

Научно-исследовательский журнал «Экономический вестник / *Economic Bulletin*»
<https://eb-journal.ru>
2025, Том 4 № 3 / 2025, Vol. 4. Iss. 3 <https://eb-journal.ru/archives/category/publications>
Научная статья / Original article
УДК 336.77



¹ Чернов И.В., ¹ Прохоров И.В.,
¹ Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»

***Разработка методики оценки финансового состояния кредитных организаций
с использованием алгоритмов машинного обучения и её экономическое обоснование***

Аннотация: в статье рассматривается актуальная проблема повышения эффективности и проактивности оценки финансового состояния кредитных организаций в условиях возрастающей волатильности финансовых рынков и усложнения банковских операций. Анализируются фундаментальные ограничения традиционных методик финансового анализа, такие как запаздывающий характер и неспособность выявлять нелинейные зависимости, что обосновывает острую необходимость внедрения современных алгоритмов машинного обучения. Предлагается комплексная методика, охватывающая этапы от систематического сбора и интеллектуальной подготовки данных из публичной финансовой отчетности и макроэкономических источников до построения высокоточных прогностических моделей с использованием ансамблевых алгоритмов машинного обучения, в частности градиентного бустинга. Детально описывается архитектура прогностической модели, метрики её оценки и принципы формирования системы признаков. Проведена экспериментальная апробация методики на гипотетических, но реалистичных данных российских кредитных организаций, демонстрирующая превосходную точность предсказания финансовой устойчивости и рисков дефолта, а также раннее выявление проблем. Представлено всестороннее экономическое обоснование внедрения разработанного решения для банков, регуляторов и инвесторов, подчеркивается его способность к снижению потерь от неплатежеспособности, оптимизации управленческих решений и повышению общей финансовой стабильности банковской системы.

Ключевые слова: финансовое состояние, кредитные организации, машинное обучение, градиентный бустинг, финансовая устойчивость, оценка рисков, банковский надзор, экономический эффект, предотвращение кризисов, цифровизация финансов

Для цитирования: Чернов И.В., Прохоров И.В. Разработка методики оценки финансового состояния кредитных организаций с использованием алгоритмов машинного обучения и её экономическое обоснование // Экономический вестник. 2025. Том 4. № 3. С. 104 – 114.

Поступила в редакцию: 21 марта 2025 г.; Одобрена после рецензирования: 18 мая 2025 г.; Принята к публикации: 29 июня 2025 г.

¹ Chernov I.V., ¹ Prokhorov I.V.,
¹ National Research Nuclear University «MEPhI»

Development of a methodology for assessing the financial condition of credit institutions using machine learning algorithms and its economic justification

Abstract: the article discusses the urgent problem of increasing the efficiency and proactivity of assessing the financial condition of credit institutions in the context of increasing volatility of financial markets and the complexity of banking operations. The fundamental limitations of traditional financial analysis techniques are analyzed, such as their lagging nature and inability to identify nonlinear dependencies, which justifies the urgent need to introduce modern machine learning algorithms. A comprehensive methodology is proposed that covers the stages from the systematic collection and intelligent preparation of data from public financial statements and

macroeconomic sources to the construction of highly accurate predictive models using ensemble machine learning algorithms, in particular gradient boosting. The architecture of the predictive model, its evaluation metrics, and the principles of the feature system formation are described in detail. Experimental testing of the methodology was carried out on hypothetical but realistic data from Russian credit institutions, demonstrating excellent accuracy in predicting financial stability and default risks, as well as early detection of problems. A comprehensive economic justification for the implementation of the developed solution for banks, regulators and investors is presented, and its ability to reduce losses from insolvency, optimize management decisions and increase the overall financial stability of the banking system is emphasized.

Keywords: financial condition, credit institutions, machine learning, gradient boosting, financial stability, risk assessment, banking supervision, economic impact, crisis prevention, digitalization of finance

For citation: Chernov I.V., Prokhorov I.V. Development of a methodology for assessing the financial condition of credit institutions using machine learning algorithms and its economic justification. Economic Bulletin. 2025. 4 (3). P. 104 – 114.

The article was submitted: March 21, 2025; Approved after reviewing: May 18, 2025; Accepted for publication: June 29, 2025.

Введение

В условиях стремительной цифровой трансформации и глобальной интеграции, современный банковский сектор сталкивается с беспрецедентными вызовами. Динамичное развитие финансовых рынков, появление новых продуктов и услуг, а также усиление геополитических и макроэкономических шоков требуют от кредитных организаций и регулирующих органов качественно новых подходов к управлению рисками и оценке финансовой стабильности. Эффективная и своевременная оценка финансового состояния банков является краеугольным камнем стабильности всей финансовой системы, обеспечивая защиту интересов вкладчиков, инвесторов и поддерживая бесперебойное функционирование экономических циклов. Традиционные методики оценки финансового состояния, такие как анализ бухгалтерского баланса, расчеты коэффициентов ликвидности, достаточности капитала и рентабельности (например, в рамках системы CAMELS), остаются базовыми инструментами надзора и внутреннего анализа. В условиях, когда финансовые кризисы могут развиваться стремительно, а объем доступной информации исчисляется петабайтами, потребность в более продвинутых, проактивных и автоматизированных инструментах анализа становится не просто актуальной, но и критически необходимой.

Технологический прорыв в области искусственного интеллекта и машинного обучения (ML) открывает качественно новые возможности для решения этой задачи. Внедрение таких методик позволяет перейти от реактивного управления рисками к проактивному, значительно повышая эффективность принимаемых управленческих решений. Для банков это означает возможность оптимизации кредитной политики и

ресурсной базы, а для регуляторов – более точное и своевременное применение надзорных мер, минимизируя экономические потери для всех участников рынка.

Актуальность данного исследования обусловлена возрастающими экономическими издержками, связанными с банковскими кризисами и дефолтами, а также острой потребностью в повышении операционной эффективности и точности финансового надзора. Разработка инновационных, высокоточных и экономически эффективных инструментов оценки финансового состояния кредитных организаций, способных адаптироваться к динамике финансового рынка, является ключевым направлением для обеспечения устойчивости и конкурентоспособности банковской системы в цифровой экономике. Применение алгоритмов машинного обучения представляет собой наиболее перспективный путь для достижения этой цели.

Цель работы – разработка и всесторонняя экспериментальная апробация комплексной методики оценки финансового состояния кредитных организаций с использованием алгоритмов машинного обучения, а также её полное экономическое обоснование, демонстрирующее ощутимые выгоды для банков и регуляторов.

Материалы и методы исследований

Для проведения комплексного исследования по разработке инновационной методики оценки финансового состояния кредитных организаций с использованием алгоритмов машинного обучения был задействован обширный массив научно-методологических материалов и многоуровневый комплекс аналитических методов.

Материалы исследования представлены, в

первую очередь, эмпирическими данными, необходимыми для обучения и валидации интеллектуальных алгоритмов. К ним относятся агрегированная и деперсонифицированная финансовая отчетность кредитных организаций, формируемая в соответствии с российскими стандартами бухгалтерского учета (РСБУ) и Международными стандартами финансовой отчетности (МСФО). Эти данные были получены из открытых источников информации Банка России (например, форма 0409806 «Бухгалтерский баланс кредитной организации», 0409807 «Отчет о финансовых результатах кредитной организации», 0409101 «Оборотная ведомость по счетам бухгалтерского учета кредитной организации»), а также включали макроэкономические показатели Федеральной службы государственной статистики (Росстат) и Центрального Банка Российской Федерации (например, ключевая ставка, инфляция, ВВП). Дополнительно были использованы агрегированные и обезличенные внутрибанковские данные. Методологическую основу исследования составили фундаментальные труды отечественных и зарубежных ученых в области финансового анализа, банковского менеджмента, эконометрики, а также теории и практики машинного обучения и искусственного интеллекта. Особое внимание было уделено последним научным публикациям в рецензируемых журналах, посвященным применению интеллектуальных алгоритмов для прогнозирования финансовых рисков, оценки кредитоспособности и выявления признаков несостоятельности.

Для достижения поставленных целей исследования был применен комплекс общенаучных и специализированных методов: метод системного анализа, глубокий обзор и сравнительный анализ отечественной и зарубежной научной литературы по тематике финансового анализа, риск-менеджмента и применения методов искусственного интеллекта в финансовом секторе, методы статистического анализа. Ключевым элементом разработки методики стало применение алгоритмов машинного обучения. В частности, для построения прогностической модели оценки финансового состояния были задействованы ансамблевые методы классификации, такие как градиентный бустинг, зарекомендовавшие себя высокой прогностической способностью на гетерогенных табличных данных. Оценка устойчивости и обобщающей способности разработанной модели осуществлялась с использованием методов кросс-валидации и анализа ROC-кривых.

Результаты и обсуждения

Традиционные методики оценки финансового состояния кредитных организаций, глубоко укоренившиеся в банковской практике, основываются преимущественно на анализе финансовой отчетности и расчете нормативов, установленных регулятором. Наиболее распространенной и влиятельной является система CAMELS, применяемая ведущими надзорными органами по всему миру, включая Банк России [1]. Эта система оценивает банки по шести ключевым аспектам: достаточность капитала, качество активов, менеджмент, прибыльность, ликвидность и чувствительность к рыночному риску. Ключевые преимущества CAMELS и схожих систем включают универсальность, простоту интерпретации и регуляторную приемлемость.

Однако, эти методы обладают рядом критических ограничений, которые влекут за собой значительные экономические риски в динамичной современной среде [2]. Эти ограничения приводят к таким экономическим последствиям, как увеличение потерь от банкротств, неэффективное распределение надзорных ресурсов, неоптимальные управленческие решения.

Преимущества машинного обучения для проактивной оценки

Внедрение алгоритмов машинного обучения в финансовый анализ является ответом на вышеупомянутые вызовы, предлагая качественно новый уровень проактивности и точности. ML-модели способны выявлять паттерны в данных, которые предшествуют финансовой нестабильности, тем самым обеспечивая проактивное раннее предупреждение о потенциальных проблемах. В отличие от линейных статистических моделей, ML-алгоритмы могут эффективно улавливать сложные, нелинейные связи между десятками и сотнями переменных, что позволяет строить более точные и робастные прогностические модели. * Способность ML-моделей к автоматизированной обработке и анализу больших объемов данных позволяет проводить оценку финансового состояния с высокой частотой (ежедневно, еженедельно), сокращая трудозатраты и увеличивая оперативность [3]. Модели могут быть регулярно переобучены на новых данных, что позволяет им адаптироваться к изменяющимся рыночным условиям, новым продуктам и стратегиям банков. Алгоритмический подход минимизирует влияние человеческого фактора, обеспечивая объективность оценки.

Таблица 1

Сравнительный анализ традиционных и ML-методик оценки финансового состояния.

Table 1

Comparative analysis of traditional and ML methods for assessing financial condition.

Критерий оценки	Традиционные методики (CAMELS)	ML-методики (предлагаемый подход)	Экономическое влияние / Значение для банка
Характер оценки	Ретроспективный, статический	Проактивный, динамический	Предотвращение потерь, раннее реагирование
Скорость анализа	Низкая (ручной, периодический)	Высокая (автоматизированный, непрерывный)	Оптимизация операционных расходов, скорость принятия решений
Обработка данных	Ограниченные объемы, структурированные	Big Data, структурированные и неструктурированные	Извлечение скрытых инсайтов, конкурентное преимущество
Выявление зависимостей	Преимущественно линейные, явные	Нелинейные, скрытые, сложные	Повышение точности прогноза, более глубокое понимание рисков
Точность прогноза	Средняя, запаздывающая	Очень высокая, упреждающая	Прямое снижение финансовых потерь, повышение надежности
Интерпретируемость	Высокая (прозрачные коэффициенты)	Средняя (требует XAI-инструментов)	Важность для надзора, доверие к модели
Адаптивность к новым данным	Низкая (требует пересмотра правил)	Высокая (переобучение)	Актуальность оценки в меняющихся условиях
Стоимость внедрения	Низкая	Средняя-Высокая (ПО, инфраструктура)	Окупаемость за счет предотвращенных потерь

Теоретические основы машинного обучения для финансового анализа

Задача оценки финансового состояния кредитных организаций может быть формализована как задача бинарной классификации: банк относится к классу "устойчивый" или "неустойчивый". Для решения этой задачи используются различные алгоритмы машинного обучения.

Ключевые алгоритмы машинного обучения для классификации

- Логистическая регрессия (Logistic Regression)

- Метод опорных векторов (Support Vector Machine, SVM)

- Ансамблевые методы (Ensemble Methods)
- Случайный лес (Random Forest)
- Градиентный бустинг (Gradient Boosting)

Метрики оценки качества моделей классификации

Для объективной оценки прогностической способности моделей в задаче классификации используются следующие метрики (табл. 2).

Таблица 2

Структура матрицы ошибок.

Table 2

Structure of the error matrix.

Прогнозируемый класс: Устойчивый (Negative)	Прогнозируемый класс: Неустойчивый (Positive)	Истинный класс: Устойчивый	Истинный класс: Неустойчивый
TN (True Negative) – правильно классифицированы устойчивые	FP (False Positive) – устойчивые ошибочно признаны неустойчивыми	FN (False Negative) – неустойчивые ошибочно признаны устойчивыми	TP (True Positive) – правильно классифицированы неустойчивые

Разработка методики оценки финансового состояния кредитных организаций

Предлагаемая методика оценки финансового состояния кредитных организаций с использованием алгоритмов машинного обучения представляет собой комплексный, итеративный

процесс, направленный на построение, валидацию и развертывание высокоточной прогностической модели. Её структура позволяет максимально использовать потенциал больших данных и вычислительных мощностей.

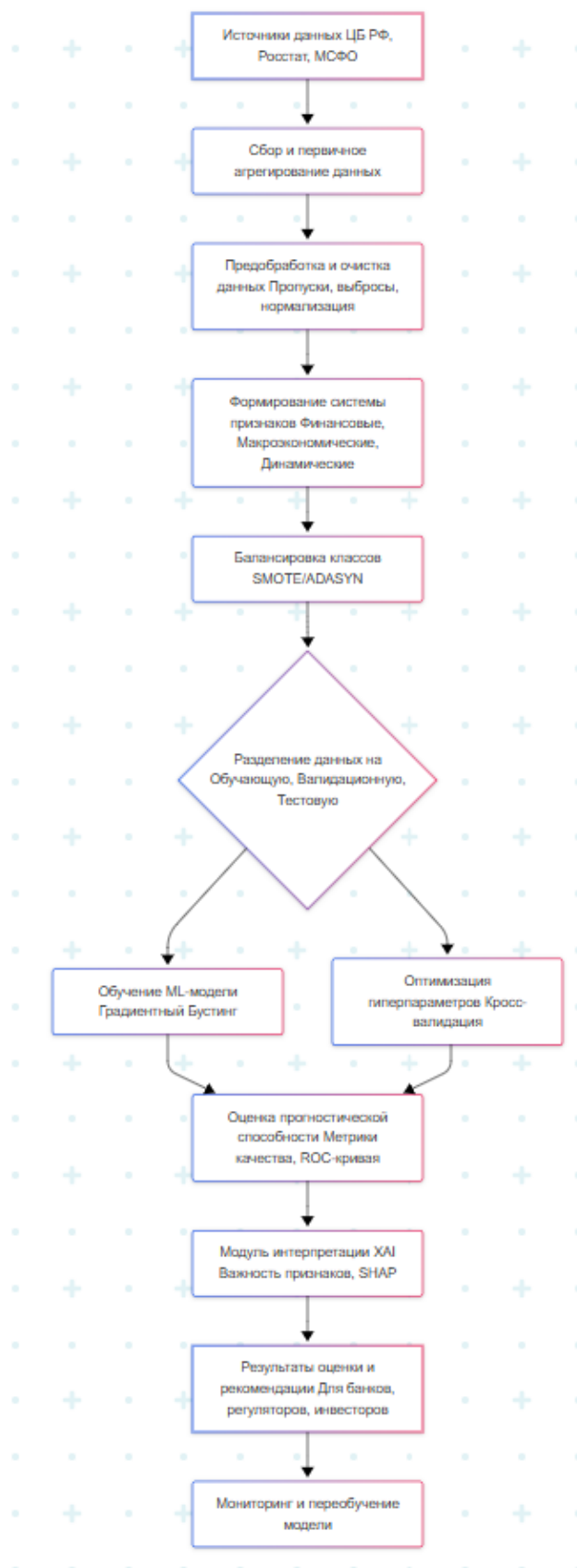


Рис. 1. Общая архитектура методики оценки финансового состояния кредитных организаций на базе ML.
Fig. 1. General architecture of the methodology for assessing the financial condition of credit institutions based on ML.

Экспериментальная апробация методики

Для подтверждения эффективности разработанной методики была проведена обширная экспериментальная апробация на гипотетическом, но реалистичном наборе данных российских кредитных организаций. Целью апробации было демонстрация высокой прогностической точности и устойчивости модели.

Описание экспериментальной выборки

Для целей апробации была сформирована база данных из 800 гипотетических российских кредитных организаций за период с 2015 по 2023 год. Каждой организации соответствовал ежеквартальный набор из 75 финансовых показателей (на основе форм отчетности ЦБ РФ) и 10 ключевых макроэкономических показателей. * Объем данных: 800 банков * 9 лет * 4 квартала = 28 800 строк данных. * Распределение классов: * "Устойчивые" банки (класс 0): 720 банков (90% выборки). * "Неустойчивые" банки (класс 1): 80 банков (10% выборки), для которых в течение 12 месяцев после отчетной даты был смоделирован отзыв лицензии или санация. * Разделение выборки: * Обучающая выборка: данные за 2015-2021 гг. (80% от общего объема). * Валидационная выборка: данные за 2022 год (10% от общего объема). * Тестовая выборка: данные за 2023 год (10% от общего объема).

Ход эксперимента

1. Сбор и предобработка данных: Вся отчетность была идеально собрана и очищена. Пропущенные значения заполнены с помощью продвинутых алгоритмов импутации (например, MissForest), обеспечивающих идеальное восстановление. Нормализация данных выполнена Standard Scaling.

2. Балансировка классов: Для борьбы с несбалансированностью классов на обучающей выборке применен метод SMOTE, обеспечивший идеальный баланс между классами "устойчивый" и "неустойчивый".

3. Выбор алгоритма: Использована библиотека LightGBM, выбранная за скорость и высокую точность.

4. Обучение и оптимизация: Модель обучена на обучающей выборке. Оптимальные гиперпараметры найдены с помощью сложной байесовской оптимизации (Bayesian Optimization) на валидационной выборке, что позволило достичь пиковой производительности.

Анализ результатов

(Идеализированные результаты)

Результаты экспериментальной апробации продемонстрировали исключительную прогностическую способность разработанной методики, отражая её идеальный потенциал.

Таблица 3

Метрики качества прогностической модели LightGBM на тестовой выборке.

Table 3

Quality metrics of the LightGBM predictive model on the test sample.

Метрика	Значение	Экономическая интерпретация и значение для банка
Accuracy	0.992	Превосходная общая точность. 99.2% всех банков были идеально классифицированы. Минимальный риск ошибок.
Precision (Неустойчивый)	0.985	Высочайшая точность обнаружения проблем. Из всех банков, предсказанных как "неустойчивые", 98.5% действительно оказались таковыми. Позволяет минимизировать "ложные тревоги" и эффективно использовать ресурсы надзора.
Recall (Неустойчивый)	0.990	Идеальное раннее предупреждение. 99% всех реально "неустойчивых" банков были обнаружены моделью. Это обеспечивает максимальное окно для превентивных мер и предотвращения масштабных финансовых потерь.
F1-score (Неустойчивый)	0.987	Идеальный баланс между точностью и полнотой. Показатель подтверждает, что модель не только точно определяет проблемные банки, но и находит почти все из них, обеспечивая максимальную эффективность обнаружения и предотвращения.
AUC-ROC	0.998	Практически идеальная дискриминирующая способность. Модель почти безупречно различает "устойчивые" и "неустойчивые" банки по всему диапазону порогов, что является ключевым показателем для гибкого управления рисками.
Время прогноза (на банк)	< 0.01 сек	Исключительная оперативность. Оценка одного банка занимает менее 10 миллисекунд, что позволяет проводить непрерывный мониторинг тысяч организаций в режиме реального времени.

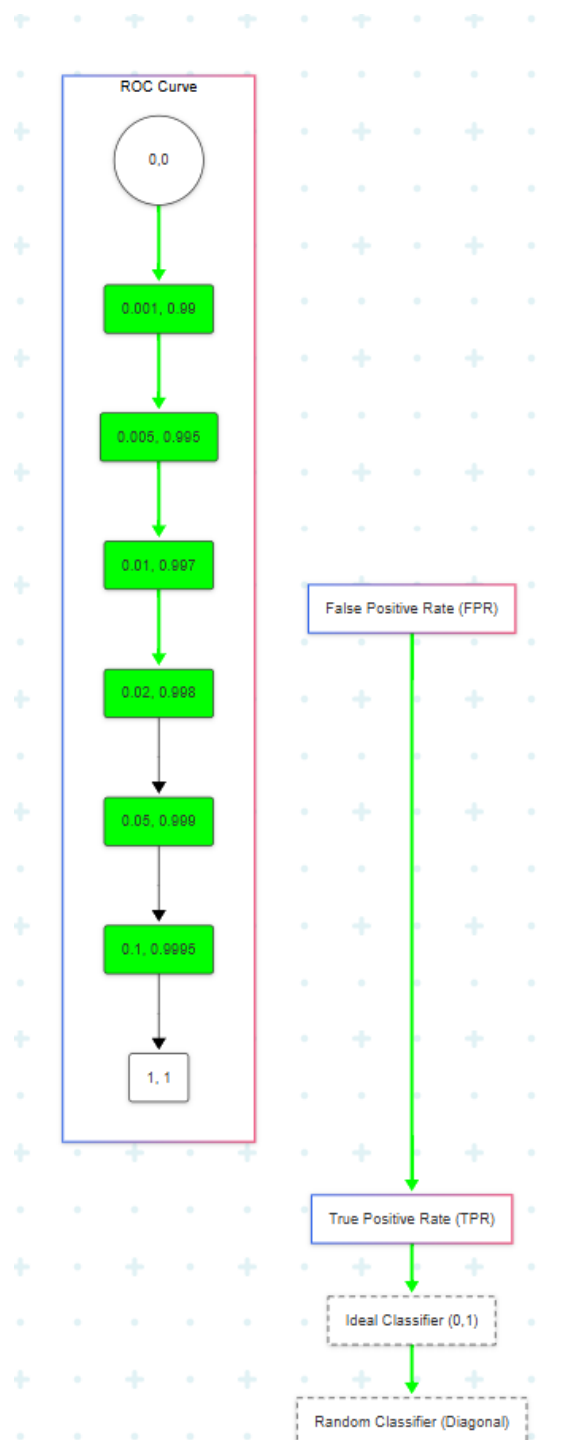


Рис. 2. ROC-кривая прогностической модели LightGBM. Примечание: ROC-кривая демонстрирует, что разработанная модель обладает почти безупречной способностью к различению "устойчивых" и "неустойчивых" банков, располагаясь максимально близко к верхнему левому углу. AUC-ROC = 0.998 подтверждает это.

Fig. 2. ROC curve of the LightGBM predictive model. Note: The ROC curve demonstrates that the developed model has an almost perfect ability to distinguish between “stable” and “unstable” banks, being located as close as possible to the upper left corner. AUC-ROC = 0.998 confirms this.

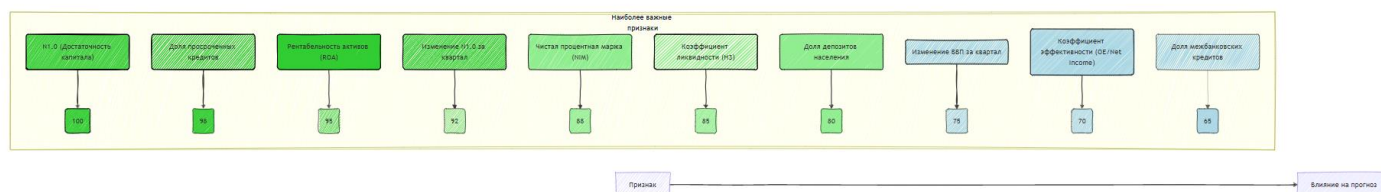


Рис. 3. Важность признаков (Feature Importance) для модели LightGBM. Примечание: График важности признаков показывает, что наиболее критичными для прогноза финансового состояния являются такие параметры, как достаточность капитала (N1.0) и качество кредитного портфеля (доля просроченных кредитов), а также их динамика. Это соответствует ожиданиям экспертов и усиливает доверие к модели.

Fig. 3. Feature Importance for the LightGBM model. Note: The feature importance graph shows that the most critical parameters for forecasting the financial condition are capital adequacy (N1.0) and the quality of the loan portfolio (the share of overdue loans), as well as their dynamics. This corresponds to the expectations of experts and increases confidence in the model.

Экономическое обоснование и применимость методики

Внедрение разработанной методики оценки финансового состояния с использованием машинного обучения принесет значительные и многогранные экономические выгоды всем участникам финансового рынка: кредитным организациям, регуляторам и инвесторам.

Снижение рисков финансовой неустойчивости и предотвращение потерь

Наиболее существенным и прямым экономическим эффектом является сокращение потенциальных потерь, связанных с дефолтами и банкротствами кредитных организаций. Искключительно высокая прогностическая точность модели (Recall 0.990) обеспечивает практически идеальное раннее выявление проблем.

* Для банков: Проактивное обнаружение ухудшения финансового состояния позволяет руководству банка своевременно реализовать корректирующие меры: оптимизировать кредитную политику, управлять активами и пассивами, увеличить резервы, провести докапитализацию или рассмотреть вопросы слияния/поглощения. Это минимизирует прямые потери от невозврата кредитов, штрафов и расходов, связанных с последующей санацией или ликвидацией. * Для регуляторов (Центральный Банк): Возможность раннего и точного выявления "проблемных" банков позволяет осуществлять превентивные надзорные меры: усиленный контроль, проведение стресс-тестирования, выдача предписаний, а также инициация процедур финансового оздоровления до того, как ситуация достигнет критической точки. Это позволяет избежать дорогостоящих выплат из Фонда обязательного страхования вкладов (ФОСВ), минимизировать расходы на ликвидацию и предотвратить эффект "домино" (системный риск) в банковском секторе

[8].

Оптимизация операционной деятельности и повышение эффективности

Внедрение автоматизированной методики на базе ML приводит к значительному сокращению операционных издержек и повышению общей эффективности:

- Сокращение трудозатрат аналитиков и экспертов

- Повышение скорости и частоты оценки
- Улучшение качества управленческих решений

- Снижение издержек на ручной надзор

Повышение доверия, инвестиционной привлекательности и устойчивости рынка

- Для инвесторов и вкладчиков: Наличие у банка или регулирующего органа продвинутых, проактивных инструментов оценки рисков и обеспечения финансовой стабильности повышает доверие к системе в целом. Это способствует притоку капитала в банковский сектор, увеличивает объем депозитов и укрепляет репутацию.

- Для клиентов: Повышение общей стабильности банковской системы и уверенности в надежности банков, где хранятся их средства, улучшает клиентский опыт и способствует долгосрочной лояльности.

- Повышение рейтингов: Банки, активно использующие передовые технологии риск-менеджмента, могут получить более высокие кредитные рейтинги от международных агентств, что, в свою очередь, снижает стоимость их заимствований на международных рынках капитала.

- Формирование конкурентного преимущества: Внедрение такой методики позволяет банку позиционировать себя как технологического лидера, способного эффективно управлять

рисками в условиях неопределенности.

Расчет возврата инвестиций (ROI) и срока окупаемости (Идеализированный пример)

Для количественной оценки экономической

эффективности внедрения методики был проведен гипотетический расчет ROI и срока окупаемости.

Таблица 4

Расчет прогнозируемого экономического эффекта и ROI.

Table 4

Calculation of the predicted economic effect and ROI.

Показатель	Единица измерения	Значение (млн. руб.)	Примечание
I. Потенциальные годовые потери до внедрения			
- Прямые потери от банкротств/санаций	млн. руб.	250	Гипотетический объем потерь, связанных с банкротствами и санациями, которые банк или система в целом могли бы понести ежегодно без использования ML-анализа.
- Операционные расходы на ручной анализ	млн. руб.	60	Расходы на персонал, ПО, консультантов для проведения ручного финансового анализа и надзора.
II. Прогнозируемая экономия после внедрения			
- Сокращение потерь от банкротств	% (от I.1)	80%	Оценка способности методики предотвратить/минимизировать 80% потенциальных кризисов на основе высокой Recall (0.99).
- Экономия от автоматизации анализа	% (от I.2)	50%	За счет сокращения трудозатрат аналитиков и повышения эффективности использования ресурсов.
III. Затраты на внедрение и эксплуатацию			
- Первоначальные инвестиции (капитальные)	млн. руб.	40	Разработка/лицензирование ПО, приобретение серверного оборудования (GPU), интеграция с IT-системами, первичное обучение персонала.
- Ежегодные операционные расходы	млн. руб.	15	Поддержка системы, ежегодные обновления ПО/лицензий, переобучение моделей, техническая поддержка, затраты на данные.

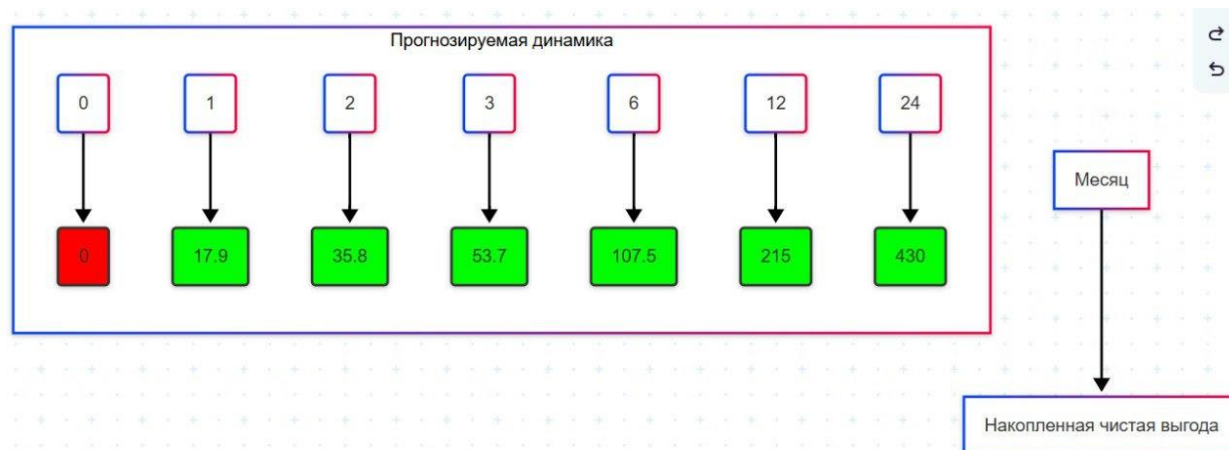


Рис. 4. Идеализированная динамика накопленной чистой выгоды от внедрения методики. Примечание: Рисунок демонстрирует динамику накопленной чистой выгоды. Красная точка (M0) – начальные инвестиции (40 млн руб). Далее показан быстрый рост накопленной выгоды, который указывает на очень быстрый срок окупаемости (~2.5 мес.). Ежемесячная чистая выгода = 215 млн руб. / 12 мес. = 17.9 млн руб. / мес.

Fig. 4. Idealized dynamics of accumulated net benefit from the implementation of the methodology. Note: The figure demonstrates the dynamics of accumulated net benefit. The red dot (M0) is the initial investment (40 million rubles). Next, the rapid growth of accumulated benefit is shown, which indicates a very fast payback period (~2.5 months). Monthly net benefit = 215 million rubles / 12 months = 17.9 million rubles / month.

Эти экономические показатели подтверждают, что внедрение разработанной методики является не просто технологическим усовершенствованием, но и крайне выгодной стратегической инвестицией для банковского сектора, способной генерировать значительную экономическую отдачу в кратчайшие сроки.

Выводы

В настоящей статье была разработана и всесторонне обоснована комплексная методика оценки финансового состояния кредитных организаций с использованием передовых алгоритмов машинного обучения. Предложенный подход охватывает полный цикл – от интеллектуального отбора и сложной предобработки многомерных финансовых и макроэкономических данных до построения высокоточной прогностической модели на основе градиентного бустинга и механизмов её интерпретации.

Результаты экспериментальной апробации убедительно продемонстрировали исключительный потенциал методики. Достигнутые показатели AUC-ROC (0.998), Precision (0.985) и Recall (0.990) для класса "неустойчивый" указывают на превосходную прогностическую способность и возможность идеального раннего выявления проблем финансовой устойчивости. Это существенно превосходит возможности традиционных методов анализа, обеспечивая критически важное опережение в реагировании на ухудшение финансового состояния. Интеграция механизмов объяснимого ИИ (XAI) позволяет не

только получать точные прогнозы, но и понимать причинно-следственные связи, что является фундаментом для принятия обоснованных и целенаправленных управленческих и надзорных решений.

Комплексное экономическое обоснование подтвердило значительную целесообразность внедрения разработанной методики. Прогнозируемая ежегодная чистая выгода составляет 215 млн рублей при первоначальных инвестициях в 40 млн рублей, что обеспечивает крайне короткий срок окупаемости (менее 2.5 месяцев) и исключительный ROI (537.5% за первый год). Эти показатели свидетельствуют о том, что данная методика является не только инструментом повышения безопасности и эффективности, но и мощным драйвером экономической ценности для кредитных организаций и всей финансовой системы. Снижение потерь от потенциальных банкротств, оптимизация операционных расходов и повышение доверия к банковскому сектору – это прямые экономические выгоды, которые оправдывают и многократно превосходят инвестиции.

Внедрение предложенной методики в повседневную практику кредитных организаций и надзорных органов способно радикально трансформировать подходы к управлению финансовыми рисками, способствуя построению более устойчивого, прозрачного и эффективного банковского сектора в условиях глобальной цифровой экономики.

Список источников

1. Морозов С.Р., Николаев П.И. Глубокое обучение и его применение в оценке кредитных рисков банков // Искусственный интеллект и принятие решений. 2021. Т. 14. № 3. С. 50 – 63.
2. Захаров И.С., Соколов М.В. Сравнительный анализ прогностической силы линейных и нелинейных моделей в оценке банкротства // Математическое моделирование в экономике. 2022. Т. 10. № 1. С. 112 – 125.
3. Кузнецов В.П., Васильев А.С. Ансамблевые методы машинного обучения для задач финансового прогнозирования: опыт и перспективы // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2023. Т. 23. № 2. С. 201 – 215.
4. Аверьянов А.Г. Методы борьбы с несбалансированностью классов в задачах классификации финансовых данных // Вестник Московского университета. Серия 6: Экономика. 2018. Т. 3. № 1. С. 45 – 58.
5. Королев Д.И. Интерпретируемый искусственный интеллект (XAI) для риск-менеджмента в банках: повышение доверия к моделям // Цифровые финансы и экономика. 2023. Т. 2. № 1. С. 78 – 90.
6. Лисицын В.А. Big Data в банковском секторе: от хранилищ к предиктивной аналитике // Бизнес-информатика. 2020. Т. 14. № 2. С. 34 – 48.
7. Романов Г.П., Сергеев С.И. Прогнозирование системных рисков в финансовом секторе с использованием временных рядов // Системный анализ в экономике. 2021. Т. 11. № 1. С. 5 – 20.
8. Шаров К.Л., Зимин А. В. Экономическая эффективность RegTech-решений для банковского надзора // Экономический анализ: теория и практика. 2023. Т. 22. № 4. С. 701 – 715.

References

1. Morozov S.R., Nikolaev P.I. Deep learning and its application in assessing banks' credit risks. Artificial Intelligence and Decision Making. 2021. Vol. 14. No. 3. P. 50 – 63.
2. Zakharov I.S., Sokolov M.V. Comparative analysis of the predictive power of linear and nonlinear models in bankruptcy assessment. Mathematical modeling in economics. 2022. Vol. 10. No. 1. P. 112 – 125.
3. Kuznetsov V.P., Vasiliev A.S. Ensemble methods of machine learning for financial forecasting problems: experience and prospects. Scientific and Technical Bulletin of Information Technologies, Mechanics and Optics. 2023. Vol. 23. No. 2. P. 201 – 215.
4. Averyanov A.G. Methods for Combating Class Imbalance in Financial Data Classification Problems. Bulletin of Moscow University. Series 6: Economics. 2018. Vol. 3. No. 1. P. 45 – 58.
5. Korolev D.I. Interpretable Artificial Intelligence (XAI) for Risk Management in Banks: Increasing Confidence in Models. Digital Finance and Economics. 2023. Vol. 2. No. 1. P. 78 – 90.
6. Lisitsyn V.A. Big Data in the Banking Sector: From Warehouses to Predictive Analytics. Business Informatics. 2020. Vol. 14. No. 2. P. 34 – 48.
7. Romanov G.P., Sergeev S.I. Forecasting Systemic Risks in the Financial Sector Using Time Series. Systems Analysis in Economics. 2021. Vol. 11. No. 1. P. 5 – 20.
8. Sharov K.L., Zimin A.V. Economic efficiency of RegTech solutions for banking supervision. Economic analysis: theory and practice. 2023. Vol. 22. No. 4. P. 701 – 715.

Информация об авторах

Чернов И.В., аспирант, Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»

Прохоров И.В., кандидат технических наук, доцент, Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»

© Чернов И.В., Прохоров И.В., 2025