

# Использование ИИ в сфере ГЧП

## (примеры, условия, вопросы)

а.а.оконишников

*Искусственный интеллект - комплекс технологических решений, позволяющий имитировать когнитивные функции человека и получать при выполнении конкретных задач результаты, сопоставимые с результатами интеллектуальной деятельности человека или превосходящие их.*

*(Из Указа Президента РФ от 10.10.2019 N 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации»)*

### Аннотация

Искусственный интеллект (ИИ) - одна из самых обсуждаемых тем в области цифровых технологий последних двадцати лет. Но ИИ все еще относительно новый инструмент для повсеместного использования в областях применения естественного интеллекта, включая государственно-частное партнерство.

Известное на сегодняшний день применение моделей ИИ в сфере ГЧП основано на слабом ИИ, который обеспечивает разумные решения специфических и заранее определенных задач, путем обобщения опыта решения аналогичных задач. В ГЧП на текущий момент это задачи, связанные с управлением рисками и эффективностью реализации проектов.

Целью данной статьи является анализ ряда зарубежных публикаций по экспериментальным исследованиям применения ИИ в ГЧП, которые подтвердили перспективность использования ИИ, позволяющего предоставлять менеджерам ГЧП дополнительную управленческую информацию на основе обработки больших наборов данных, собранных из предшествующего опыта ГЧП.

Результаты анализа показывают, что на успешность применения ИИ в сфере ГЧП влияют следующие условия:

- качество и полнота исходной информации о проектах ГЧП, доступной для применения ИИ в решении той или иной задачи ГЧП;
- компетенции для постановки задач использования ИИ и для создания соответствующей модели ИИ;
- доступность программного обеспечения и вычислительной инфраструктуры ИИ;
- наличие регуляторных условий, способствующих совершенствованию механизма ГЧП для использования ИИ.

Автор считает, что из всех перечисленных условий ключевым является первое, так как оно требует для обучения модели ИИ полной и объективной информации о проектах ГЧП, доступ к которой может быть сопряжен со значительными трудностями организационного характера.

Рассматриваются в работе также и иные факторы, препятствующие широкому использованию ИИ в сфере ГЧП. Тем не менее, все препятствия не носят фатальный характер и могут быть преодолены при наличии воли и желания сторон, заинтересованных в применении ИИ в сфере ГЧП.

Перечень использованных в работе источников приведен в конце статьи. Автор посчитал не обязательным указывать на источники при изложении материала.

## **Искусственный интеллект в сфере ГЧП**

Согласно «Национальной стратегии развития искусственного интеллекта на период до 2030 года» целями развития искусственного интеллекта в Российской Федерации являются обеспечение роста благосостояния и качества жизни ее населения, обеспечение национальной безопасности и правопорядка, достижение устойчивой конкурентоспособности российской экономики, в том числе лидирующих позиций в мире в области искусственного интеллекта. При этом одной из задач для достижения поставленной цели является стимулирование внедрения технологий искусственного интеллекта в отраслях экономики и социальной сферы. В силу этого применение искусственного интеллекта (ИИ) в сфере государственно-частного партнерства (ГЧП) становится особенно актуально.

Однако до настоящего времени каких-либо значительных наработок в этом вопросе в российской практике не наблюдается, хотя, например, в финансовой сфере использование инструментов ИИ уже вошло в повседневную деятельность российских кредитных организаций.

### ***Машинное обучение***

Искусственный интеллект (ИИ) уже зарекомендовал себя как многообещающий механизм поддержки в управленческих системах принятия решений для задач, связанных с необходимостью прогнозирования поведения объектов управления.

В таких задачах, как правило, используются модели ИИ на основе Машинного обучения (Machine Learning - ML), которые относятся к слабому ИИ (Artificial Narrow Intelligence – ANI), то есть ИИ узкого назначения, ориентированного на решение узкоспециализированных, прикладных задач. С точки зрения математики, такие прикладные задачи часто можно свести к задачам классификации и регрессии.

Задача классификации состоит в определении класса объекта на основе его признаков. Алгоритм классификации (классификатор) должен прогнозировать класс представленного объекта из заданного набора классов. Выходная переменная классификатора является дискретной.

В свою очередь задача регрессии также относится к прогнозированию на основе данных, обладающих различными признаками. Решение задачи сводится к построению математической функции между существующими входными и выходными переменными для прогнозирования непрерывного или числового выхода для новых точек данных, при этом выходная переменная является непрерывной.

В настоящее время разработано большое количество различных методов машинного обучения для решения задач классификации и регрессии (нейронные сети, деревья решений, метод k-ближайших соседей, метод опорных векторов и др.). Модели ML обучаются на основе данных и заранее описанных правил обучения, извлекая закономерности для прогнозирования результата. Как правило, применяется механизм обучение с учителем (Supervised Learning) – вид ML, при котором обучение модели происходит на специальным образом структурированных данных. Массив данных называется датасетом (dataset). Каждый dataset подразделяется на объекты, у каждого из объектов есть признаки (описывающие свойства объектов). Среди признаков выбираются те, которые будут использоваться для обучения и тот, который необходимо предсказать.

### *Примеры использования машинного обучения в проектах ГЧП*

Характеристики контрактов ГЧП, такие как длительность контракта, множественность его участников, значительность привлеченных инвестиций и вероятностный характер удачного распределения рисков между сторонами ГЧП требуют действенного способа оценки и управления эффективностью проекта ГЧП, что порождает потребность в использовании инструментария прогнозирования, в качестве которого также могут быть использованы модели ИИ на основе ML.

За последнее десятилетие выполнено большое количество исследовательских работ, связанных с применением машинного обучения в проектах ГЧП (Приложение 1), которые продемонстрировали обнадеживающие результаты, подтверждающие продуктивность моделей ML, позволяющих предоставлять менеджерам ГЧП дополнительную управленческую информацию на основе обработки больших наборов данных. При этом все современные решения применения ИИ в сфере ГЧП требуют активного экспертного участия, руководства и надзора на этапах обучения моделей и последующей эксплуатации.

Можно заметить, что на текущий момент основными направлениями использования инструментария ИИ в проектах ГЧП является управление рисками проектов, включая распределение рисков между его сторонами, а также прогнозирование успешности завершения проектов ГЧП.

Особо следует обратить внимание на работу Qianru Fang, опубликованную в 2022 году, по использованию моделей ML для оценки (аудита) эффективности проекта на всем протяжении его жизненного цикла. Исследование проведено на основе данных по конкретному железнодорожному проекту при непосредственной поддержке Министерства финансов КНР. Результат показал, что при адекватной поддержке государства, как наиболее заинтересованной стороны в развитии ГЧП (основного заказчика ГЧП), модели ML могут обеспечить проведение эффективного контроля за реализацией проекта ГЧП и его рисками на всем жизненном цикле проекта для достижения соотношения цены и качества проекта ГЧП ожидаемым целям.

В исследовании Qianru Fang одновременно использовались следующие модели машинного обучения:

- метод опорных векторов (Support Vector Machine);
- нейронная сеть (Neural Networks);
- случайный лес (Random Forest);
- решающие деревья (Decision Trees);
- многомерная линейная регрессия (Multivariate Linear Regression);
- Байесовский классификатор (Bayes Classifier).

В итоге обнаружилось, что случайный лес (Random Forest) обладает наилучшим качеством предсказания для прогнозирования, предоставляя наибольшую точность результата.

К выводу о предпочтении именно механизма случайного леса в моделях ML для применения в ГЧП приходили авторы и других исследований.

### *Условия и барьеры, влияющие на использование ИИ для реализации проектов ГЧП*

Как показывают результаты исследований по возможностям применения ИИ для реализации проектов на основе механизма ГЧП на успешность применения влияют следующие условия:

- качество (полнота и непротиворечивость) исходной информации о проектах ГЧП, доступной для анализа и принятия решения о возможности использования моделей ИИ для решения задач, связанных с реализацией ГЧП;
- компетенции для постановки задач использования ИИ, выбора соответствующей модели ИИ, а также для определения и оценки характеристик проектов ГЧП, влияющих на решение поставленной задачи и необходимых для формирования структурированного набора данных (dataset), описывающего в пригодном для компьютерной обработки виде характеристики проектов ГЧП;
- доступность программного обеспечения и вычислительной инфраструктуры ИИ;
- наличие регуляторных условий, способствующих совершенствованию механизма ГЧП для использования ИИ, и, прежде всего обеспечение возможности для получения информации о ГЧП для обучения ИИ.

Из всех перечисленных условий самым важным является первое, так как оно требует получения полной и объективной информации о ГЧП для обучения модели ИИ, доступ к которой может быть сопряжен со значительными трудностями организационного характера.

Действительно, из работы 2024 года, выполненной группой специалистов под руководством доктора экономических наук Стерника С.Г., видно, что единственная доступная в РФ база проектов ГЧП, размещенная на сайте РОСИНФРА, содержит весьма ограниченный набор параметров ГЧП-проектов в России за период с 2005 по 2023 гг., который позволил провести анализ проектов только для прогнозирования одного риска - недостижения целей реализации проектов ГЧП. Для прогнозирования других рисков, число которых, согласно разным источникам, достигает более 40, исходная информация в базе данных РОСИНФРА отсутствует. Там нет также информации, пригодной для создания datasets, необходимых для прогнозирования, например, распределения рисков между сторонами проекта ГЧП или для оценки различных показателей его качества (эффективности, аудита и т.д.).

Если рассматривать условие наличия компетенций для постановки задач использования ИИ в сфере ГЧП, то они, видимо, могут быть найдены, например, в крупных банках, которые уже широко используют ИИ в банковском обслуживании и, в тоже время, участвуют в качестве финансирующих организаций и консультантов в реализации проектов ГЧП.

Касаясь третьего условия, следует учесть, что уже сложившееся применение ИИ на финансовом рынке и широкая поддержка этой практики со стороны Центрального банка РФ позволяют предположить, что в РФ нет проблем в доступности к программному обеспечению и вычислительной инфраструктуре ИИ, включая IT специалистов, для использования в ГЧП.

В тоже время, банки пока не заинтересованы взять на себя основные функции по организации применения ИИ в ГЧП, а Банк России их для этого не мотивирует, так как данный функционал не соответствует уставной специализации кредитных организаций.

Возвращаясь к первому условию, следует подчеркнуть, что формирование конкретного dataset под каждую задачу ГЧП, решаемую с помощью ИИ, на основе объективной информации о проекте ГЧП, будет наталкиваться на барьер, связанный с конфиденциальностью части такой информации, предоставление которой для анализа в модель ИИ будет чревато рисками для участников ГЧП, тем более, что анализ этой информации возможно придется поручать квалифицированным независимым экспертам, как это принято в существующей мировой практике применения ИИ в ГЧП.

Поэтому вопрос о достижении полноты и непротиворечивости информации для формирования datasets в сфере ГЧП остается открытым. То есть конфиденциальность, скрытая в каждом проекте ГЧП будет ограничивать применение ИИ в ГЧП. Например, для решения задач прогнозирования оптимального распределения рисков между сторонами ГЧП и эффективного финансирования проектов придется раскрывать данные из различной документации по ГЧП (соглашения ГЧП, протоколы к ним, прямые договора, кредитные договора, ведомственная документация и т.д.), а на это мало кто согласится. В свою очередь, при попытках использовать dataset, не опирающегося на конфиденциальную информацию, но которая в реальности влияла на проект и на решение поставленной задачи, прогноз ИИ может быть не верен.

В силу этих причин крайне важным становится четвертое условие, которое должно позволять в некоторых случаях преодолевать барьер конфиденциальности для получения необходимой информации для формирования обучающих ИИ баз данных.

Еще одним осложнением для рассмотрения ИИ в качестве волшебного средства для решения проблем ГЧП является сама вероятностная природа алгоритмов, заложенных в механизмах ИИ, то есть получая прогноз от ИИ нужно помнить, что он может быть ошибочным. Поэтому в проектах ГЧП, генерирующих значительные бюджетные риски, к рекомендациям ИИ следует относиться осторожно – перенести ответственность на ИИ за неверное решение на основании его рекомендаций не получится.

Препятствием широкого использования ИИ в сфере ГЧП является также отсутствие в настоящее время понимания четких целей этих новаций и, как следствие, в определении их инициаторов. Если для финансовых организаций использование ИИ способствует росту эффективности банковского бизнеса, в том числе за счет снижения издержек, ускорения процессов, ресурсной оптимизации, обработки больших массивов данных, а также повышения лояльности клиентов, благодаря более качественным и таргетированным предложениям продуктов и сервисов, и для достижения этого банки готовы инвестировать значительные средства в ИИ, то выгоды от ИИ для ГЧП пока не столь очевидны.

В реализации ГЧП участвуют разные стороны с разными интересами, не всегда совпадающими между собой. Кроме того, до настоящего времени проекты ИИ можно относить к венчурным проектам, которые могут и не достичь исходной цели. В силу этого встает вопрос какая из сторон ГЧП готова брать на себя эти финансовые и репутационные риски?

Наиболее подходящей стороной ГЧП для инициации разработок ИИ является публичная сторона ГЧП (концедент или заказчик инвестиционных соглашений), обладающая большим опытом в реализации проектов и накопившая значительную документальную базу по проектам, включая информацию о возможных и состоявшихся рисках проектов, о стратегиях распределения рисков сторонами ГЧП, об оценках эффективности проектов, а также о судебных спорах и т.д., то есть способная предоставить исходные данные для формирования dataset под ту или иную управленческую задачу ГЧП, решаемую с помощью ИИ. Естественно, что вопрос об ожидаемом соотношении цены и качества результата инвестиций для выполнения публичной стороной ГЧП такой роли вполне уместен.

## **Выводы**

ИИ успешно решает сложные задачи, связанные с использованием больших объемов данных, но при этом имеет четкие условия для возможности применения. Все известные на сегодняшний день области применения ИИ в сфере ГЧП основаны на слабом ИИ, который разрабатывается и обучается для выполнения конкретной задачи поддержки принятия решений для управления за ходом исполнения соглашения ГЧП.

Использование потенциала технологии ИИ в сфере ГЧП зависит от выполнения следующих условий:

- повышения доступности и качества данных по проектам ГЧП, необходимых для применения ИИ;
- развития профессиональных компетенций в области ИИ у сторон, участвующих в проектах ГЧП;
- наличия передового программного обеспечения ИИ и инклюзивной вычислительной инфраструктуры предоставления услуг ИИ;
- создания регуляторных условий, способствующих совершенствованию механизма ГЧП для использования ИИ.

В зависимости от полноты реализации этих условий зависит и круг задач в сфере ГЧП, который будет достижим для решения с помощью ИИ. Но выполнению этих условий препятствуют ряд барьеров, которые, тем не менее, не носят фатальный характер и могут быть преодолены при наличии воли и желания сторон, заинтересованных в использовании ИИ в сфере ГЧП.

В качестве первого шага предлагается рассмотреть задачу создания системы управления рисками ГЧП с использованием ИИ в автомобильной сфере, где накопленная за годы информация о реализованных проектах строительства автомобильных дорог позволит достаточно легко формировать необходимые datasets, с помощью которых для новых проектов можно оценивать проявление в будущем того или иного риска. Инструментарий для решения этой задачи вполне доступен, потребуется только выбрать наиболее оптимальный вариант из линейки существующих моделей ML. Возможно, это тоже будет Random Forest.

**Москва**  
**Февраль 2025 г.**

### Источники

1. Указ Президента РФ от 10.10.2019 N 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации».
2. Национальная стратегия развития искусственного интеллекта на период до 2030 года
3. Центральный банк Российской Федерации. Доклад «Применение искусственного интеллекта на финансовом рынке. Москва 2023
4. Qianru Fang «Research on the audit prediction model of ‘special bonds + PPP’ project based on machine learning», Computational Intelligence and Neuroscience, Vol. 2022, pp. 1-11
5. Стерник С.Г., Тютюкина Е.Б., Помулев А.А. «Оценка рисков проектов государственно-частного партнерства с использованием алгоритмов искусственного интеллекта / МИР (Модернизация. Инновации. Развитие). Т. 15. № 3. 2024 С. 421–438
6. Оконешников А.А. «Система управления рисками ГЧП». 22.01.2025 Электронный ресурс: <https://asiic.ru/wp-content/uploads/2025/01/sistema-upravleniya-riskami-gchp.pdf>.

7. Generative Artificial Intelligence: toward a new civilization? Arthur D. Little. October 2023
8. AI in Procurement of PPP. The Ultimate Guide for Procurement Executives - including Definitions, Examples and Best Practices
9. The Role of Artificial Intelligence in Financial Risk Management: Saudi Perspectives January 23, 2024
10. Risk Identification, Assessment, and Allocation in PPP Projects: A Systematic Review/Buildings 12(8):1109. July 2022

## Приложение 1

### Обзор публикаций по использованию ИИ в проектах ГЧП

#### **1. Модель эффективного распределения рисков в проектах государственной инфраструктуры, финансируемых из частных источников, с использованием нейро-нечетких методов.<sup>1</sup>**

Для моделирования процесса принятия решений о распределении рисков в проектах ГЧП на основе теории экономики транзакционных издержек, разработана нейронная сеть нейро-нечеткого вывода, путем объединения методов нечеткой логики и нейронных сетей. Для обучения нейро-нечетких моделей использовались реальные проектные данные, а для оценки были использованы модели множественной линейной регрессии. По мнению авторов модель нейро-нечеткого вывода обладает способностью справляться со специфичностью, неопределенностью, нелинейностью и сложностью которые сопутствуют принятию большинства решений о распределении рисков в ГЧП между публичной и частной стороной.

Нейронная сеть была настроена на распределение трех рисков:

- дефекты проектирования на стадии разработки;
- спрос ниже ожидаемого на этапе эксплуатации;
- неблагоприятные изменения в законодательстве, политике или нормативных актах в течение жизненного цикла.

Для обучения и оценки сети разработана анкета для общепромышленного опроса. Целевой аудиторией опроса были все специалисты и лица, принимающие решения, как из государственного, так и из частного секторов, которые были вовлечены в управление рисками проектов ГЧП в Австралии. В анкете респондентам предлагалось предоставить достоверную информацию о проекте ГЧП, в котором они принимали соответствующее участие и/или были осведомлены. Запрашиваемая первичная информация включала оценку характеристик по управлению рисками, принятую стратегию распределения рисков и предполагаемые наиболее эффективные стратегии распределения рисков в конкретных проектах ГЧП. Респондентам также было предложено предоставить информацию о своем опыте в области ГЧП.

Чтобы начать процесс обучения в рамках нейро-нечеткой модели данные из анкет были преобразованы во входные и выходные переменные для нейро-нечеткой модели. Входные переменные включали 6 параметров, которые оценивались с помощью нечетких значений. Выходной переменной нейро-нечеткой модели является стратегия распределения рисков по пятибалльной шкале в диапазоне от 1, что означает полное несение

---

<sup>1</sup> Jin, X.-H. «Model for efficient risk allocation in privately financed public infrastructure projects using neuro-fuzzy techniques» / Journal of Construction Engineering and Management Vol. 137 No. 11, 2011 pp. 1003-1014

ответственности государственным партнером, до 3, что означает равное несение ответственности государственными и частными партнерами, и до 5, что означает полное согласие частного партнера с принятием на себя риска. Оценка переменных осуществлялась непосредственно респондентами, участвовавшими в опросе.

После определения входных и выходных переменных и получения нечетких правил их соответствия была разработана нейро-нечеткая модель, которая представляет собой систему нечеткого вывода типа Sugeno, основанную на многослойной нейронной сети. Для обучения модели был применен алгоритм обратного распространения на основе градиентного спуска и алгоритм оценки методом наименьших квадратов.

Разработанная нейро-нечеткая модель была опробована в процессе прогнозирования эффективной стратегии распределения рисков в отношении рисков, связанных с дефектами проектирования, в рамках проекта ГЧП «Новые школы» в Сиднее, Новый Южный Уэльс, Австралия. Рекомендации модели совпали с распределением этого риска, принятого в проекте.

## **2. Прогнозирование проектных споров с помощью гибридных методов машинного обучения.<sup>2</sup>**

Споры в проектах государственно-частного партнерства всегда связаны с многочисленными сложными и взаимосвязанными факторами, которые трудно поддаются рациональному объяснению, в силу этого, методы машинного обучения являются одними из наиболее эффективных методов выявления скрытых взаимосвязей между доступными атрибутами и методами разрешения споров.

В исследовании сравниваются несколько известных методов машинного обучения для решения проблем споров в ГЧП. Для построения моделей прогнозирования споров применялись методы одиночной и гибридной (многоклассовой) классификации. В первом случае использовались многослойные перцептроны (multilayer perceptron - MLP), деревья решений (decision trees - DT), машины опорных векторов (support vector machines – SVM) и Байесовский классификатор (Bayes classifier). Также были разработаны два типа моделей гибридного обучения. Один объединяет методы кластеризации и классификации, а другой объединяет несколько методов классификации.

Экспериментальные результаты показывают, что гибридные модели превосходят отдельные модели по точности прогнозирования. Кроме того, гибридная модель, объединяющая несколько методов классификации, работает лучше, чем модель, объединяющая методы кластеризации и классификации. В частности, модели MLP+MLP и DT+DT работают лучше и вторые по качеству, достигая точности прогнозирования 97,08% и 95,77% соответственно.

В этом исследовании демонстрируется эффективность и результативность методов гибридного машинного обучения для раннего прогнозирования возникновения спора с использованием концептуальной информации о проекте в качестве входных данных модели. Модели предоставляют заблаговременное предупреждение и информацию для поддержки принятия решений, необходимую для выбора подходящей стратегии разрешения до возникновения спора.

В исследовании использовались данные о 584 проектах ГЧП, собранные органом, осуществляющим надзор за строительством инфраструктуры на Тайване, которые осуществлялись в 2002-2009 годах. Исходная анкета для построения базы данных (dataset)

---

<sup>2</sup> «Project Dispute Prediction by Hybrid Machine Learning Techniques» / Journal of Civil Engineering and Management 19(4) September 2013 pp.505-517



включала пункты для сбора социально-демографических данных респондентов, справочную информацию, характеристики проекта и способы разрешения споров по проекту. Все атрибуты проектов, необходимые для обучения и проверки моделей были определены с помощью опроса выбранных экспертов.

### **3. Отбор проектов в управлении портфелем проектов: модель нейронной сети, основанная на критических факторах успеха<sup>3</sup>**

В статье описываются этапы проектирования, разработки и тестирования системы поддержки принятия решений для прогнозирования эффективности строительных проектов на основании набора критических факторов успеха проекта с использованием нейронной сети (Neural Network - NN). Под критическими факторами успеха (Critical Success Factors - CSF) понимались основные факторы, которые повышают способность организаций осуществлять проект в полном объеме и с заданной эффективностью. Оценка и понимание факторов позволяют менеджерам расставлять приоритеты и определять действия, которые могут привести к успеху реализуемых проектов.

Извлекая и консолидируя неявные знания экспертов из прошлых проектов (обучаясь), нейронная сеть способна с определенной степенью погрешности оценивать зависимость между желаемым набором критических факторов успеха проектов и показателями будущих проектов для определения степени их успешности.

В данном примере NN представляет собой нелинейную и непараметрическую модель, которая ищет взаимосвязи между данными для решения задачи классификация, когда входные данные представляют собой набор векторов характеристик явления, в то время как выходные данные выражают принадлежность к набору идентифицированных классов.

Модель NN обучалась на выборке 150 реальных строительных проектов, оценку которых по заданным 10 критическим факторам успеха осуществляла группа из 10 привлеченных экспертов - менеджеров проектов. Эксперты оценивали по шкале от 0 до 6 следующие CSF:

#### **1. Миссия проекта**

*В проекте четко определены цели и общие направления деятельности*

#### **2. Поддержка высшего руководства**

*Высшее руководство предоставляет необходимые ресурсы и ответственность для обеспечения успеха проекта*

#### **3. График реализации проекта**

*Мероприятия по реализации проекта детализированы, понятны, а график обеспечивает разумный план*

#### **4. Консультации с клиентом**

*Проводятся регулярные консультации со всеми сторонами и стейкхолдерами, учитывается их влияние и ожидания*

#### **5. Персонал**

*Персонал проекта обладает соответствующим опытом и экспертными знаниями*

#### **6. Технические задачи**

*Наличие необходимой технологии и специальных знаний для выполнения технических задач*

#### **7. Согласие клиента**

---

<sup>3</sup> «Project selection in project portfolio management: An artificial neural network model based on critical success factors» / International Journal of Project Management/Volume 33, Issue 8, November 2015, Pages 1744-1754

*Проект поддерживается и спонсируется клиентом и заинтересованными сторонами*

## **8. Мониторинг и обратная связь**

*Каждый этап реализации контролируется с учетом информации*

## **9 Коммуникация**

*Все ключевые участники являются частью соответствующей коммуникационной сети, обеспечивающей получение всех необходимых данных и информации*

## **10. Устранение неполадок**

*С непредвиденными кризисными ситуациями и отклонениями от планов можно эффективно справляться*

Полученные экспертные оценки были использованы для обучения NN. Данные для обучения были взяты из внутренних документов ведущего итальянского подрядчика в сфере строительства и инжиниринговой деятельности.

Тестовая проверка результата оценки NN степени успеха проектов по сравнению с оценками экспертов на 30 проектах, не участвовавших в обучении NN, показала неплохой результат - среднеквадратичная ошибка составила 0,34.

## **4. Прогнозирование рисков завершения проектов ГЧП с использованием анализа больших данных<sup>4</sup>**

Точное прогнозирование потенциальных задержек в проектах ГЧП считается жизненно важным для получения ценной информации, необходимой для планирования и снижения риска завершения будущих проектов ГЧП. В этом исследовании рассматривалось прогнозное моделирование риска завершения (задержки проекта) в проектах ГЧП на основе анализа больших объемов данных.

Чтобы спрогнозировать потенциальную задержку в реализации проектов ГЧП, было проведено сравнение прогнозной эффективности 5 передовых методов анализа больших данных, а именно: глубоких нейронных сетей (Deep Neural Networks), случайного леса (Random Forest), метода опорных векторов (Support Vector Machine), решающих деревьев (Decision Trees) и многомерной линейной регрессии (Multivariate Linear Regression). На массиве данных из 4294 выборки проектов ГЧП по всей Европе в период с 1992 по 2015 год было использовано шестнадцать предикторов (прогностических параметров), влияющих на задержку в реализации проектов ГЧП (например, процентная доля нехватки квалифицированной рабочей силы, количество несчастных случаев на стройплощадках и травм и т.д.), чтобы определить основную закономерность задержки проекта и ее взаимосвязь с выявленными факторами.

Данные были проанализированы с использованием двух категориальных переменных, а именно: типа контракта и сектора, чтобы ввести параметры для анализа остальных предикторов и выявить неочевидные корреляции. Используя минимальные, максимальные и средние значения для каждого предиктора, полученные на основе различных данных строительной отрасли и государственных статистических отчетов, были выявлены тенденции, показывающие динамику задержки по всему набору данных.

После тщательного анализа данных проектов результаты показали, что из пяти методов анализа больших данных случайный лес (Random Forest) обладает наилучшими прогностическими характеристиками для прогнозирования задержек реализации строительных проектов ГЧП в больших выборках проектов. Случайный лес достиг самой высокой точности прогнозирования, что выражается в наименьшем значении метрики

---

<sup>4</sup> 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

квадратичной ошибки по сравнению с остальными аналитическими методами. Результаты исследования также показывают, что пять следующих прогнозирующих факторов значительно отличаются от других факторов по влиянию на задержку реализации строительных проектов ГЧП по всем пяти моделям:

1. Процентная доля нехватки квалифицированной рабочей силы.
2. Процентная доля задержек с поставкой материалов.
3. Количество несчастных случаев на стройплощадках и травм.
4. Процентная доля изменений в конструкции.
5. Процентная доля ликвидированных и установленных повреждений в проектах.

Таким образом, эти факторы были рассмотрены в качестве ключевых факторов, влияющих на задержку реализации строительных проектов ГЧП. Эти факторы показали более высокие коэффициенты корреляции с задержкой реализации строительных проектов в 5 секторах (больницы, школы, общественные здания, другие отрасли, оборона) и двух типах контрактов (FPTK и DBB).

При рассмотрении типа контракта как важного фактора, влияющего на задержку, результаты показали, что в проектах ГЧП, где использовался подход «Разработка на основе предложения» (DBB), наблюдались значительные задержки реализации проектов, в отличие от метода «под ключ» с фиксированной ценой (FPTK). Статистическая значимость результатов была убедительной, поскольку было обнаружено, что в больших выборках проектов сроки строительства превышали 150%.

Другие показатели, такие как количество дней, в течение которых плохая погода препятствовала проектным работам, также показали достаточный уровень корреляции с задержкой реализации проектов по всему набору данных. Это исследование расширяет знания, предлагая прогнозную модель анализа больших объемов данных для прогнозирования задержек реализации проектов ГЧП. Выявляя скрытые корреляции и закономерности, способствующие задержкам в процессе строительства, можно снизить негативное влияние риска завершения на сроки реализации проекта, контрактные обязательства и прибыль подрядчиков.

Это исследование также предоставляет ценные возможности властям и другим заинтересованным сторонам отрасли рассмотреть основанные на фактических данных отраслевые критерии для отсрочки будущих проектов ГЧП. Таким образом, ожидается, что такой шаг обеспечит дополнительные преимущества в плане эффективности закупок по ГЧП.

В данном исследовании рассматривался риск завершения (задержка проекта) в контексте строительных проектов по ГЧП, реализуемых в нескольких странах Европы. Таким образом, выводы исследования следует интерпретировать в этом контексте. Возможными направлениями для будущих исследований являются оценка с помощью анализа больших данных критических факторов, влияющих на перерасход средств в проектах ГЧП, исследование рисков для контрагентов на основе больших данных и заключение контрактов в рамках ГЧП с целью выявления практики ведущих строительных подрядчиков, влияющей на выплаты по ликвидированному и установленному ущербу

## 5. Исследование модели прогнозирования аудита проекта «Специальные облигации ГЧП» на основе машинного обучения<sup>5</sup>

Специальные облигации местных органов власти становятся основным способом инвестирования и финансирования проектов ГЧП в КНР. В этой связи, большое значение приобретает вопрос о том, как обеспечить эффективность проектов, использующих эти облигации. Данная работа посвящена решению задачи оценки (аудита) выполнения таких проектов, связанных со строительством общественной инфраструктуры, с помощью применения различных моделей машинного обучения таких как: метод опорных векторов (Support Vector Machine - SVM), нейронная сеть (Neural Network - NN), мультиномиальная логистическая регрессия (Multinomial Logistic Regression - Multinom) и случайный лес (Random Forest - RF).

В исследовании основное внимание уделяется связям и ключевым показателям проектов ГЧП, специальному аудиту задолженности и методам оценки проектов ГЧП. В определенной степени это обеспечило соответствие ожидаемым целям по соотношению цены и качества, а также контролю за ходом реализации проекта ГЧП, финансируемого с использованием специальных облигаций. Были определены ключевые моменты аудита и разработана комплексная система показателей оценки для отслеживания процесса аудита, направленная на охват всех показателей реализации проекта ГЧП.

Оценочные показатели извлекались из трех аспектов: принятия решения об утверждении проекта на ранней стадии, среднесрочного надзора и управления проектом, а также последующей оценки передачи объекта ГЧП государству.

Обучение моделей осуществлялась на реальном проекте, выбранном Министерством финансов КНР, при реализации которого использовались специальные облигации – на проекте грузовой железнодорожной линии Цзоупин в городе Биньчжоу, провинция Шаньдун.

Экспертами выступали 39 специалистов с практическим опытом работы в области ГЧП с использованием специальных облигаций. Респондентам рассылался исходный опросник по параметрам оценки аудита, которые анализируются с целью построения системы аудита для отслеживания всего процесса реализации проекта ГЧП.

Для оценки проекта использовались 68 показателей, сгруппированных в следующие 23 группы:

1. Обоснованность процесса определения проекта
2. Обоснованность решения об оценке инвестиций
3. Осуществимость предварительного плана реализации
4. Точность отчетности о соотношении цены и качества
5. Демонстрация финансовой доступности
6. Рациональность распределения рисков
7. Соблюдение процедур закупок
8. Соответствие заявки на специальные облигации требованиям
9. Обоснованность специального дохода
10. Выполнение функций государственного надзора
11. Рациональность финансирования проектов
12. Рациональность использования специальных скреплений
13. Законность строительных процедур

---

<sup>5</sup> Fang, Q. «Research on the audit prediction model of ‘special bonds + PPP’ project based on machine learning», Computational Intelligence and Neuroscience, Vol. 2022, pp. 1-11

14. Степень эффективности проектной компании
15. Качество среднесрочной оценки эффективности
16. Статус оплаты за завершение проекта
17. Статус государственной субсидии на устранение пробелов в технико-экономическом обосновании
18. Финансовое и операционное положение
19. Стандартизация процесса передачи проекта
20. Экономия суммы трансфертной субсидии
21. Эффективность проверки эффективности
22. Степень погашения основного долга и процентов по специальным облигациям
23. Рациональность окончательной оценки эффективности

Каждому показателю оценки экспертами присваивалось значения «отлично», «хорошо», «средне» и «плохо». Общая экспертная оценка проекта также выражалась в четырех оценках: «отлично», «хорошо», «средне» и «плохо».

После разработки 4 моделей машинного обучения (SVM, NN, Multinom и RF), их обучения и проверки, был проведен анализ качества этих моделей, который установил, что модель случайного леса (Random Forest) для проведения аудита проектов с финансированием за счет выпуска специальных облигаций обладает наибольшей точностью прогнозирования.

Результатом исследования стал вывод, что модель RF способна значительно повысить эффективность оценки и прогнозирования аудита проектов ГЧП, а это дает основание считать возможным ее использование для обеспечения экспертной поддержки аудиторской деятельности государственных ведомств в части применения ГЧП для создания общественной инфраструктуры.

## **6. Оценка рисков проектов государственно-частного партнерства с использованием алгоритмов искусственного интеллекта<sup>6</sup>**

Для моделирования рисков проектов ГЧП коллективом под руководством доктора экономических наук Стерника С.Г. на основе базы реализованных проектов разработана модель оценки риска недостижения целей реализации проектов ГЧП. Работа была выполнена в 2024 году на Факультете экономики и бизнеса Финансового университета при Правительстве Российской Федерации за счет бюджетных средств по государственному заданию.

В качестве инструмента моделирования использована одна из моделей искусственного интеллекта – модель случайного леса (Random Forest). Для проведения моделирования вручную структурирована (в виде отдельного файла) база данных ГЧП-проектов в России за период с 2005 по 2023 гг. с сайта РОСИНФРА, содержащая отдельные параметры проектов, взятые из договоров с государственными и муниципальными органами власти.

Значимыми характеристика (признаками) проектов ГЧП в модели выступали:

1. Регион РФ

---

<sup>6</sup> Стерник С.Г., Тютюкина Е.Б., Помулев А.А. «Оценка рисков проектов государственно-частного партнерства с использованием алгоритмов искусственного интеллекта / МИР (Модернизация. Инновации. Развитие). Т. 15. № 3. 2024 С. 421–438

2. Орган власти
3. Срок соглашения, лет.
4. Отрасль РФ
5. Сфера деятельности
6. Общий объем частных инвестиций, руб.
7. Общий объем финансирования, руб.
8. Форма реализации
9. Планируемые источники возврата инвестиций
10. Федеральный округ
11. Способ инициирования проекта
12. Общий объем бюджетных инвестиций, руб.
13. Уровень проекта (федеральный, региональный, муниципальный)

Разработанная модель позволяет по указанным признакам ГЧП-проекта с точностью 93% (по метрике ROC\AUC) оценить риск того, что проект завершится некорректно (например, по причине несостоявшегося конкурса, отказа от запуска, расторжения по решению суда, отмены/аннулирования конкурса).

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), требуется дополнительная информация, которая отсутствует для анализа на сайте РОСИНФРА.