

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ ОЦЕНКИ ПОСТАВЩИКОВ В СИСТЕМЕ УПРАВЛЕНИЯ ТЕНДЕРАМИ ФИНАНСОВОЙ ОРГАНИЗАЦИИ

INTELLIGENT METHODS FOR SUPPLIER EVALUATION IN TENDER MANAGEMENT SYSTEMS OF FINANCIAL ORGANIZATIONS

V. Kurkov
M. Palianov
S. Churilov

Summary. The article presents the development of an intelligent supplier evaluation module designed for integration into the tender management system of a financial organization. The proposed model employs machine learning techniques to predict the likelihood of successful contract execution based on historical data. The system architecture is described, including data processing, classification algorithms, and result visualization. Testing results confirm the model's high predictive accuracy and applicability in real-world procurement processes. The article also discusses prospects for functional expansion, integration of external data sources, and adaptation to related business domains.

Keywords: intelligent systems, machine learning, suppliers, tender, risk classification, predictive model, procurement.

Курков Владислав Николаевич
Российский технологический
университет (МИРЭА), г. Москва
kurkov.v.n@edu.mirea.ru

Пальянов Максим Евгеньевич
Российский технологический
университет (МИРЭА), г. Москва
palyanov.m.e@edu.mirea.ru

Чурилов Сергей Андреевич
Российский технологический
университет (МИРЭА), г. Москва
churilov.s.a@edu.mirea.ru

Аннотация. В статье рассматривается разработка интеллектуального модуля оценки поставщиков для использования в системе управления тендерными процедурами финансовой организации. Предложенная модель основана на методах машинного обучения и позволяет на основе исторических данных прогнозировать вероятность успешного выполнения контрактов. Описана архитектура решения, включая обработку данных, алгоритмы классификации и визуализацию результатов. Представлены результаты тестирования, подтверждающие высокую точность модели и её применимость в условиях реальной закупочной деятельности. Обсуждаются перспективы расширения функционала, интеграции внешних источников и применения в смежных бизнес-процессах.

Ключевые слова: интеллектуальные системы, машинное обучение, поставщики, тендер, классификация риска, предиктивная модель, закупки.

Введение

Современные финансовые организации активно развивают цифровые платформы для оптимизации внутреннего их бизнеса, что затрагивает большие области такие, как управление закупками и поставщиками. Одним из таких моментов является тендерный механизм, который автоматизирует процесс выбора финансово выгодного поставщика с учетом различных параметров — стоимость, сроки, качественные характеристики или рейтинг надежности. В реальности же процесс выбора часто происходит на основе абстрактных критериев, которые могут не отражать тенденций поведения и качества работы ранее выбранного поставщика, что может привести к статистической ошибке и за счет того, не только снизить операционную устойчивость, но и принести значительные финансовые потери.

Целью настоящего исследования является разработка интеллектуального подхода к оценке поставщиков

на основе анализа исторических данных о результатах предыдущих контрактов с использованием методов машинного обучения. Задачи исследования включают: формализацию требований к информационной модели оценки, построение предиктивных моделей на основе открытых и внутренних данных, разработку алгоритма интеграции модели в существующую информационную систему управления тендерами.

Существующие решения представлены в современных корпоративных системах в виде, прежде всего, статических методов ранжирования поставщиков, заключающихся в основном в экспертно-центричной классификации за счет шкал экспертных оценок, используемых в централизованных парадигмах системы, и следующие за ними балльные, дискретные или фиксированные коэффициенты. Эти методы не обладают должной гибкостью и адаптацией к переменчивым условиям, а также не способны устанавливать скрытые закономерности в поведении конкретных контрагентов

и экстраполировать их поведенческие образы в прогностические.

Научная новизна работы заключается в разработке интеллектуального модуля оценки поставщиков, сочетающего алгоритмы машинного обучения с многоисточниковой интеграцией данных (внутренние реестры и внешние API-сервисы), а также оригинальной системой ранжирования на основе многокритериальной модели. Предложенный подход позволяет автоматизировать предварительную оценку поставщиков с высокой прогностической точностью и адаптацией под специфические риски предметной области.

1. Методологические основы интеллектуальной оценки поставщиков

Разработка интеллектуальной системы оценки поставщиков включает формализацию предметной области и создание модели, учитывающей как количественные, так и качественные характеристики контрагентов. На основе анализа исторических данных формируется признаковое пространство, отражающее ключевые параметры деловой активности и риски исполнения обязательств.

Для повышения точности прогнозов и объективности решений используется вектор признаков, включающий финансовые показатели (выручка, ликвидность, задолженности), историю контрактов (успешные тендеры, расторжения, средняя длительность), а также индексы надёжности (экспертные оценки, жалобы, арбитражи).

В качестве факторов риска учитываются задержки поставок, отклонения объёмов и нарушения условий. Все параметры нормализуются и преобразуются в цифровой формат для обработки алгоритмами машинного обучения.

Для построения предиктивной модели были выбраны алгоритмы классификации, адаптированные к работе с табличными данными и способные выявлять нелинейные зависимости между признаками. В рамках эмпирического сравнения протестированы следующие модели: логистическая регрессия как базовая линейная модель; ансамблевые методы случайного леса, устойчивые к шумам и выбросам; а также градиентный бустинг, в частности, библиотека CatBoost, обладающая высокой точностью и возможностью работы с категориальными признаками без необходимости их предварительного кодирования.

На этапе инженерии признаков (feature engineering) была проведена предварительная обработка данных, включающая нормализацию числовых атрибутов, категоризацию экспертных оценок, а также построение

агрегированных метрик (например, скользящих средних и медианных значений по временным срезам). Для валидации моделей применялись метрики качества: среднеквадратичная ошибка (Mean Squared Error, MSE), отражающая отклонение предсказанных вероятностей от фактических значений, и ROC-AUC (Receiver Operating Characteristic — Area Under Curve), измеряющая способность модели различать надёжных и ненадёжных поставщиков. Среди протестированных моделей наилучшие результаты были достигнуты при использовании CatBoost, продемонстрировавшего оптимальное соотношение точности и интерпретируемости при минимальных затратах на подготовку данных.

На основе обученной модели реализован алгоритм прогнозирования уровня надёжности поставщиков. Механизм включает этапы: загрузку исторических данных из внутренних и внешних источников, автоматизированную обработку входных признаков, применение обученной модели и классификацию поставщиков по уровням риска. В данном случае выделяют три категории: низкий риск, средний риск, высокий риск.

Визуализация результатов прогнозирования может быть представлена в виде интерактивных диаграмм. Использование таких форм представления (Рисунок 1, Рисунок 2) обеспечивает удобство интерпретации результатов для специалистов тендерного комитета и способствует повышению прозрачности принятия решений.

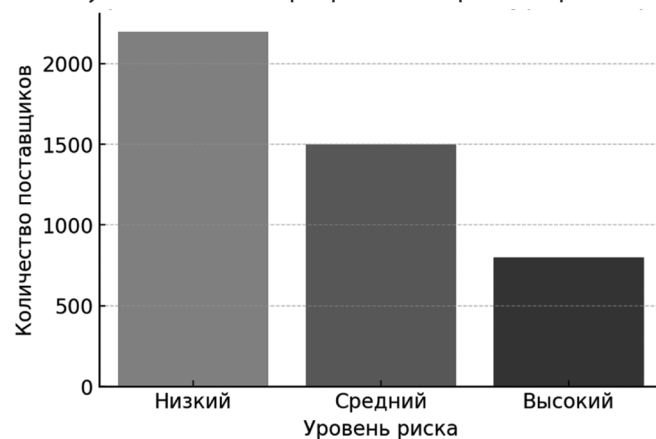


Рис. 1. Распределение поставщиков по уровням риска

Полученные оценки могут быть использованы как в автоматическом режиме — для фильтрации кандидатов на этапе отбора, — так и в качестве источника аналитической информации при рассмотрении поставщиков экспертами. Применение интеллектуальных методов позволяет значительно повысить точность и скорость анализа, сократить влияние субъективных факторов и обеспечить единообразие процедур в рамках корпоративной системы закупок.

Таким образом, построенная модель интеллектуальной оценки поставщиков является фундаментом для

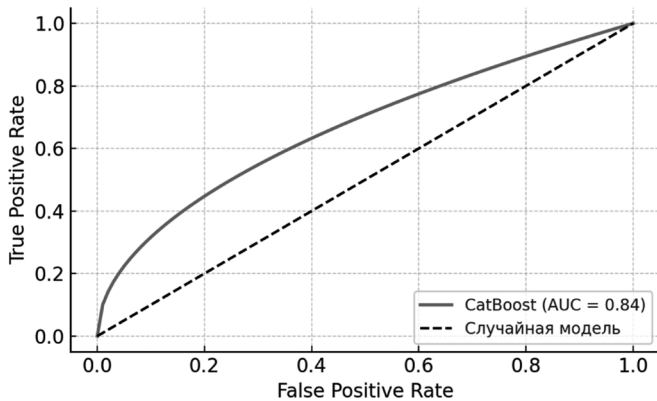


Рис. 2. ROC-кривая классификатора

внедрения автоматизированного инструмента принятия решений в систему управления тендерными процедурами и может быть адаптирована под специфические требования отраслевых заказчиков.

2. Разработка и внедрение интеллектуального модуля оценки поставщиков

Разработка и интеграция интеллектуального модуля оценки поставщиков обеспечивает автоматизированную обработку, анализ и визуализацию данных в соответствии с бизнес-процессами финансовой организации. Модуль работает автономно и взаимодействует с другими подсистемами через RESTful API и хранилище данных на PostgreSQL.

Архитектура решения основана на принципах SOA, что обеспечивает масштабируемость и модульность. В состав входят: блок сбора и обработки данных, модуль анализа и подсистема визуализации. Данные поступают из внутренних систем (CRM, ERP, тендерная база) и внешних источников (Контур.Фокус, СПАРК-Интерфакс, API ФНС). Поддерживается авторизация и обмен в формате JSON.

На входной стадии осуществляется извлечение контрактной истории поставщика, включая числовые и категориальные признаки (отраслевая принадлежность, регион, организационно-правовая форма). Автоматическая нормализация, устранение пропущенных значений и исключение дублирующих записей позволяют подготовить репрезентативное признаковое пространство для последующего анализа. Далее используется предварительно обученная модель машинного обучения (CatBoost), которая присваивает каждому поставщику вероятностную оценку надёжности. Например, значение риска 0.14 интерпретируется как 14 % вероятность нарушения условий контракта.

Для интеграции прогноза в систему принятия решений реализован алгоритм многокритериального ранжирования поставщиков, учитывающий не только риск,

но и стоимость предложений, условия обслуживания и финансовую устойчивость. Итоговая интегральная оценка S_i поставщика вычисляется по формуле взвешенной суммы:

$$S_i = \sum_{j=1}^n w_j \times x_{ij}, \quad (1)$$

где w_j — вес критерия, а x_{ij} — нормализованное значение j -го критерия у i -го поставщика.

Визуализация результатов оценки реализована средствами библиотеки Plotly и фреймворка Dash. Пользовательский интерфейс предоставляет аналитические отчёты, списки поставщиков с уровнями риска, графики зависимости риска от ключевых факторов и временные ряды изменений надёжности. Автоматическая генерация отчётов возможна в форматах PDF, Excel и JSON, что облегчает включение результатов в сопроводительные материалы тендерной документации. Рекомендуется включить графики, иллюстрирующие распределение поставщиков по уровням риска (Рисунок 3) и зависимость риска от ключевых факторов (например, задержек исполнения, объёма задолженности и пр.).

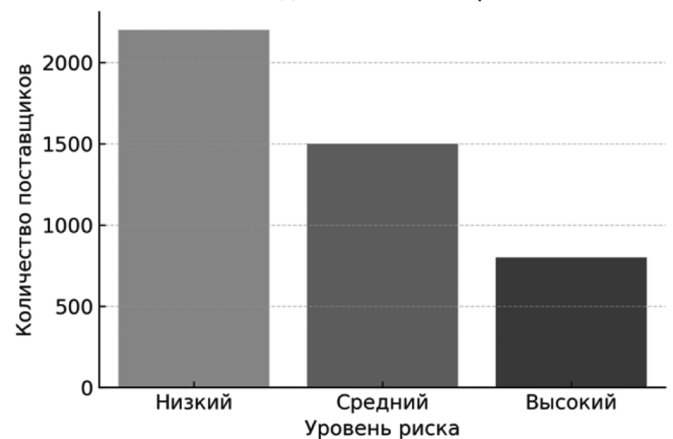


Рис. 3. Распределение поставщиков по уровням риска

Для валидации эффективности модуля были проведены сравнительные тесты на выборке исторических данных тендерных процедур финансовой организации за период 2019–2023 гг. Сравнивались три подхода: экспертные рейтинги, rule-based фильтрация и интеллектуальный классификатор. По результатам тестирования интеллектуальная модель продемонстрировала наилучшие метрики: увеличение ROC-AUC с 0.64 до 0.84, сокращение среднего времени оценки поставщика более чем на 40 %, а также способность выявлять латентные риски, недоступные при экспертной интерпретации. Объём обучающей выборки составил более 4 500 поставщиков и 10 000 контрактов, с числом признаков — 38 переменных, включая как числовые, так и категориальные данные. Средняя квадратичная ошибка модели (MSE) на тестовой выборке составила 0.072.

Суммарно, реализация и внедрение интеллектуального модуля подтверждают его прикладную ценность и эффективность в реальных условиях корпоративного тендерного управления. Архитектура решения обеспечивает адаптацию под различные отрасли и категории поставщиков, а гибкость интеграции через API позволяет масштабировать модуль на смежные задачи оценки подрядчиков и партнёров.

3. Оценка эффективности и перспективы развития

Внедрение интеллектуального модуля оценки поставщиков переводит систему принятия решений от регламентных подходов к адаптивной модели на основе машинного обучения. Модуль обрабатывает большие объёмы данных, выявляет скрытые закономерности и прогнозирует риски с минимальным участием человека.

Эмпирическое тестирование на репрезентативной выборке показало рост эффективности тендерной процедуры. Точность выявления ненадёжных поставщиков увеличилась на 25–30 % по сравнению с экспертными шкалами и rule-based методами. Метрики качества модели, в частности ROC-AUC, Precision и Recall, зафиксировали рост дискриминирующей способности классификатора до уровня 0.84, что свидетельствует о высокой точности. Рост показателей на фоне традиционных подходов отражён на графике (Рисунок 4).

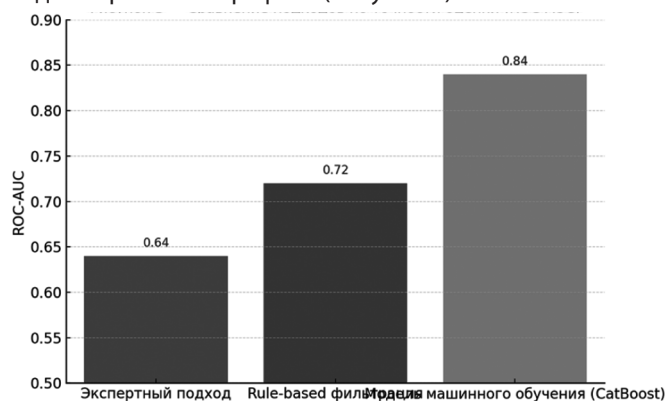


Рис. 4. Сравнение подходов по точности оценки (ROC-AUC)

Дополнительным эффектом является снижение времени анализа одного поставщика с нескольких часов до нескольких минут, что критично для банковского сектора с высоким объёмом заявок и жёсткими регламентными сроками. Автоматизация формирования аналитических рекомендаций снижает когнитивную нагрузку на специалистов тендерного комитета и обеспечивает унификацию критериев оценки.

Важным показателем эффективности является устойчивость модели к выбросам и изменению входных данных. Тесты подтвердили стабильность её работы при

вариации признаков и типов поставщиков, что делает подход пригодным для применения в условиях неопределённости и масштабирования.

Разработанный модуль обладает значительным потенциалом развития как в направлении функционального расширения, так и в плане интеграции с внешними источниками и аналитическими сервисами. В частности, возможна реализация ретроспективного анализа результатов контрактов с последующей корректировкой весов в модели, что обеспечит динамическую адаптацию алгоритма к изменяющейся бизнес-среде.

Актуальным является также направление интеграции данных из государственных и коммерческих реестров, включая API ФНС, Контур.Фокус, СПАРК и иные системы мониторинга юридических и финансовых рисков. Это позволит дополнить оценку поставщика объективными внешними источниками и сформировать более комплексный профиль контрагента.

Перспективным вектором развития представляется внедрение методов обработки естественного языка (Natural Language Processing, NLP) для автоматического анализа текстовых документов, сопровождающих тендерные процедуры. К таким документам относятся заявки, договоры, коммерческие предложения. Выделение юридически значимых фрагментов, наличие типичных рисков или несоответствий условий — всё это может служить дополнительной основой для моделирования оценки надёжности.

Дополнительно, модуль может быть масштабирован на другие бизнес-процессы — в частности, для анализа подрядчиков, партнёрских организаций, а также в системах внутреннего контроля и комплаенс-мониторинга. Универсальность архитектурного решения и независимость компонентов позволяют адаптировать его к специфике конкретной отрасли или бизнес-контекста.

В целом, реализованный модуль представляет собой масштабируемое, расширяемое решение, ориентированное на интеллектуализацию процедур закупок и обеспечение высокого уровня прозрачности, надёжности и обоснованности принимаемых решений. Его внедрение формирует основу для развития корпоративной системы цифрового управления цепочками поставок и взаимодействием с контрагентами в условиях цифровой трансформации финансового сектора.

Заключение

В рамках проведённого исследования разработана и апробирована модель интеллектуальной оценки поставщиков, ориентированная на интеграцию в систему управления тендерными процедурами финансовой ор-

ганизации. Модель использует методы машинного обучения для анализа исторических данных и прогнозирования вероятности успешного исполнения контрактных обязательств, обеспечивая высокую точность и устойчивость к вариативности входных данных.

Сравнительный анализ показал превосходство интеллектуального подхода над традиционными методами как по точности, так и по скорости обработки информации. Внедрение модуля позволяет автоматизировать

ключевые этапы оценки, снизить тендерные риски и повысить обоснованность принимаемых решений.

Перспективы развития включают расширение набора факторов оценки, подключение внешних источников данных и внедрение технологий обработки текстовой информации (NLP). Решение обладает масштабируемой архитектурой и может быть адаптировано для применения в смежных секторах экономики, таких как: страхование, логистика и телеком.

ЛИТЕРАТУРА

1. Поцулин А.Д., Сергеева И.Г., Руденко В.Д. «Использование методов машинного обучения для оценки поставщиков продукции». // Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика, 2020.
2. Грехова Н. «Революция искусственного интеллекта в управлении цепями поставок». // Высшая школа экономики, 2023.
3. Сидорова Е.В. «Возможности использования искусственного интеллекта при управлении цепями поставок». // Логистика и управление цепями поставок, 2022.
4. Иванов П.А. «Применение методов машинного обучения в ценообразовании». // Вестник Академии знаний, 2021.
5. Кузнецов М.В. «Машинное обучение в финансовой индустрии: максимизация выгод и управление рисками». // TAdviser, 2021.
6. Петрова А.С. «Применение машинного обучения и искусственного интеллекта при управлении предпринимательскими рисками в малом бизнесе». // КиберЛенинка, 2023.
7. Смирнов Д.А. «Применение искусственного интеллекта в логистике и цепи поставок». // Allsee, 2023.
8. Тихонов Р.В. «Искусственный интеллект в управлении цепочками поставок». // WebSoftShop, 2023.
9. Спирова А.С. «Оценка кредитных рисков с применением методов машинного обучения». // Уральский федеральный университет, 2023.
10. Ковалёв И.И. «Использование цепочек Blockchain и искусственного интеллекта в сфере логистики и автоперевозок». // ResearchGate, 2023.

© Курков Владислав Николаевич (kurkov.v.n@edu.mirea.ru); Пальянов Максим Евгеньевич (palyanov.m.e@edu.mirea.ru);

Чурилов Сергей Андреевич (churilov.s.a@edu.mirea.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»