти	1902	521	0.21	Категориальная
Общий объем финансирования, руб.	2423	0	0	Количественная (Непрерывная)
Размер инвестиций бюджета, руб.	2423	0	0	Количественная (Непрерывная)
Размер инвестиций частного сектора, руб.	2423	0	0	Количественная (Непрерывная)
Планируемые источники возврата инвестиций	2423	0	0	Категориальная

Составлено авторами в Python

Compiled by the authors in Python

разбиения выборки на три случайные подгруппы использовался метод `train_test_split` из библиотеки `scikit-learn`⁸. Размер выборки для обучения составил 1574, валидации – 509, тестирования – 340. При разделении выборки учтен дисбаланс классов в целевой переменной с помощью уточнения параметра в `train_test_split` (`stratify = target`).

После подготовки выборки для обучения осуществлено масштабирование количественных переменных с помощью `RobustScaler`, который является методом нормализации данных, основанном на медиане и квартильном размахе (IQR)⁹. Метод центрирует данные путем вычитания медианы и масштабирует данные путем деления на квартильный размах. Данный подход является предпочтительным в силу того, что квартильный размах более устойчив к выбросам по сравнению с диапазоном между 4-м и 1-м квартилями. Поскольку квартили делят данные на равные части (по 25%), они менее подвержены влиянию экстремальных значений. Также разница между 3-м и 1-м квартилями ($Q3 - Q1$) от-

ражает интерквартильный размах, который показывает разброс значений в центральной половине данных. Этот показатель обычно используется для измерения изменчивости данных вокруг медианы. Использование интерквартильного размаха ($Q3 - Q1$) позволяет более точно оценить дисперсию данных в сравнении с разностью между 4-м и 1-м квартилями, особенно в случае наличия выбросов или асимметрии данных.

Категориальные переменные закодированы с помощью техники прямого кодирования `OneHotEncoder`. Метод преобразует переменные на 0 или 1 и осуществляет замену в исходном наборе данных.

С учетом того, что показатели категориальные и взаимосвязь между ними носит нелинейный характер, выявлять мультиколлинеарные признаки не представляется целесообразным. Линейные модели здесь не способны показать хорошие результаты. В качестве модели предпочтение отдано беггину на деревьях – случайный лес для классификации (`RandomForestClassifier`).

⁸ Метод `Train_test_split` // Библиотека Python для машинного обучения. URL: <https://scikit-learn.org/stable/index.html> (дата обращения: 20.06.2024)

⁹ Крис Э. Машинное обучение с использованием Python. Сборник рецептов / пер. с англ. Санкт-Петербург: БХВ-Петербург, 2022. 384 с. URL: <https://ibooks.ru/bookshelf/366635/reading> (дата обращения: 27.06.2024).

Обучение моделей осуществлялось в Python, последовательно перебирая гиперпараметры глубины и количества деревьев с помощью циклов для поиска оптимальных параметров, при которых ошибка модели на валидационной выборке минимальна.

В качестве «критериев для оценки качества модели при валидации» использовались общеизвестные в машинном обучении метрики: Precision (точность), Recall (полнота), F1-мера – гармоническое среднее между precision и recall, ROC-кривая (Receiver Operating Characteristic) – рабочая характеристика приемника и AUC (area under curve) – площадь под кривой ROC» [28].

«ROC/AUC позволяет оценить качество модели, учитывая, как чувствительность (TPR), так и специфичность (1-FPR)» [28]. Значение ROC/AUC находится в диапазоне от 0 до 1, где 1 означает идеальную модель, 0.5 – случайное угадывание.

По результатам валидации модель случайный лес показала метрики качества: глубина дерева – 18, количество деревьев – 150, F1-мера – 0.81, ROC/AUC – 0.94, время обучения 3 минуты 53 секунд. По результатам испытания модели на тестовой выборке получились метрики, представленные в табл. 11 и на рис. 2. По представленным метрикам можно сделать вывод, что полученная модель показывает хорошее качество.

Таблица 11

Метрики качества модели случайного леса на тестовой выборке

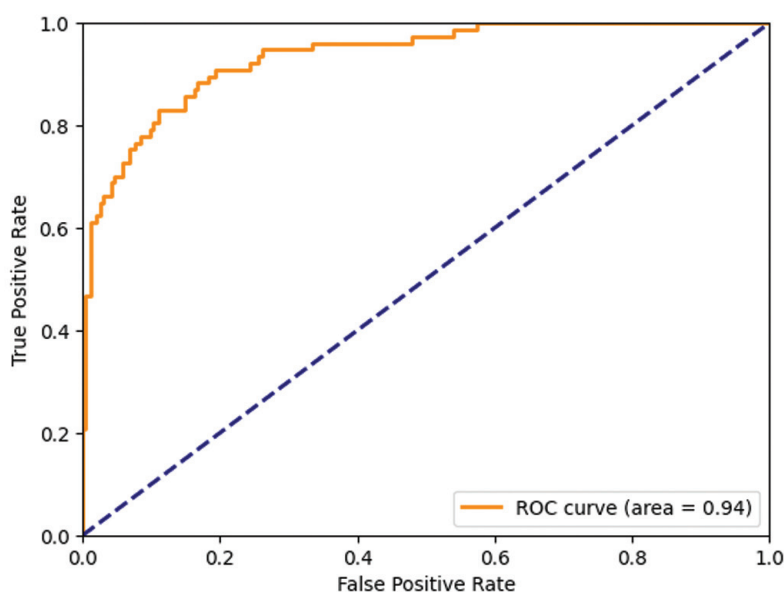
Table 11

Quality metrics of the random forest model on the test sample

Метрика качества	Интерпретация	Значение
precision	Точность («доля верно предсказанных положительных классов от всех объектов, которые модель предсказала как положительные» [28])	0,79
«recall» [28]	«Полнота (доля верно предсказанных положительных классов от всех реальных положительных классов» [28])	0,70
«F1-мера» [28]	«Гармоническое среднее между точностью и полнотой» [28]	0,74
roc_auc	ROC (Receiver Operating Characteristic) кривая и метрика AUC (Area Under the Curve) представляют обобщенную меру способности модели различать классы в задачах бинарной классификации	0,93

Составлено авторами в Python

Compiled by the authors in Python



Разработано авторами в Python

Рис. 2. ROC/AUC точности модели на тестовой выборке

Developed by the authors in Python

Fig. 2. ROC/AUC of the model accuracy on the test sample

Значимость признаков в модели определена с применением метода `feature_importances_` (табл. 12). Наиболее значимыми признаками являются:

«Регион», «Орган власти», «Срок соглашения, лет», «Отрасль» и «Сфера».

Таблица 12

Значимость признаков модели случайный лес

Table 12

Significance of the attributes of the random forest model

Наименование показателя	Значимость, доли
Регион	0.172600306
Орган власти	0.139407274
Срок соглашения, лет.	0.134019818
Отрасль	0.101700061
Сфера	0.10014574
Общий объем частных инвестиций, руб.	0.06734322
Общий объем финансирования, руб.	0.066119562
Форма реализации	0.060433484
Планируемые источники	0.058897798
Федеральный округ	0.040398921
Способ инициирования	0.026745
Общий объем бюджетных инвестиций, руб.	0.01834035
Уровень проекта	0.013848466
СУММА	1

Составлено авторами в Python

Compiled by the authors in Python

Разработанная модель случайного леса может использоваться для оценки рисков ГЧП-проектов с учетом используемых параметров и способствовать корректировке стратегии по выработке мероприятий минимизации рисков.

Для реализации системы риск-менеджмента ГЧП необходимо выполнить следующий ряд этапов.

1. Идентификация рисков. Определение потенциальных угроз и возможностей, которые могут повлиять на успешное выполнение проекта. Составление реестра рисков проектов.
2. Анализ и оценка рисков (с использованием скоринговой модели). Оценка вероятности возникновения рисков и их потенциального воздействия на проект. Ранжирование рисков по степени важности и приоритетности для управления ими. Определение стратегий управления рисками: избегание, снижение, передача или принятие рисков.
3. Управление рисками. Разработка плана управления рисками, включающего в себя методы и инструменты для минимизации негативных последствий рисков. Внедрение мер по снижению рисков и повышению устойчивости проекта.

Мониторинг и контроль эффективности принятых мер по управлению рисками.

4. Коммуникация и сотрудничество. Обеспечение открытого обмена информацией о рисках между всеми участниками проекта. Построение доверительных отношений между государственными органами, частными компаниями и другими заинтересованными сторонами. Совместная работа над разработкой и реализацией мер по управлению рисками.

Для понимания индивидуальных особенностей региональных ГЧП-проектов необходимо обогатить базу данных следующими показателями: концепция проекта, команда проекта, уровень поддержки проекта государством/группой компаний, степень инновационности, характеристика продукции/услуг, уровень технологической готовности, объем и емкость рынка, уровень рыночной готовности, объемы реализации продукции, структура операционных затрат, организационная схема реализации, структура инвестиционных затрат, фаза жизненного цикла продукта, соотношение долга к EBITDA, установленные DSCR, ICR, бизнес-метрики, описание социального, экологического и бюджетного эффектов, NPV, IRR, срок окупаемости, ставка дис-

континирования для частного и публичного партнера, оценка сравнительной эффективности проекта для публичного партнера, финансовые показатели частного партнера проекта и проч.

Перспективным направлением для использования алгоритмов ИИ является анализ массива текстовых данных, в частности, нефинансовые отчеты компаний и профильных министерств, новости в СМИ, публикации в социальных сетях для идентификации рисков и оценки новостного фона. Для таких задач эффективно применять методы глубокого обучения с использованием нейронных сетей (Transformer¹⁰, BERT [29], GPT¹¹ и др.). Этот подход основан на создании крупных языковых моделей (LLM – Large Language Models), которые могут быть задействованы для задач обработки текста. Однако основным недостатком такого подхода является значительное потребление вычислительных ресурсов [30].

Выводы

Анализ практики использования ИИ для оценки рисков ГЧП-проектов показал перспективность использования машинного обучения. Применение ИИ в процессе идентификации рисков ГЧП-проектов может значительно улучшить понимание рискованной обстановки, помочь в разработке стратегий управления рисками и повысить финансовую успешность реализации проектов.

Разработанная авторами с использованием машинного обучения модель случайного леса может способствовать точной оценке рисков проектов ГЧП и является важным этапом реализации риск-ориентированного подхода в данной сфере. Модель может способствовать выработке детальной стратегии по минимизации рисков в конкретной

локации с учетом особенностей публичного партнера. Для улучшения эффекта модели необходимо регулярно обновлять статистику по проектам и обогащать базу данных.

Однако для успешного внедрения системы риск-менеджмента ГЧП на федеральном, региональном и местном уровнях необходимо назначать ответственных за управление рисками лиц и создавать четкую структуру. Требуется разработка и внедрение процедур и политик управления рисками, которые будут применяться на всех этапах проекта. Важным условием является наличие ИТ-инфраструктуры для эффективного анализа, мониторинга и управления рисками. Разработка и внедрение модели может осуществляться в облачных сервисах Yandex Data Sphere, VK Cloud ML Platform и прочих. Отдельно стоит отметить необходимость определения последовательности действий по управлению рисками, включая анализ, оценку, планирование и контроль на всех этапах проекта, и обеспечение эффективной коммуникации между участниками проекта для оперативного реагирования на риски. Также необходимо уделять внимание обучению ключевых сотрудников основам риск-менеджмента, методам анализа, принципам управления рисками и обеспечению поддержки и консультаций специалистов по риск-менеджменту для персонала на всех уровнях.

Перспективным направлением для дальнейших исследований является разработка модели для идентификации потенциальных рисков с учетом более детальных параметров ГЧП-проектов и оценки уровня негатива в каждом регионе на основе текстовых массивов данных, в частности, новостей СМИ и публикаций в социальных сетях.

Список источников

1. Вдовина И.В., Аввакумов А.А. Государственно-частное партнерство как инструмент устойчивого развития территорий // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2020. Т. 10. № 5-1. С. 202–219. EDN: <https://elibrary.ru/rgsmdy>. <https://doi.org/10.34670/AR.2020.70.18.02>
2. Шубина В.И. Классификация рисков оппортунизма при реализации проектов государственно-частного партнерства // Фундаментальные исследования. 2021. № 2. С. 84–90. EDN: <https://elibrary.ru/tjxczx>. <https://doi.org/10.17513/fr.42970>
3. Ялмаев Р.А. Специфические риски проектов ГЧП в сфере ИТ // Вестник научной мысли. 2021. № 6. С. 289–292. EDN: <https://elibrary.ru/aswczz>. <https://doi.org/10.34983/DIIPB.2022.27.35.001>
4. Юрьева Т.В. Инфраструктурные проекты и цели инклюзивного устойчивого развития территорий // Russian Economic Bulletin. 2022. Т. 5. № 4. С. 259–266. EDN: <https://elibrary.ru/iamera>

¹⁰ Что такое трансформеры? // Forklog. URL: <https://forklog.com/cryptorium/ai/что-такое-transformery-mashinnoe-obuchenie> (дата обращения: 20.06.2024)

¹¹ Что такое GPT? // Skypro. URL: <https://sky.pro/wiki/python/что-такое-gpt/> (дата обращения: 20.06.2024)

5. *Макеева В.Г., Минченкова О.Ю., Федорова Н.В.* Управление рисками в проектах государственно-частного партнерства как инструмент обеспечения устойчивости социально-экономических систем // Новая экономика России в Индустрии 4.0. Всероссийская (национальная) научно-практическая конференция. Москва: Московский университет им. С.Ю. Витте, 2022. С. 307–313. EDN: <https://elibrary.ru/muiyzy>
6. *Мингазов Р.И.* Выявление рисков и способы их минимизации при реализации инвестиционных проектов ГЧП // Экономические науки. 2023. № 218. С. 261–265. EDN: <https://elibrary.ru/vxtsjd>. <https://doi.org/10.14451/1.218.546>
7. *Мингазов Р.И.* Риски частного партнера при реализации проекта государственно-частного партнерства // Modern Economy Success. 2022. № 4. С. 89–92. EDN: <https://elibrary.ru/voaouy>
8. *Кашин А.В.* Специфика рисков реализации инновационно ориентированных проектов государственно-частного партнерства // Креативная экономика. 2021. Т. 15. № 12. С. 4735–4746. EDN: <https://elibrary.ru/uuuwvs>. <https://doi.org/10.18334/ce.15.12.113845>
9. *Трунова Л.Г., Ван С.* Риски реализации проектов государственно-частного партнерства в области электроэнергетики // Экономика инфраструктурных преобразований: проблемы и перспективы развития. X Всероссийская научно-практическая конференция. Иркутск: Иркутский национальный исследовательский технический университет, 2024. С. 162–167. EDN: <https://elibrary.ru/bracni>
10. *Кириенко О.Э.* Управление рисками инфраструктурных проектов на основе использования моделей государственно-частного партнерства в условиях нестабильности // Сборник научных работ серии «Государственное управление». 2023. № 32. С. 87–97. EDN: <https://elibrary.ru/livaiw>. <https://doi.org/10.5281/zenodo.10599737>
11. *Тесля П.Н.* Контрактные риски ГЧП // ЭКО. 2022. № 2(572). С. 68–92. EDN: <https://elibrary.ru/xhvdrc>. <https://doi.org/10.30680/ECO0131-7652-2022-2-68-92>
12. *Агамагомедова Е.В.* Оценка рисков проектов государственно-частного партнерства на основе использования концепции SMART-финансирования // Экономика и управление. 2020. Т. 26. № 8(178). С. 901–911. EDN: <https://elibrary.ru/sxziqt>. <https://doi.org/10.35854/1998-1627-2020-8-901-911>
13. *Дадеркина Е.А., Усик М.Ю.* Риски государства и бизнеса при реализации проектов государственно-частного партнерства (ГЧП) // Экономика и управление (Минск). 2012. № 4(32). С. 3–9. EDN: <https://elibrary.ru/yznvhv>
14. *Гайнутдинов Т.Р.* Риски социальных ГЧП проектов на инвестиционной стадии // Экономика и предпринимательство. 2019. № 5(106). С. 620–622. EDN: <https://elibrary.ru/lciign>
15. *Зайдуллина Э.Р.* Управление рисками при реализации проектов ГЧП // Colloquium-Journal. 2019. № 13-10(37). С. 96–99. EDN: <https://elibrary.ru/lwohut>
16. *Rasheed N., Shahzad W., Khalfan M., Rotimi J.* Risk identification, assessment, and allocation in PPP projects: A systematic review // Buildings. 2022. Vol. 12. Iss. 8. P. 1109. <https://doi.org/10.3390/buildings12081109>
17. *Кумар А., Кумар А., Кумари С., Кумари С., Кумари Н., Бехура А.К.* Искусственный интеллект: стратегия управления финансовыми рисками // Финансы: теория и практика. 2024. Т. 28. № 3. С. 174–182. EDN: <https://elibrary.ru/wdkzvt>. <https://doi.org/10.26794/2587-5671-2024-28-3-174-182>
18. *Дождигов А.В.* Определение инвестиционного успеха и его факторов для российского кино в прокате с помощью машинного обучения // Финансы: теория и практика. 2024. Т. 28. № 1. С. 188–203. EDN: <https://elibrary.ru/psguet>. <https://doi.org/10.26794/25875671-2024-28-1-188-203>
19. *Jin X.-H., Zhang G.* Modelling optimal risk allocation in PPP projects using artificial neural networks // International Journal of Project Management. 2011. Vol. 29. Iss. 5. P. 591–603. <https://doi.org/10.1016/J.IJPROMAN.2010.07.011>
20. *Akomea-Frimpong I., Dzagli J., Eluerkeh K., Bonsu F., Opoku-Brafi S., Gyimah S., Asuming N., Atibila D., Kukah A.* A systematic review of artificial intelligence in managing climate risks of PPP infrastructure projects // Engineering, Construction and Architectural Management. 2023. <https://doi.org/10.1108/ecam-01-2023-0016>
21. *Kumar L., Jindal A., Velaga N.R.* Financial risk assessment and modelling of PPP based Indian highway infrastructure projects // Transport Policy. 2017. Vol. 62. P. 2–11. <https://doi.org/10.1016/J.TRANPOL.2017.03.010>

22. *Chen H., Zhang L., Wu X.* Performance risk assessment in public-private partnership projects based on adaptive fuzzy cognitive map // *Applied Soft Computing*. 2020. Vol. 93. P. 106413. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106413>
23. *Xu Y., Lu Y., Chan A., Skibniewski M., Yeung J.* A computerized risk evaluation model for public-private partnership (PPP) projects and its application // *International Journal of Strategic Property Management*. 2012. Vol. 16. Iss. 3. P. 277–297. <https://doi.org/10.3846/1648715X.2012.686928>
24. *Yaseen Z.M., Ali Z.H., Salih S.Q., Al-Ansari N.* Prediction of risk delay in construction projects using a hybrid artificial intelligence model // *Sustainability*. 2020. Vol. 12. Iss. 4. P. 1514. <https://doi.org/10.3390/su12041514>
25. *Jokar E., Aminnejad B., Lork A.* Assessing and prioritizing risks in public-private partnership (PPP) projects using the integration of fuzzy multi-criteria decision-making methods // *Operations Research Perspectives*. 2021. Vol. 8. P. 100190. <https://doi.org/10.1016/J.ORM.2021.100190>
26. *Owolabi H.A., Bilal M., Oyedele L.O., Alaka H.A., Ajayi S.O., Akinadé O.O.* Predicting completion risk in PPP projects using big data analytics // *IEEE Transactions on Engineering Management*. 2020. Vol. 67. Iss. 2. P. 430–453. <https://doi.org/10.1109/TEM.2018.2876321>
27. *Тычинкина М.А.* Концессионные соглашения как вид государственно-частного партнерства в сфере здравоохранения Московской области // *Роль местного самоуправления в развитии государства на современном этапе. Сборник статей по итогам V международной научно-практической конференции*. Москва: Государственный университет управления, 2020. С. 414–416. EDN: <https://elibrary.ru/xsrrap>
28. *Архипов В.А.* Сравнительный анализ метрик качества для моделей бинарной классификации на примере кредитного скоринга // *Вестник Алтайской академии экономики и права*. 2019. № 9-2. С. 12–15. EDN: <https://elibrary.ru/cfzqdc>
29. *Devlin J., Chang M., Lee K., Toutanova K.* BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding computation and language // In: *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*. 2019. Vol. 1. P. 4171–4186. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.04805>
30. *Хватков В.И.* Современные технологии анализа тональности текста как инструментальный поведенческих финансов // *Российский экономический интернет-журнал*. 2024. № 2. EDN: <https://elibrary.ru/nxrgdl>

Статья поступила в редакцию 26.07.2024; одобрена после рецензирования 16.09.2024; принята к публикации 25.09.2024

Об авторах:

Стерник Сергей Геннадьевич, доктор экономических наук, профессор; ведущий научный сотрудник Института народнохозяйственного прогнозирования Российской Академии наук; профессор Кафедры корпоративных финансов и корпоративного управления Факультета экономики и бизнеса Финансового университета при Правительстве Российской Федерации; профессор Московского государственного строительного университета; SPIN-код: 2930-4020, Scopus ID: 6507292791

Тютюкина Елена Борисовна, доктор экономических наук, профессор; профессор Кафедры корпоративных финансов и корпоративного управления Факультета экономики и бизнеса Финансового университета при Правительстве Российской Федерации; SPIN-код: 4866-6847

Помулев Александр Александрович, кандидат экономических наук, доцент; ведущий научный сотрудник Института финансово-промышленной политики Факультета экономики и бизнеса; доцент кафедры корпоративных финансов и корпоративного управления Факультета экономики и бизнеса; SPIN-код: 2828-4575, Scopus ID: 57218557581

Вклад авторов:

Стерник С. Г. – постановка целей исследования, проведение критического анализа материалов, формирование выводов.

Тютюкина Е. Б. – постановка задач исследования, формирование введения и выводов исследования.

Помулев А. А. – обзор публикаций и анализ методов исследования, сбор эмпирической базы, разработка модели с использованием машинного обучения, формирование результатов и выводов исследования.

Авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

References

1. Vdovina I.V., Avvakumov A.A. Public-private partnership as a tool for sustainable development of territories. *Economics: yesterday, today and tomorrow*. 2020; 10(5-1):202–219. EDN: <https://elibrary.ru/rgsmdy>. <https://doi.org/10.34670/AR.2020.70.18.02> (In Russ.)
2. Shubina V.I. Classification of risks of opportunism in the implementation of public-private partnership projects. *Fundamental Research*. 2021; (2):84–90. EDN: <https://elibrary.ru/tjxczx>. <https://doi.org/10.17513/fr.42970> (In Russ.)
3. Yalmaev R.A. Specific risks of PPP projects in the IT sphere. *Bulletin of Scientific Thought*. 2021; (6):289–292. EDN: <https://elibrary.ru/aswczz>. <https://doi.org/10.34983/DITPB.2022.27.35.001> (In Russ.)
4. Yurieva T.V. Infrastructure projects and goals of inclusive sustainable development of territories. *Russian Economic Bulletin*. 2022; 5(4):259–266. EDN: <https://elibrary.ru/iamepa> (In Russ.)
5. Makeeva V.G., Minchenkova O.J., Fedorova N.V. Risk management in public-private partnership projects as a tool for sustainability of socio-economic systems. In: *New Russian Economy in Industry 4.0. All-Russian (national) scientific and practical conference*. Moscow: Moscow University named after S.Y. Witte, 2022. P. 307–313. EDN: <https://elibrary.ru/muiyzy> (In Russ.)
6. Mingazov R.I. Identification of risks and ways to minimization them in the implementation of PPP investment projects. *Economic Sciences*. 2023; (218):261–265. EDN: <https://elibrary.ru/vxtsjd>. <https://doi.org/10.14451/1.218.546> (In Russ.)
7. Mingazov R.I. Risks of a private partner in the implementation of a public-private partnership project. *Modern Economy Success*. 2022; (4):89–92. EDN: <https://elibrary.ru/voaouy> (In Russ.)
8. Kashin A.V. Specific risks of innovative public-private partnership projects. *Creative Economy*. 2021; 15(12):4735–4746. EDN: <https://elibrary.ru/uuuwvs>. <https://doi.org/10.18334/ce.15.12.113845> (In Russ.)
9. Trunova L.G., Wang S. Risks of realization of public-private partnership projects in the field of electric power. In: *Economics of infrastructural transformations: problems and prospects of development. X All-Russian Scientific and Practical Conference*. Irkutsk: Irkutsk National Research Technical University, 2024. P. 162–167. EDN: <https://elibrary.ru/bracni> (In Russ.)
10. Kirienko O.E. Risk management of infrastructure projects based on the use of public-private partnership models in conditions of instability. *Collection of scientific papers of the series "Public Administration"*. 2023; (32):87–97. EDN: <https://elibrary.ru/livaiw>. <https://doi.org/10.5281/zenodo.10599737> (In Russ.)
11. Teslia P.N. PPP contract risks. *ECO*. 2022; (2(572)):68–92. EDN: <https://elibrary.ru/xhvdr>. <https://doi.org/10.30680/ECO0131-7652-2022-2-68-92> (In Russ.)
12. Agamagomedova E.V. Risk assessment of public-private partnership projects using SMART financing. *Economics and Management*. 2020; 26(8(178)):901–911. EDN: <https://elibrary.ru/sxzigt>. <https://doi.org/10.35854/1998-1627-2020-8-901-911> (In Russ.)
13. Daderkina E.A., Usik M.Y. State and business risks in public-private partnership projects. *Economics and Management* (Minsk). 2012; (4(32)):3–9. EDN: <https://elibrary.ru/yznvhv> (In Russ.)
14. Gainutdinov T.R. The risks of social PPP projects at the investment stage. *Journal of Economy and Entrepreneurship*. 2019; (5(106)):620–622. EDN: <https://elibrary.ru/lciign> (In Russ.)
15. Zaydullina E.R. Risk management in the implementation of PPP projects. *Colloquium-Journal*. 2019; (13-10(37)):96–99. EDN: <https://elibrary.ru/lwohut> (In Russ.)
16. Rasheed N., Shahzad W., Khalfan M., Rotimi J. Risk identification, assessment, and allocation in PPP projects: A systematic review. *Buildings*. 2022; 12(8):1109. <https://doi.org/10.3390/buildings12081109> (In Eng.)
17. Kumar A., Kumar A., Kumari S., Kumar S., Kumari N., Behura A.K. Artificial intelligence: the strategy of financial risk management. *Finance: Theory and Practice*. 2024; 28(3):174–182. EDN: <https://elibrary.ru/wdkzvt>. <https://doi.org/10.26794/2587-5671-2024-28-3-174-182> (In Eng.)
18. Dozhdikov A.V. Determination of investment success and its factors for Russian Cinema at the box office using machine learning. *Finance: Theory and Practice*. 2024; 28(1):188–203. EDN: <https://elibrary.ru/psguet>. <https://doi.org/10.26794/25875671-2024-28-1-188-203> (In Russ.)
19. Jin X.-H., Zhang G. Modelling optimal risk allocation in PPP projects using artificial neural networks. *International Journal of Project Management*. 2011; 29(5):591–603. <https://doi.org/10.1016/J.IJPROMAN.2010.07.011> (In Eng.)
20. Akomea-Frimpong I., Dzagli J., Eluerkeh K., Bonsu F., Opoku-Brafi S., Gyimah S., Asuming N., Atibila D., Kukah A. A systematic review of artificial intelligence in managing climate risks of PPP infrastructure projects. *Engineering, Construction and Architectural Management*. 2023. <https://doi.org/10.1108/ecam-01-2023-0016> (In Eng.)
21. Kumar L., Jindal A., Velaga N.R. Financial risk assessment and modelling of PPP based Indian highway infrastructure projects. *Transport Policy*. 2017; 62:2–11. <https://doi.org/10.1016/J.TRANPOL.2017.03.010> (In Eng.)

22. Chen H., Zhang L., Wu X. Performance risk assessment in public-private partnership projects based on adaptive fuzzy cognitive map. *Applied Soft Computing*. 2020; 93:106413. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106413> (In Eng.)
23. Xu Y., Lu Y., Chan A., Skibniewski M., Yeung J. A computerized risk evaluation model for public-private partnership (PPP) projects and its application. *International Journal of Strategic Property Management*. 2012; 16(3):277–297. <https://doi.org/10.3846/1648715X.2012.686928> (In Eng.)
24. Yaseen Z.M., Ali Z.H., Salih S.Q., Al-Ansari N. Prediction of risk delay in construction projects using a hybrid artificial intelligence model. *Sustainability*. 2020; 12(4):1514. <https://doi.org/10.3390/su12041514> (In Eng.)
25. Jokar E., Aminnejad B., Lork A. Assessing and prioritizing risks in public-private partnership (PPP) projects using the integration of fuzzy multi-criteria decision-making methods. *Operations Research Perspectives*. 2021; 8:100190. <https://doi.org/10.1016/J.ORM.2021.100190> (In Eng.)
26. Owolabi H.A., Bilal M., Oyedele L.O., Alaka H.A., Ajayi S.O., Akinadé O.O. Predicting completion risk in PPP projects using big data analytics. *IEEE Transactions on Engineering Management*. 2020; 67(2):430–453. <https://doi.org/10.1109/TEM.2018.2876321> (In Eng.)
27. Tychinkina M.A. Concession agreements as a type of state-private partnership in the health care of the Moscow region. In: *The role of local government in the development of the state at the present stage. Collection of articles based on the results of the V international scientific-practical conference*. Moscow: State University of Management, 2020. P. 414–416. EDN: <https://elibrary.ru/xsrrap> (In Russ.)
28. Arkhipov V.A. Binary classification models metrics review: a credit scoring example. *Bulletin of the Altai Academy of Economics and Law*. 2019; (9-2):12–15. EDN: <https://elibrary.ru/cfzqdc> (In Russ.)
29. Devlin J., Chang M., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding computation and language. In: *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*. 2018; 1:4171–4186. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1810.04805> (In Eng.)
30. Khvatkov V.I. Modern technologies for text sentiment analysis as behavioral finance tools. *Russian Economic Internet Journal*. 2024; (2):44. EDN: <https://elibrary.ru/nxrgdl> (In Russ.)

The article was submitted 26.07.2024; approved after reviewing 16.09.2024; accepted for publication 25.09.2024

About the authors:

Sergey G. Sternik, Doctor of Economics, Professor; Leading Researcher, Institute of Economic Forecasting, Russian Academy of Sciences; Professor, Department of Corporate Finance and Corporate Governance, Faculty of Economics and Business, Financial University under the Government of the Russian Federation; Professor, Moscow State Construction University; SPIN: 2930-4020, Scopus ID: 6507292791

Elena B. Tyutyukina, Doctor of Economics, Professor; Professor, Department of Corporate Finance and Corporate Governance, Faculty of Economics and Business, Financial University under the Government of the Russian Federation; SPIN: 4866-6847

Alexander A. Pomulev, Ph.D in Economics, Associate Professor; Leading Researcher, Institute of Financial and Industrial Policy, Faculty of Economics and Business; Associate Professor, Department of Corporate Finance and Corporate Governance, Faculty of Economics and Business; SPIN: 2828-4575, Scopus ID: 57218557581

Contribution of the authors:

Sternik S. G. – setting the research objectives, conducting the critical analysis of materials, forming conclusions.

Tyutyukina E. B. – setting research objectives, formation of the introduction and conclusions of the study.

Pomulev A. A. – review of publications and analysis of the research methods, collection of empirical bases, development of the model using machine learning, formation of results and conclusions of the study.

All authors have read and approved the final manuscript.