

Международный научно-исследовательский журнал

«Прогрессивная экономика»

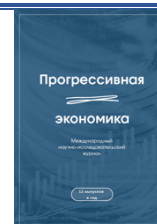
№ 6 / 2026 https://progressive-economy.ru/vypusk_1/sravnitel'naya-ocenka-ekonometricheskih-i-mashinno-obuchaemyh-modelej-prognozirovaniya-riska-marzhin-kolla-na-spotovom-rynke/

Научная статья / Original article

Шифр научной специальности ВАК: 5.2.4

УДК 336.76

DOI: 10.54861/27131211_2026_6_566



СРАВНИТЕЛЬНАЯ ОЦЕНКА ЭКОНОМЕТРИЧЕСКИХ И МАШИННО-ОБУЧАЕМЫХ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РИСКА МАРЖИН-КОЛЛА НА СПОТОВОМ РЫНКЕ

Братчиков М.М., магистр, Всероссийская академия внешней торговли
Минэкономразвития России, г. Москва, Россия
119285, Москва, ул. Пудовкина, д. 4А
ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-4552-0746>
e-mail: work.mb@inbox.ru

Аннотация. Рост числа розничных инвесторов и расширение маржинального кредитования на российском спотовом рынке усилили значимость индивидуальной оценки кредитоспособности участников торгов, поскольку действующий нормативно-пороговый контроль обеспечения носит преимущественно реактивный характер и слабо учитывает структуру портфеля и поведение клиента. Целью статьи является сравнительная оценка прогнозной способности эконометрических и машинно-обучаемых моделей применительно к задаче раннего выявления маржин-колла. Научная новизна заключается в построении панельной аналитической витрины «клиент – дата», включающей портфельные, маржинальные, поведенческие, рыночные и институционально-стрессовые признаки российского рынка 2022–2025 гг., а также в эмпирической демонстрации проблемы переносимости моделей между периодами. В качестве методов использованы нормативно-пороговое правило, логистическая регрессия, случайный лес и градиентный бустинг; качество оценивалось по метрикам ROC-AUC, PR-AUC, precision, recall и F1-score при хронологическом разделении выборки. Результаты показали, что ансамблевые модели достигают высокого качества на обучающем периоде (ROC-AUC до 0,99), однако резко теряют прогнозную силу на тестовом периоде 2025 г., тогда как логистическая регрессия сохраняет умеренную, но более устойчивую ранжирующую способность. Практическая значимость состоит в обосновании комбинированного подхода «нормативный контроль плюс интерпретируемый скоринг» для брокерского риск-менеджмента. Перспективы дальнейших исследований связаны с регулярной перекалибровкой порогов, сегментной настройкой моделей и интеграцией прогнозной оценки в надзорную аналитику.

Ключевые слова: маржинальное кредитование, кредитоспособность инвестора, маржин-колл, прогнозирование, машинное обучение, логистическая регрессия, брокерский риск-менеджмент.

Конфликт интересов. Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.



Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

Для цитирования: Братчиков М.М. Сравнительная оценка эконометрических и машинно-обучаемых моделей прогнозирования риска маржин-колла на спотовом рынке // Прогрессивная экономика. 2026. № 6. С. 566–579.
https://doi.org/10.54861/27131211_2026_6_566.

Статья поступила в редакцию: 13.05.2026 г. Одобрена после рецензирования: 23.06.2026 г. Принята к публикации: 27.06.2026 г.

COMPARATIVE EVALUATION OF ECONOMETRIC AND MACHINE-LEARNING MODELS FOR FORECASTING MARGIN-CALL RISK IN THE SPOT MARKET

Bratchikov M.M., Master's student, Russian Foreign Trade Academy of the Ministry of Economic Development of the Russian Federation, Moscow, Russia

119285, Moscow, st. Pudovkina, 4A

ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-4552-0746>

e-mail: work.mb@inbox.ru

Abstract. The growth of retail investing and the expansion of margin lending in the Russian spot market have increased the importance of an individual assessment of traders' creditworthiness, since the current threshold-based collateral control is largely reactive and poorly accounts for portfolio structure and client behaviour. The aim of the article is a comparative evaluation of the predictive ability of econometric and machine-learning models for the early detection of a margin call. The scientific novelty lies in constructing a panel «client–date» analytical dataset that combines portfolio, margin, behavioural, market and institutional-stress features of the Russian market in 2022–2025, and in the empirical demonstration of the cross-period transferability problem. The methods include a threshold rule, logistic regression, random forest and gradient boosting; quality was assessed by ROC-AUC, PR-AUC, precision, recall and F1-score under a chronological train-test split. The results show that ensemble models achieve high quality on the training period (ROC-AUC up to 0.99) but lose predictive power sharply on the 2025 test period, whereas logistic regression retains a moderate yet more stable ranking ability. The practical significance is the justification of a combined «regulatory control plus interpretable scoring» approach for broker risk management. Further research is associated with regular threshold recalibration, segment-specific tuning and integration of predictive scoring into supervisory analytics.

Keywords: margin lending, investor creditworthiness, margin call, forecasting, machine learning, logistic regression, broker risk management.

JEL classification: G17, G24, G32, C53.

Conflict of interest. The author declares that there is no conflict of interest.

For citation: Bratchikov M.M. (2026). *Sravnitel'naya otsenka ehkonometricheskikh i mashinno-obuchaemykh modelei prognozirovaniya riska marzhin-kolla na spotovom rynke* [Comparative evaluation of econometric and machine-learning models for forecasting margin-call risk in the spot market]. *Progressivnaya ekonomika* [Progressive Economy], 6, 566–579. https://doi.org/10.54861/27131211_2026_6_566. (In Russ., abstract in Eng.)

The article was submitted to the editorial office: 13/05/2026. Approved after review: 23/06/2026. Accepted for publication: 27/06/2026.

Введение

Развитие розничного сегмента российского фондового рынка за последние годы качественно изменило масштаб задач управления рисками. По данным Московской биржи, к концу 2025 г. число физических лиц, имеющих брокерские счета, достигло 40,1 млн человек, увеличившись за год на 5 млн, а количество открытых счетов превысило 76 млн [1]. Значительная часть этих участников использует маржинальное кредитование, позволяющее открывать позиции, превышающие объём собственных средств. Массовое распространение заёмного финансирования среди инвесторов с разным уровнем подготовки повышает чувствительность рынка к ценовым шокам и обостряет проблему индивидуальной оценки кредитоспособности клиентов.

Маржинальное кредитование обладает двойственной природой. Во-первых, заёмные средства увеличивают потенциальную доходность операций и ликвидность рынка. Во-вторых, кредитное плечо пропорционально усиливает не только прибыль, но и убытки, а единственным источником погашения обязательств выступают сами активы клиента, стоимость которых способна резко снизиться в момент рыночного стресса. В отличие от банковского заёмщика, отвечающего будущими доходами, инвестор отвечает обеспечительным пулом, переоцениваемым в режиме реального времени. Это формирует асимметрию риска, которую брокер вынужден контролировать в условиях ограниченности инструментов воздействия на клиента.

На спотовом рынке эта асимметрия проявляется особенно остро в силу его специфики. Сделки исполняются с расчётами «здесь и сейчас», а обеспечением выступают сами торгуемые активы, поэтому при резком падении котировок стоимость обеспечения и величина обязательств меняются одновременно и однонаправленно. В результате реализуются несколько типичных каналов риска. Во-первых, в периоды повышенной волатильности (характерный пример – рыночный стресс 2022 г.) массовое срабатывание маржинальных требований ведёт к принудительным закрытиям позиций, которые дополнительно усиливают ценовое давление и формируют каскадный эффект. Во-вторых, концентрация портфеля в отдельных бумагах и низкая ликвидность части инструментов приводят к тому, что закрытие позиции происходит по ценам существенно хуже расчётных, увеличивая необеспеченные потери. В-третьих, ценовые разрывы при открытии торгов способны мгновенно перевести клиента из зоны достаточного обеспечения в зону маржин-колла, не оставляя времени на реакцию. В совокупности эти

проявления придают риску маржинального кредитования не только индивидуальное, но и системное измерение, что и обуславливает потребность в ранней, проактивной оценке вероятности маржин-колла.

Правовую рамку маржинальных сделок в России задаёт Федеральный закон от 22 апреля 1996 г. № 39-ФЗ «О рынке ценных бумаг» [2], а количественные требования к достаточности обеспечения – Указание Банка России от 12 февраля 2024 г. № 6681-У [3]. Последнее фиксирует нормативы покрытия риска и пороговое условие, при наступлении которого инициируется процедура маржин-колла. Именно этот формализованный триггер удобно использовать в качестве целевого события при построении прогнозной модели: задача оценки кредитоспособности инвестора сводится к прогнозированию вероятности нарушения маржинальных требований в ближайшем горизонте.

Действующий риск-контроль носит преимущественно нормативно-пороговый и реактивный характер: меры применяются в момент достижения критических значений обеспечения и слабо учитывают структуру портфеля, концентрацию, ликвидность активов и поведение клиента. Это обуславливает потребность в переходе к проактивной, прогнозной оценке риска. Целью статьи является сравнительная оценка прогнозной способности эконометрических и машинно-обучаемых моделей применительно к задаче раннего выявления маржин-колла на спотовом рынке на основе панельных данных российского рынка 2022–2025 гг.

Обзор литературы

Теоретическую основу количественной оценки риска портфеля заложили работы по портфельной теории. Г. Марковиц показал, что риск портфеля не сводится к сумме рисков отдельных бумаг, поскольку определяющую роль играет ковариация их доходностей [4]. У. Шарп развил эту логику, связав риск актива с его рыночной компонентой и требуемой доходностью [5]. Применительно к маржинальному кредитованию данные положения означают, что два клиента с равной стоимостью портфеля и одинаковым плечом могут обладать различной устойчивостью в зависимости от диверсификации и концентрации позиций.

Переход от концептуальных моделей к операционной практике управления рыночным риском связан с методологией Value at Risk, формализованной Ф. Жорионом, которая переориентирует анализ с вопроса о текущем уровне обеспечения на вопрос о вероятности его недостаточности при заданном сценарии [6]. Дж. Халл распространил аппарат количественного риск-менеджмента на нелинейные позиции и производные инструменты [7]. Эти подходы обосновывают необходимость оценивать не номинальную стоимость обеспечения, а его потенциальную потерю в стрессовых условиях.

Идея прогнозирования неблагоприятного финансового события по совокупности наблюдаемых признаков восходит к работе Э. Альтмана о предсказании банкротства на основе финансовых коэффициентов [8].

Несмотря на корпоративный контекст исходной модели, сам принцип применим к маржинальному кредитованию, где роль предикторов выполняют не бухгалтерские показатели, а портфельные и поведенческие характеристики клиента: уровень плеча, концентрация, ликвидность активов, частота сделок и история приближения к критическим уровням обеспечения.

Современные исследования маржинальной торговли рассматривают требования к обеспечению не только как технический элемент, но и как фактор рыночной динамики. З. Чен, З. Хэ и У. Вэй показывают, что маржинальные правила влияют на ликвидность, ценообразование и устойчивость рынка, ограничивая чрезмерный риск, но одновременно воздействуя на возможности участников удерживать позиции [9]. Дж. Ан приходит к выводу, что маржинальные ограничения отражаются на ценах активов, определяя издержки удержания позиции [10]. Из этого следует, что вероятность маржин-колла формируется во взаимодействии индивидуальных характеристик клиента и внешней рыночной среды.

В отечественной литературе вопросы маржинальной торговли рассматриваются преимущественно в институциональном ключе. В. А. Курдюкова и Д. Е. Морковкин обосновывают значимость адаптации зарубежного опыта регулирования маржинальной торговли к российским условиям [11]. Д. Е. Морковкин и А. А. Шихов отмечают, что управление маржинальным риском не может сводиться к формальному соблюдению нормативов и должно учитывать особенности рынка и поведение участников [12]. Вместе с тем эмпирические работы, в которых на реальных или приближённых к реальным данным сопоставлялась бы прогнозная способность различных классов моделей для российского рынка, остаются немногочисленными.

Зарубежные регуляторные модели задают сопоставимый контекст. В США начальные и поддерживающие маржинальные требования закреплены в Regulation T и правиле FINRA Rule 4210 [13; 14], в Европейском союзе действуют ограничения кредитного плеча и правило закрытия позиций при достижении установленного уровня маржи [15], а на международном уровне Базельский комитет и IOSCO формируют принципы маржирования нецентрализованно клируемых инструментов [16]. При различиях в деталях все модели движутся в сторону динамической, риск-ориентированной оценки обеспечения.

Методический инструментарий прогнозирования всё чаще включает алгоритмы машинного обучения. Случайный лес, предложенный Л. Брейманом, и градиентный бустинг в формулировке Дж. Фридмана позволяют учитывать нелинейные зависимости и взаимодействия признаков, недоступные классическим моделям [17; 18]. Однако их применение сопряжено с риском переобучения и снижением интерпретируемости. Проведённый обзор показывает, что теоретические основы оценки портфельного риска и зарубежные эмпирические исследования маржинальной

торговли разработаны достаточно полно, тогда как сравнительная апробация эконометрических и машинно-обучаемых моделей прогнозирования маржин-колла на данных российского рынка с учётом институционально-стрессовых факторов 2022–2025 гг. остаётся слабо изученной. Восполнение этого пробела составляет вклад настоящего исследования.

Материалы и методы

Эмпирической основой исследования выступает панельная аналитическая витрина, единицей наблюдения в которой является пара «клиент – дата наблюдения». Такой формат отражает динамическую природу кредитоспособности: риск одного и того же клиента меняется во времени в зависимости от стоимости активов, уровня плеча и рыночной конъюнктуры. Целевой переменной служит бинарный показатель наступления маржин-колла в течение пяти торговых дней после даты наблюдения, что соответствует пятидневному окну, закреплённому в Указании № 6681-У [3], и задаёт логику раннего предупреждения, а не фиксации уже произошедшего нарушения.

Система объясняющих признаков объединяет семь групп показателей (таблица 1): характеристики клиента и счёта, размер и структуру портфеля, параметры маржинального кредитования, торговое поведение, историю маржинальных событий, рыночную среду, а также институциональные и стрессовые условия российского рынка. Институционально-стрессовый блок включает индекс санкционного стресса, признаки закрытия и частичного возобновления торгов акциями, запрета коротких продаж и ограничения отдельных валютных операций, а также интегральный индекс биржевых ограничений; эти переменные формировались по календарному принципу для периода 2022–2025 гг.

Таблица 1

Система групп показателей аналитической витрины

Table 1

The system of indicator groups of the analytical dataset

Группа показателей	Основные переменные	Назначение в модели
Характеристики клиента и счёта	тип клиента, срок существования счёта, признак маржинального режима	панельная структура данных, доступ к плечу
Размер и структура портфеля	стоимость портфеля, денежные средства, концентрация позиций, доли акций, облигаций, иностранных и низколиквидных активов	масштаб, диверсификация и качество обеспечения
Параметры маржинального кредитования	задолженность, кредитное плечо, свободная маржа, нормативы покрытия риска, расстояние до маржин-колла	близость клиента к маржинальному порогу
Торговое поведение	число сделок и оборот за 30 дней	интенсивность и характер торговой активности

История маржинального риска	число маржин-коллов за 90 дней	повторяемость рискованного поведения
Рыночная среда	доходность и уровень рыночного индекса, волатильность, ключевая ставка	влияние внешней конъюнктуры
Институциональные и стрессовые условия	индекс санкционного стресса, ограничения торгов, запрет коротких продаж, индекс биржевых ограничений	специфика российского рынка 2022–2025 гг.

Источник: составлено автором
Source: compiled by the author

Для эмпирической оценки выборка разделялась по хронологическому принципу: наблюдения 2022–2024 гг. использовались для обучения, наблюдения 2025 г. – для проверки. Такой способ снижает риск утечки информации из будущего и воспроизводит реальные условия применения модели, когда прогноз строится на накопленных данных и проверяется на последующем периоде. Сравнивались четыре подхода, различающиеся уровнем сложности и интерпретируемости: нормативно-пороговое правило (базовый ориентир на основе расстояния до маржин-колла), логистическая регрессия как интерпретируемая вероятностная модель, а также случайный лес и градиентный бустинг как ансамблевые алгоритмы машинного обучения [17; 18]. Категориальный признак типа клиента кодировался бинарными переменными, числовые признаки стандартизировались, дисбаланс классов учитывался взвешиванием классов.

Спецификация моделей

Для обеспечения воспроизводимости результатов ниже приведена формальная спецификация целевой переменной и используемых моделей. Целевая переменная задаётся как бинарный индикатор наступления маржин-колла в пятидневном окне:

$$y_{it} = 1, \text{ если маржин-колл наступает в интервале } (t; t + 5]; \text{ иначе } y_{it} = 0. \quad (1)$$

Логистическая регрессия описывает вероятность наступления события как логистическое преобразование линейной комбинации признаков:

$$P(y_{it} = 1 | x_{it}) = 1 / (1 + \exp(-z_{it})), \quad (2)$$

$$z_{it} = \beta_0 + \beta_1 x_{1it} + \beta_2 x_{2it} + \dots + \beta_k x_{kit}, \quad (3)$$

где x_{kit} – стандартизированные значения признаков клиента i на дату t ; β_k – оцениваемые коэффициенты; объект относится к рисковому классу при $P \geq \tau$, где τ – порог классификации. Нормативно-пороговое правило использует единственный признак – расстояние до маржин-колла d_{it} :

$$\hat{y}_{it} = 1, \text{ если } d_{it} \leq \tau_{-}d; \text{ иначе } \hat{y}_{it} = 0. \quad (4)$$

Случайный лес агрегирует прогнозы В решающих деревьев $T_{-}b$, усредняя их оценки вероятности:

$$f(x_{it}) = (1 / B) \cdot \sum T_{-}b(x_{it}), \quad b = 1, \dots, B. \quad (5)$$

Градиентный бустинг строит аддитивную модель из М базовых функций $h_{-}m$ с весами $\gamma_{-}m$, после чего значение преобразуется в вероятность логистической функцией $\sigma(\cdot)$:

$$F_{-}M(x_{it}) = \sum \gamma_{-}m h_{-}m(x_{it}), \quad m = 1, \dots, M. \quad (6)$$

Качество классификации оценивалось по показателям, рассчитываемым из числа верно и ошибочно классифицированных наблюдений (TP, FP, FN):

$$precision = TP / (TP + FP); \quad recall = TP / (TP + FN); \quad F1 = 2 \cdot precision \cdot recall / (precision + recall). \quad (7)$$

Дополнительно использовались площадь под ROC-кривой (ROC-AUC) как мера ранжирующей способности и площадь под кривой «точность – полнота» (PR-AUC), устойчивая к дисбалансу классов.

Поскольку маржин-колл относится к редким событиям, оценка качества не ограничивалась долей верных ответов. Использовались ROC-AUC как мера ранжирующей способности, precision и recall по положительному классу, F1-score как их баланс, а также PR-AUC, наиболее информативная при сильном дисбалансе классов [6; 8]. Пороги классификации подбирались на обучающей выборке по критерию максимизации F1-score.

Результаты и обсуждение

Нормативно-пороговая модель, использующая единственный признак – расстояние до маржин-колла, – при оптимальном пороге 0,23 показала умеренную ранжирующую способность (ROC-AUC 0,80 на обучающей и 0,77 на тестовой выборке), однако крайне низкое практическое качество классификации: на тесте 2025 г. recall составил лишь 0,029, то есть модель выявила незначительную долю фактических маржин-коллов. Это подтверждает, что маржинальные нормативы несут значимую информацию о риске, но прямое пороговое правило недостаточно для раннего предупреждения.

Логистическая регрессия, опирающаяся на полный набор признаков, превзошла пороговую модель на обучающем периоде (ROC-AUC 0,89) и сохранила умеренную ранжирующую способность на тесте (ROC-AUC 0,74), хотя качество бинарной классификации при выбранном пороге осталось

ограниченным (recall 0,012). Преимуществом модели является интерпретируемость: вероятность маржин-колла возрастает при повышении волатильности портфеля, усилении санкционного стресса, наличии иностранных активов, концентрации крупнейшей позиции и высокой торговой активности, тогда как увеличение расстояния до маржин-колла её снижает. Эти зависимости согласуются с экономической логикой и подтверждают содержательную обоснованность набора признаков.

Ансамблевые модели продемонстрировали наиболее выраженный контраст между периодами. Случайный лес достиг почти идеального качества на обучающей выборке (ROC-AUC 0,997; F1 0,75), но на тесте 2025 г. при выбранном пороге не отнёс к рискованному классу ни одного наблюдения, пропустив все фактические маржин-коллы. Градиентный бустинг также показал высокое обучающее качество (ROC-AUC 0,94), однако на тесте его ранжирующая способность снизилась практически до случайной (ROC-AUC 0,57; PR-AUC 0,005). Подобное падение указывает на переобучение на особенностях периода 2022–2024 гг. и на низкую переносимость как самих закономерностей, так и подобранных порогов на новый рыночный режим.

Таблица 2

Сравнительные результаты моделей прогнозирования маржин-колла

Table 2

Comparative results of margin-call forecasting models

Модель	ROC-AUC (обуч.)	ROC-AUC (тест)	PR-AUC (тест)	Recall (тест)	F1 (тест)
Нормативно-пороговая	0,80	0,77	0,014	0,029	0,026
Логистическая регрессия	0,89	0,74	0,012	0,012	0,016
Случайный лес	0,997	0,70	0,010	0,000	0,000
Градиентный бустинг	0,94	0,57	0,005	0,004	0,004

Источник: составлено автором

Source: compiled by the author

Сопоставление моделей (таблица 2) выявляет важную методологическую закономерность: усложнение алгоритма повышает качество на обучающем периоде, но не гарантирует устойчивости на тестовом. Высокие значения ассигасы у всех моделей (выше 0,98) обусловлены сильным дисбалансом классов и не отражают практической полезности: доля наблюдений с маржин-коллом в тестовой выборке составляла менее 0,5 %. Наиболее устойчивой по совокупности метрик оказалась логистическая регрессия – не за счёт максимальной точности, а благодаря сохранению ранжирующей способности и интерпретируемости.

Для обоснования качества моделей и наглядного сопоставления их поведения на тестовой выборке 2025 г. ниже приведены распечатки результатов классификации, включающие матрицу ошибок, отчёт о

классификации по рисковому классу и значения площадей под кривыми (рис. 1–3).

```
Confusion matrix (test):
      pred=0  pred=1
actual=0 1088812  2305
actual=1   5022    61

classification_report (class = 1):
precision recall f1-score support
0.026    0.012    0.016    5083
```

ROC-AUC = 0.738 PR-AUC = 0.012

Рис. 1. Распечатка результатов: логистическая регрессия (тест 2025 г.)

Источник: составлено автором

Fig. 1. Printout of the results: logistic regression (test 2025)

Source: compiled by the author

```
Confusion matrix (test):
      pred=0  pred=1
actual=0 1091117    0
actual=1   5083    0

classification_report (class = 1):
precision recall f1-score support
0.000    0.000    0.000    5083
```

ROC-AUC = 0.695 PR-AUC = 0.010

Рис. 2. Распечатка результатов: случайный лес (тест 2025 г.)

Источник: составлено автором

Fig. 2. Printout of the results: random forest (test 2025)

Source: compiled by the author

```
Confusion matrix (test):
      pred=0  pred=1
actual=0 1086565  4552
actual=1   5065    18

classification_report (class = 1):
precision recall f1-score support
0.004    0.004    0.004    5083
```

ROC-AUC = 0.566 PR-AUC = 0.005

Рис. 3. Распечатка результатов: градиентный бустинг (тест 2025 г.)

Источник: составлено автором

Fig. 3. Printout of the results: gradient boosting (test 2025)

Source: compiled by the author

Распечатки подтверждают выводы, полученные по агрегированным метрикам: логистическая регрессия выявляет хотя и небольшое, но ненулевое число фактических маржин-коллов, тогда как случайный лес при выбранном

пороге не относит к рисковому классу ни одного наблюдения, а градиентный бустинг демонстрирует близкое к случайному ранжирование. Это наглядно обосновывает предпочтительность устойчивой и интерпретируемой модели для практического риск-менеджмента.

Таблица 3

Наиболее значимые факторы риска по моделям

Table 3

The most significant risk factors by model

Модель	Наиболее значимые признаки
Нормативно-пороговая	расстояние до маржин-колла
Логистическая регрессия	волатильность портфеля, индекс санкционного стресса, доля иностранных активов, концентрация крупнейшей позиции, торговая активность; отрицательно – расстояние до маржин-колла
Случайный лес	уровень рыночного индекса, кредитное плечо, расстояние до маржин-колла, ключевая ставка, рыночная волатильность, индекс санкционного стресса, маржинальная задолженность
Градиентный бустинг	расстояние до маржин-колла, маржинальный режим, волатильность портфеля, маржинальная задолженность, доля иностранных активов, доходность портфеля, торговая активность

Источник: составлено автором

Source: compiled by the author

Анализ значимости признаков (таблица 3) демонстрирует согласованность моделей в отборе экономически осмысленных факторов: во всех случаях ключевую роль играют расстояние до маржин-колла, уровень плеча и размер маржинальной задолженности, волатильность портфеля, доля иностранных активов и рыночные индикаторы, включая институционально-стрессовые переменные. Это подтверждает, что риск маржин-колла формируется одновременно индивидуальными и средовыми факторами, а различие моделей проявляется не в наборе предикторов, а в способности устойчиво обобщать выявленные зависимости.

Полученные результаты имеют как методологическое, так и прикладное значение. С методологической точки зрения они показывают, что при прогнозировании редких событий в меняющейся рыночной среде определяющим критерием выбора модели становится не сложность, а переносимость и устойчивость. С прикладной точки зрения наиболее обоснованным для брокерского риск-менеджмента представляется комбинированный подход, при котором нормативно-пороговый контроль сохраняется как обязательный слой, а интерпретируемая логистическая регрессия используется как скоринговый инструмент ранжирования клиентов по вероятности маржин-колла. Такой подход требует регулярной перекалибровки порогов, поскольку результаты подтвердили слабую переносимость фиксированных порогов между периодами.

Заключение

Проведённое исследование подтвердило, что задача оценки кредитоспособности инвестора на спотовом рынке может быть формализована как прогнозирование вероятности маржин-колла и решена средствами эконометрических и машинно-обучаемых моделей. Сравнительная апробация четырёх подходов на панельных данных российского рынка 2022–2025 гг. показала, что ансамблевые алгоритмы достигают высокого качества на обучающем периоде, но теряют прогнозную силу на тестовом, тогда как логистическая регрессия обеспечивает более устойчивый баланс между ранжирующей способностью и интерпретируемостью. Основной вывод состоит в том, что для практического риск-менеджмента предпочтительна не максимально сложная, а устойчивая и объяснимая модель, дополняющая обязательный нормативный контроль. Перспективы дальнейших исследований связаны с регулярной перекалибровкой порогов, сегментной настройкой моделей по типам клиентов, расширением набора институционально-стрессовых признаков и интеграцией прогнозной оценки в надзорную аналитику маржинального кредитования.

Литература

1. Итоги торгов на рынках Московской биржи в 2025 году // Московская биржа. URL: <https://www.moex.com/>.
2. Федеральный закон от 22.04.1996 № 39-ФЗ «О рынке ценных бумаг» // СПС КонсультантПлюс. URL: https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_10148/.
3. Указание Банка России от 12.02.2024 № 6681-У «О требованиях к осуществлению брокерской деятельности при совершении брокером отдельных сделок за счёт клиента» // СПС КонсультантПлюс. URL: https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_480576/.
4. Markowitz H. Portfolio Selection // The Journal of Finance. 1952. Vol. 7. No. 1. P. 77–91.
5. Sharpe W.F. Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk // The Journal of Finance. 1964. Vol. 19. No. 3. P. 425–442.
6. Jorion P. Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk. 3rd ed. New York: McGraw-Hill, 2006. 600 p.
7. Hull J.C. Options, Futures, and Other Derivatives. 10th ed. New York: Pearson, 2018. 868 p.
8. Altman E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy // The Journal of Finance. 1968. Vol. 23. No. 4. P. 589–609.
9. Chen Z., He Z., Wei W. Margin Rules and Margin Trading: Past, Present, and Implications // Annual Review of Financial Economics. 2024. Vol. 16. P. 153–177.
10. Ahn J. Margin Constraints and Asset Prices // Review of Finance. 2025. Vol. 29. No. 1. P. 141–168.

11. Курдюкова В.А., Морковкин Д.Е. Оценка потенциала использования зарубежного опыта регулирования маржинальной торговли на российском рынке финансовых активов // Вестник Евразийской науки. 2024. Т. 16. № 6.

12. Морковкин Д.Е., Шихов А.А. Основные направления и проблемы регулирования маржинальной торговли на отечественных и зарубежных рынках финансовых инструментов // Имущественные отношения в Российской Федерации. 2025. № 1 (280). С. 43–52.

13. Electronic Code of Federal Regulations. Title 12. Part 220. Credit by Brokers and Dealers (Regulation T). URL: <https://www.ecfr.gov/current/title-12/chapter-II/subchapter-A/part-220>.

14. FINRA. Rule 4210. Margin Requirements. URL: <https://www.finra.org/rules-guidance/rulebooks/finra-rules/4210>.

15. ESMA. ESMA adopts final product intervention measures on CFDs and binary options. URL: <https://www.esma.europa.eu/>.

16. Basel Committee on Banking Supervision, Board of IOSCO. Margin requirements for non-centrally cleared derivatives. Basel: Bank for International Settlements, 2020. 30 p.

17. Breiman L. Random Forests // Machine Learning. 2001. Vol. 45. No. 1. P. 5–32.

18. Friedman J. H. Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine // The Annals of Statistics. 2001. Vol. 29. No. 5. P. 1189–1232.

References

1. Itogi trgov na rynkakh Moskovskoi birzhi v 2025 godu [Trading results on the Moscow Exchange markets in 2025]. Moscow Exchange. Retrieved from: <https://www.moex.com/>. (In Russ.).

2. Federal'nyi zakon ot 22 aprelya 1996 g. № 39-FZ «O rynke tsennykh bumag» [Federal Law No. 39-FZ of April 22, 1996 "On the Securities Market"]. ConsultantPlus. Retrieved from: https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_10148/. (In Russ.).

3. Ukazanie Banka Rossii ot 12 fevralya 2024 g. № 6681-U «O trebovaniyakh k osushchestvleniyu brokerskoi deyatel'nosti pri sovershenii brokerom otdel'nykh sdelok za schet klienta» [Bank of Russia Directive No. 6681-U of February 12, 2024 "On Requirements for Brokerage Activities When a Broker Executes Certain Transactions at the Expense of a Client"]. ConsultantPlus. Retrieved from: https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_480576/. (In Russ.).

4. Markowitz H. (1952). Portfolio Selection. The Journal of Finance, 7(1), 77–91. (In Eng.).

5. Sharpe W.F. (1964). Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk. The Journal of Finance, 19(3), 425–442. (In Eng.).

6. Jorion P. (2006). Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk. 3rd ed. New York: McGraw-Hill. (In Eng.).
7. Hull J.C. (2018). Options, Futures, and Other Derivatives. 10th ed. New York: Pearson. (In Eng.).
8. Altman E.I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. The Journal of Finance, 23(4), 589–609. (In Eng.).
9. Chen Z., He Z., Wei W. (2024). Margin Rules and Margin Trading: Past, Present, and Implications. Annual Review of Financial Economics, 16, 153–177. (In Eng.).
10. Ahn J. (2025). Margin Constraints and Asset Prices. Review of Finance, 29(1), 141–168. (In Eng.).
11. Kurdyukova V.A., Morkovkin D.E. (2024). Otsenka potentsiala ispol'zovaniya zarubezhnogo opyta regulirovaniya marzhinal'noi trgovli na rossiiskom rynke finansovykh aktivov [Assessment of the potential for using foreign experience in regulating margin trading in the Russian financial assets market]. Vestnik Evraziiskoi nauki [The Eurasian Scientific Journal], 16(6). (In Russ., abstract in Eng.).
12. Morkovkin D.E., Shikhov A.A. (2025). Osnovnye napravleniya i problemy regulirovaniya marzhinal'noi trgovli na otechestvennykh i zarubezhnykh rynkakh finansovykh instrumentov [Main directions and problems of margin trading regulation in domestic and foreign financial markets]. Imushchestvennye otnosheniya v Rossiiskoi Federatsii [Property Relations in the Russian Federation], 1(280), 43–52. (In Russ., abstract in Eng.).
13. Electronic Code of Federal Regulations. Title 12. Part 220. Credit by Brokers and Dealers (Regulation T). Retrieved from: <https://www.ecfr.gov/current/title-12/chapter-II/subchapter-A/part-220>. (In Eng.).
14. FINRA. Rule 4210. Margin Requirements. Retrieved from: <https://www.finra.org/rules-guidance/rulebooks/finra-rules/4210>. (In Eng.).
15. ESMA. ESMA Adopts Final Product Intervention Measures on CFDs and Binary Options. Retrieved from: <https://www.esma.europa.eu/>. (In Eng.).
16. Basel Committee on Banking Supervision, Board of IOSCO. (2020). Margin Requirements for Non-Centrally Cleared Derivatives. Basel: Bank for International Settlements. (In Eng.).
17. Breiman L. (2001). Random Forests. Machine Learning, 45(1), 5–32. (In Eng.).
18. Friedman J.H. (2001). Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine. The Annals of Statistics, 29(5), 1189–1232. (In Eng.).

© Братчиков М. М., 2026