

Б.А. Мархаева, д.э.н., доцент<sup>1</sup>

Р.С. Парманова, к.э.н., ассоц. профессор<sup>1</sup>

М.Т. Баймольдаева, к.э.н., ассоц. профессор<sup>2</sup>

М.Ж. Аскарова\*, магистрант<sup>1</sup>

Каспийский общественный университет,

г. Алматы, Казахстан<sup>1</sup>

Казахский национальный аграрный исследовательский университет, г. Алматы, Казахстан<sup>3</sup>

\* – основной автор (автор для корреспонденции)

e-mail: iztieuovam@gmail.com

## ВАЛИДАЦИЯ МОДЕЛЕЙ ОЦЕНКИ РИСКА БАНКРОТСТВА КОММЕРЧЕСКИХ БАНКОВ КАЗАХСТАНА

Статья посвящена валидации моделей оценки риска банкротства коммерческих банков Казахстана в условиях повышенной волатильности финансового сектора. Определена цель исследования в проверке адекватности, прогностической способности и устойчивости классических и современных моделей диагностики финансовой несостоятельности банков. Проанализированы методы эконометрического моделирования вероятности банкротства, модели Э. Альтмана и Р. Таффлера, регуляторная модель CAMELS, современные методы машинного обучения, в частности Random Forest. Определены модели логистической регрессии и Random Forest, которые обеспечили более высокие показатели точности и устойчивости прогнозов, особенно при использовании расширенного набора финансовых и макроэкономических показателей. Выявлены результаты показателей стресс-тестирования, которые подтвердили рост вероятности банкротства банков при реализации неблагоприятных сценариев. Разработан алгоритм комплексной оценки риска банкротства. Продемонстрирована практическая применимость и валидность, обеспечивающая более надежное и своевременное выявление рисков финансовой несостоятельности коммерческих банков Казахстана. Эмпирическая база исследования включает данные действующего банка и коммерческих банков Казахстана, прекративших деятельность вследствие банкротства.

Научная новизна работы заключается в комплексной валидации моделей и формировании многоэтапного алгоритма оценки риска банкротства, адаптированного к национальной банковской системе.

Результаты исследования подтверждают целесообразность интеграции традиционных регуляторных подходов с методами машинного обучения для повышения точности и надежности прогнозирования финансовой несостоятельности банков.

**Ключевые слова:** коммерческий банк, модели банкротства, валидация, модели машинного обучения, стресс-тестирование, алгоритм, риск, вероятность.

**Кілт сөздер:** коммерциялық банк, банкроттық модельдері, валидация, Машиналық оқыту модельдері, стресс-тестілеу, алгоритм, тәуекел, ықтималдық.

**Keywords:** commercial bank, bankruptcy models, validation, machine learning models, stress testing, algorithm, risk, probability.

**Введение.** Актуальность данного исследования обусловлена тем, что оценка вероятности банкротства играет ключевую роль для инвесторов, регулирующих институтов и других заинтересованных участников рынка, поскольку позволяет своевременно снизить потенциальные финансовые потери. Классические методы анализа, включая Z-показатель Альтмана и иные статистические модели, основаны преимущественно на использовании финансовых коэффициентов. Однако такие подходы имеют ограниченные аналитические возможности, так как не способны в полной мере отражать сложные нелинейные зависимости, присущие большим массивам финансовой информации. В условиях развития цифровых технологий методы машинного обучения все активнее применяются для прогнозирования финансовой несостоятельности, обеспечивая более адаптивный и ориентированный на обработку больших данных инструментарий. Использование моделей машинного обучения позволяет выявлять скрытые взаимосвязи между финансовыми показателями и уровнем риска банкротства, что способствует повышению точности прогнозных оценок по сравнению с традиционными статистическими методами. Сопоставление и

интеграция различных моделей дают возможность определить наиболее результативные подходы, предоставляя практическую информацию для компаний, инвесторов и органов экономической политики при разработке превентивных мер по снижению вероятности банкротства и укреплению финансовой устойчивости.

Особую значимость проблема оценки риска банкротства приобретает в банковском секторе, поскольку финансовая нестабильность кредитных организаций способна оказывать существенное влияние на устойчивость финансового рынка, интересы вкладчиков и инвесторов, а также на темпы экономического роста. Банковская система выполняет роль ключевого канала передачи финансовых шоков в другие сегменты экономики, включая как финансовый, так и реальный сектор. Распространение нестабильности может происходить через сбои в межбанковском кредитовании и платежных расчетах, ограничение доступа к кредитным ресурсам для хозяйствующих субъектов, а также снижение стоимости залогового обеспечения.

Как результат, оценка риска банкротства является критически важной и актуальной задачей для обеспечения финансовой стабильности банковской системы. События последних лет, включая банкротство Delta Bank (2017), Qazaq Banki и ЭксимБанка (2018), подчеркивают необходимость точных и надёжных методов прогнозирования финансовой несостоятельности коммерческих банков и в Казахстане.

Цель исследования состоит в разработке и валидации комплексного подхода, который сочетает классические модели, специализированные банковские рейтинговые системы и современные методы машинного обучения.

Объектом исследования явилась деятельность действующего Банка ЦентрКредит за период с 2019 по 2024 годы и трех обанкротившихся банков (Qazaq Banki, Delta Bank, ЭксимБанк).

Предмет исследования – валидация моделей и методов оценки риска банкротства коммерческих банков и их применимость к банковскому сектору Казахстана.

Методология исследования включает использование статистических моделей и методов машинного обучения, а также сценарный подход на основе стресс-тестирования моделей.

Исходя из поставленной цели, задачи исследования сформулированы следующим образом:

- тестирование классических моделей банкротства Альтмана и Таффлера;
- оценка риска банкротства в системе CAMELS;
- тестирование Logistic Regression и метода Random Forest;
- стресс-тестирование для оценки качества моделей и построения сценариев;

анализ и сравнение результатов исследования. Теоретико-методологической и практической базой исследования послужили научные публикации зарубежных и отечественных авторов, статистические данные Национального Банка Республики Казахстан, аудированная финансовая отчетность объектов исследования.

**Обзор литературы.** Валидация моделей оценки риска банкротства коммерческих банков в силу своей актуальности явилась предметом исследования ряда зарубежных и отечественных авторов. Статистические модели, такие как Z-показатель Альтмана, являются одним из распространенных методов разработки моделей прогнозирования банкротства. Однако статистические методы основаны на жестких и иногда нерелевантных предположениях, что может привести к низкой точности прогноза, утверждают Rustam и др. [1]. Поэтому авторы предложили новый подход, где модели банкротства разрабатываются с использованием методов машинного обучения, таких как логистическая регрессия (Logistic Regression), случайный лес (Random Forest) и машины опорных векторов (Support Vector Machines). Данные по коммерческим банкам получены из годовых финансовых отчетов 44 действующих и 21 обанкротившегося банка в Турции за период с 1994 по 2004 годы, а данные по сельским банкам - из квартальных финансовых отчетов 43 действующих и 43 обанкротившихся сельских банков в Индонезии за период с 2013 по 2019 годы. Результаты исследования показывают, что метод случайного леса может прогнозировать данные по коммерческим банкам с точностью 90%. Кроме того, три предложенных метода машинного обучения точно прогнозируют вероятность банкротства сельских банков. По мнению авторов, предложенный инновационный подход машинного обучения помогает внедрять политику, снижающую издержки, связанные с банкротством. В исследовании Le и Viviani выборка из 3000 американских банков (1438 обанкротившихся и 1562 действующих банка) исследована с помощью двух традиционных статистических подходов (дискриминантный анализ и логистическая регрессия) и трех подходов машинного обучения (искусственная нейронная сеть, метод опорных

векторов и метод k-ближайших соседей). Для каждого банка данные собирались за 5-летний период до момента его прекращения деятельности.

Из финансовых отчетов банков были извлечены 31 финансовый коэффициент, охватывающие 5 основных аспектов: качество кредитов, качество капитала, операционная эффективность, прибыльность и ликвидность. Эмпирические результаты показывают, что методы искусственной нейронной сети и k-ближайших соседей являются наиболее точными [2].

Permata и Purwanto анализировали финансовую устойчивость 23 банковских компаний, котирующихся на Индонезийской фондовой бирже, за период с 2012 по 2015 годы с использованием аналитических инструментов CAMEL, Z-Score и Bankometer [3]. Исследование показало наличие различий, обусловленных каждым аналитическим инструментом. Согласно результатам анализа CAMEL, за указанный период наблюдалась различная степень финансовой устойчивости банковских фирм. Были определены здоровые банки, банки с достаточной финансовой устойчивостью и банки с низкой финансовой устойчивостью. Z-Score за тот же период показал, что здоровых банков не было, банки находятся в «серой зоне», а некоторые банки имели высокий потенциал банкротства. Согласно же результатов Bankometer, в указанный период все банки находились в здоровом состоянии.

На основе этого авторы делают вывод, что для анализа состояния банковского сектора в Индонезии можно использовать инструмент CAMEL. Анализ Z-Score и Bankometer являются дополнительными инструментами, которые можно использовать для дополнения результатов анализа CAMEL. Они не могут заменить инструмент CAMEL, а лишь дополняют его [3].

Казахстанские авторы Шакбутова и Шопашева также исследовали применимость модели Bankometer как инструмента прогнозирования банкротства банков Казахстана. Эта модель была разработана в соответствии с рекомендациями Международного валютного фонда на основе CAMELS-рейтинга и стресс-тестирования. Результаты исследования авторов опровергли способность модели Bankometer достоверно прогнозировать банкротство банков второго уровня Казахстана. Поэтому для повышения точности прогнозирования модели Bankometer было предложено повысить нормативы по первым трем коэффициентам, изменить формулу расчета S-показателя и повысить его критическое значение [4].

Rahayu и Ridwan утверждают, что модель Альтмана может быть использована для прогнозирования банкротства банковских компаний и показали ее валидность на примере государственного регионального банка Bank Pembangunan Daerah в регионе Суматра за период с 2014 по 2018 годы. При этом методы анализа включают модифицированный метод Z-показателя Альтмана с использованием 4-х коэффициентов: отношение оборотного капитала к общим активам (X1), отношение нераспределенной прибыли к общим активам (X2), отношение прибыли до уплаты процентов и налогов к общим активам (X3), отношение балансовой стоимости собственного капитала к общей задолженности (X4) [5].

Varga и Kovács-Szamosi для оценки надежности турецких исламских банков использовали анализ CAMEL и, как новый метод, анализ сходства. На основе сравнения результатов двух методов авторы утверждают, что анализ CAMEL не дает адекватной и объективной картины указанных банков [6].

На основе данных 17 банков, котирующихся на Тегеранской фондовой бирже за 2018 год, Paidar и др. утверждают, что коэффициенты CAMELS могут быть хорошим инструментом оценки финансового неблагополучия банков. Финансовые трудности прогнозировались с помощью модели анализа эффективности данных (Data Envelopment Analysis, DEA) и другого подхода. Результаты показывают, что 61% прогнозов, полученных с помощью метода DEA, оказались верными, а 39% - неверными [7].

Shetty и др. апробировали несколько методов машинного обучения, включая экстремальный градиентный бустинг (Extreme Gradient Boosting), метод опорных векторов (Support Vector Machine) и глубокую нейронную сеть (Deep Neural Network), для прогнозирования банкротства 3728 бельгийских малых и средних предприятий за период с 2002 по 2012 годы [8]. Использование указанных моделей позволило авторам спрогнозировать банкротство с общей точностью 82–83%.

При этом в расчетах участвуют всего три финансовых показателя: рентабельность активов, коэффициент текущей ликвидности и коэффициент платежеспособности [8].

Sahoo и др. оценили финансовое состояние 138 государственных и частных банков Индии на основе модели Z-score Альтмана с использованием финансовых данных за период с 2014 по 2023 годы. Модель адаптирована к специфическим характеристикам банков. Подтверждая валидность модели Альтмана к оценке финансовой стабильности банков, авторы тем не менее предлагают политикам и финансовым аналитикам рассмотреть гибридные модели, сочетающие традиционные Z-баллы с прогностической силой моделей машинного обучения, таких как Random Forest и Logit Model [9].

На основе обработки данных 8262 американских компаний за период с 1999 по 2018 годы, Samara и Shinde делают вывод, что модели машинного обучения могут существенно повысить точность прогнозирования по сравнению с традиционными подходами. Авторы оценивают валидность логистической регрессии, SVM, Random Forest, ANN (Artificial Neural Networks) и RNN (Recurrent Neural Networks). Результаты исследования показывают, что ансамблевые и глубокие модели обучения (в частности, случайный лес и искусственные нейронные сети), демонстрируют высокую точность прогнозирования, что указывает на их пригодность для систем раннего предупреждения о финансовых трудностях. Случайный лес достиг наивысшей точности прогнозирования (~95%), значительно превзойдя логистическую регрессию (~57%) [10].

Анализ коэффициентов CAMEL для прогнозирования банкротства в коммерческих банках, работающих по шариату, с использованием Z-показателя Альтмана было проведен на основе квартальных финансовых отчетов банков Индонезии за период с 2010 по 2021 годы [11]. В исследовании использованы количественные описательные методы с регрессионным анализом панельных данных и тестом причинности Грейнджа. Результаты показывают, что в рамках модели фиксированных эффектов (Fixed Effect Model) ROA и CAR оказывают значительное влияние на Z-показатель Альтмана. Результаты анализа причинно-следственной связи по Грейндже показывают, что CAR, соотношение финансирования к депозитам (FDR), соотношение операционных затрат к операционным доходам (BOPD) и ROA остаются на «здравом» уровне. Это подразумевает, что в целом система шариатского банкинга остается финансово устойчивой, хотя некоторые компоненты отражают потенциальные ранние предупреждения о финансовых трудностях. По мнению авторов, результаты подчеркивают важность постоянного мониторинга с помощью модели CAMEL и показателя Альтмана Z-Score для прогнозирования системных банковских рисков.

В обзоре моделей искусственного интеллекта, используемых для прогнозирования банкротства, Vásquez-Serga и др. случайный лес, логистическую регрессию, KNN и нейронные сети относят уже к традиционным моделям, в то же время выделяя в качестве продвинутых техник, такие как экстремальный градиентный бустинг (Extreme Gradient Boosting, XGBoost), сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks, CNN), долговременную кратковременную память (Long Short-Term Memory, LSTM), гибридные модели и ансамблевые методы, такие как бэггинг (Bagging) and бустинг (Boosting). Результаты показывают, что, хотя традиционные модели полезны благодаря своей простоте и низкой вычислительной стоимости, передовые методы, такие как LSTM и XGBoost выделяются своей высокой точностью, иногда превышающей 99%. Однако, по мнению авторов, эти методы представляют собой значительные проблемы, такие как необходимость больших объемов данных и высоких вычислительных ресурсов. Поэтому авторы определяют сильные и слабые стороны продвинутых подходов и анализируют их практические последствия, подчеркнув превосходство искусственного интеллекта с точки зрения точности, своевременности и раннего обнаружения по сравнению с традиционными финансовыми коэффициентами, которые остаются важными инструментами [12].

*Методология исследования.* К классическим моделям прогнозирования банкротства относятся модели Э.Альтмана и Р.Таффлера.

Модель Z-score Альтмана (1968) – одна из первых и наиболее известных дискриминантных моделей прогнозирования банкротства. Модель использует 5 финансовых коэффициентов для расчёта интегрального показателя:

$$Z = 1.2X_1 + 1.4X_2 + 3.3X_3 + 0.6X_4 + 1.0X_5 \quad (1)$$

где  $X_1$  = Оборотный капитал / Активы;

$X_2$  = Нераспределённая прибыль / Активы;

$X_3$  = EBIT (Прибыль до вычета процентов и налогов) / Активы;

$X_4$  = Рыночная стоимость капитала / Обязательства;

$X_5$  = Выручка / Активы

Значения Z интерпретируются следующим образом:

если  $Z > 2.99$ , то наблюдается низкая вероятность банкротства;

если  $-1.81 < Z < 2.99$  - зона неопределенности;

если  $Z < -1.81$  - высокая вероятность банкротства.

Модель Таффлера (1977) – модель, адаптированная для компаний Великобритании имеет вид:

$$Z = 0.53X_1 + 0.13X_2 + 0.18X_3 + 0.16X_4 \quad (2)$$

где  $X_1$  = Прибыль до налогообложения / Краткосрочные обязательства;

$X_2$  = Оборотные активы / Обязательства;

$X_3$  = Краткосрочные обязательства / Активы;

$X_4$  = Выручка / Активы.

Если значение  $Z > 0.3$ , то наблюдается низкий риск банкротства. При значении  $Z < 0.2$  - высокий риск банкротства.

Наряду с классическими моделями банкротства, которые были разработаны изначально для промышленных компаний, для оценки риска банкротства коммерческих банков нами использована также рейтинговая система оценки надежности банков CAMELS.

CAMELS – интегрированная система оценки финансовой устойчивости банков, используемая регуляторами по всему миру, где акроним расшифровывается следующим образом:

- Capital adequacy (Достаточность капитала);
- Asset quality (Качество активов);
- Management (Качество управления);
- Earnings (Прибыльность);
- Liquidity (Ликвидность);
- Sensitivity to market risk (Чувствительность к рыночному риску).

Каждый компонент оценивается по шкале от 1 (Strong) до 5 (Critical). Общий рейтинг рассчитывается как средневзвешенное значение компонентов.

Методология данного исследования включает также такие методы машинного обучения, как логистическая регрессия (Logistic Regression) и случайный лес (Random Forest).

Logistic Regression – статистическая модель для бинарной классификации, которая оценивает вероятность принадлежности к классу на основе линейной комбинации признаков:

$$P(Y=1|X) = 1 / (1 + e^{-z}) \quad (3)$$

$$\text{где } z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \quad (4)$$

Random Forest – ансамблевый метод, строящий множество деревьев решений и усредняющий их предсказания.

Для оценки качества моделей нами использовано стресс-тестирование как метод оценки устойчивости финансового института к экстремальным, но возможным неблагоприятным событиям. Базельский комитет по банковскому надзору рекомендует регулярное проведение стресс-тестов как часть системы управления рисками [13]. При этом возможны следующие типы сценариев:

- базовый: текущее состояние;
- умеренный кризис: вероятное ухудшение;
- серьёзный кризис: маловероятное, но возможное ухудшение;
- экстремальный: катастрофический сценарий.

Основная часть. Результаты расчетов показывают, что модель Z-score Альтмана стабильно классифицирует БЦК как находящийся в зоне высокого риска банкротства на протяжении всего исследуемого периода с 2019 по 2024 годы (2019 – 0.022; 2020 – 0.050; 2021- 0.024; 2022 – 0.092; 2023 – 0.217; 2024 – 0.227). Значения Z-score значительно ниже критического порога 1.81. На самом деле, деятельность Банка ЦентрКредит в течение исследуемого периода отвечает пруденциальным нормативам Национального банка Республики Казахстан.

Модель Таффлера также относит БЦК к зоне высокого риска на протяжении всего периода. Наблюдается постепенное приближение к пороговому значению, равному 0.2, однако в 2024 году значение составило 0.188, что всё ещё находится в зоне риска. Аналогично модели Альтмана, результаты модели Таффлера не соответствуют реальному финансовому состоянию БЦК.

Обе рассмотренные классические модели создавались для промышленных компаний, поэтому демонстрируют систематическое искажение при оценке банковских рисков. На наш взгляд, причинами искажения являются несоответствие коэффициентов структуре банковского баланса, калибровка на промышленных предприятиях, отсутствие банковской специфики. Как вывод, классические модели Альтмана и Таффлера не рекомендуются нами для оценки риска банкротства коммерческих банков Казахстана.

Система CAMELS оценивает 6 ключевых компонентов финансового состояния банка по шкале от 1 (отлично) до 5 (неудовлетворительно). Ниже приведен пример расчета композитного рейтинга БЦК за 2024 год [14].

1. Capital Adequacy (Достаточность капитала)

CAR = 9.03% (норматив Национального банка: минимум 5%)

Tier 1 Ratio = 7.92%

Запас капитала = 4.03% выше минимума

Оценка: 3 (Satisfactory)

2. Asset Quality (Качество активов)

NPL Ratio = 1.47% (отличный показатель)

Покрытие резервами = 95%

Доля реструктуризованных кредитов = 2.1%

Оценка: 1 (Strong)

3. Management (Качество управления)

Опыт руководства: более 10 лет в банковской сфере

Система внутреннего контроля: комплексная система риск-менеджмента

Соответствие регуляторным требованиям Национального банка: полное

Стратегическое планирование: последовательная стратегия роста

Корпоративное управление: совет директоров и профильные комитеты

Оценка: 2 (Satisfactory)

4. Earnings (Прибыльность)

ROA = 2.86% (выше среднего по сектору)

ROE = 17.2%

NIM = 4.3%

Cost-to-Income = 42.5%

Оценка: 1 (Strong)

5. Liquidity (Ликвидность)

Loan-to-Deposit = 71.6% (здоровый уровень)

Коэффициент текущей ликвидности = 1.85

Буфер ликвидности = достаточный

Оценка: 1 (Strong)

6. Sensitivity to Market Risk (Чувствительность к рыночному риску)

Валютный риск: контролируется (Net Open Position = 3.2%)

Процентный риск: управляемся через механизмы хеджирования

Операционный риск: функционирует система управления

Рыночный риск: банк не ведёт значительных торговых операций

Оценка: 2 (Satisfactory)

Композитный рейтинг CAMELS рассчитывается по следующей формуле:

$$\text{Композитный рейтинг} = C \times 20\% + A \times 20\% + M \times 15\% + E \times 20\% + L \times 15\% + S \times 10\% \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \text{Композитный рейтинг БЦК за 2024 год} &= \\ &= 3 \times 0.20 + 1 \times 0.20 + 2 \times 0.15 + 1 \times 0.20 + 1 \times 0.15 + 2 \times 0.10 = 0.60 + 0.20 + 0.30 + 0.20 + 0.15 + 0.20 = \\ &= 1.65 \end{aligned}$$

**Классификация:** Strong (1-2). Это значит, что БЦК демонстрирует устойчивое финансовое состояние, эффективное управление рисками и высокую прибыльность.

Результаты расчета рейтинг: наблюдается устойчивое улучшение композитного рейтинга банка. Ключевые драйверы улучшения: значительное снижение NPL ratio (компонент A: 2→1) и прибыль (компонент E: 4→1).

Использование моделей машинного обучения начинается с подготовки базы данных - датасета. Датасет включает данные БЦК за период с 2019 по 2024 годы, а также обанкротившихся банков Qazaq Banki, Delta Bank, Эксимбанк за последние 2 года до лишения лицензии и приблизительно 1 год после лишения лицензии [14,15]. Всего датасет содержит 12 наблюдений со сбалансированными классами (50% банкротов, 50% стабильных банков).

Признаками модели являются следующие показатели:

- capital\_ratio (CAR) (коэффициент достаточности капитала);
- npl\_ratio (NPL) (доля неработающих кредитов);
- roa (ROA) (рентабельность активов);
- loan\_to\_deposit (L/D) (отношение долга к депозитам);
- gdp\_growth (рост ВВП);
- inflation (инфляция);
- base\_rate (базовая ставка Национального банка).

Разделение выборки сформировано как 70% обучающая выборка (8 наблюдений) и 30% тестовая выборка (4 наблюдения).

Как известно, логистическая регрессия является статистической моделью для бинарной классификации. Модель оценивает вероятность принадлежности объекта к классу «банкротство» с использованием следующей логистической функции (сигмоиды).

$$P(\text{банкротство}) = 1|X) = 1 / (1 + e^{-(z)}) \quad (6)$$

$$\text{где } z = \beta_0 + \beta_1 \times \text{capital\_ratio} + \beta_2 \times \text{npl\_ratio} + \beta_3 \times \text{roa} + \dots + \beta_n \times \text{base\_rate}$$

Коэффициенты  $\beta$  определяются методом максимального правдоподобия в процессе обучения модели. Модель возвращает вероятность принадлежности к классу «банкрот».

Результаты на тестовой выборке получились следующие: Accuracy: 100%; Precision: 100%; Recall: 100%; F1-score: 100%; ROC-AUC: 1.00.

Прогноз за 2024 год банка показал вероятность банкротства - 17.1%. Вероятность стабильности: 82.9%.

Использование метода Random Forest повышает точность моделей и снизить риск. Результаты на тестовой выборке следующие: Accuracy: 100%; Precision: 100%; Recall: 100%; F1-score: 100%; ROC-AUC: 1.00.

Важность признаков (Feature Importance) распределена следующим образом: npl\_ratio - 30.4% (наиболее важный предиктор); base\_rate - 20.6%; loan\_to\_deposit - 17.2%; gdp\_growth - 12.2%; roa - 10.1%; inflation - 6.2%; capital\_ratio - 3.4%.

Прогноз для БЦК по данным за 2024 год показал следующий результат: вероятность банкротства составляет 22.0%. Вероятность стабильности: 78.0%. Банк классифицируется как «Стабильный банк».

На основе указанных выше двух моделей машинного обучения рассчитана динамика вероятности риска банкротства. Анализ динамики демонстрирует по Банку ЦентрКредит волатильность риска с общим трендом к снижению к 2024 году.

Период с 2019 по 2021 годы характеризовался постепенным снижением риска до минимума в 7.6%. Рост риска в 2022 и 2023 годах обусловлен инфляционным шоком и ужесточением денежно-

кредитной политики Национального банка Республики Казахстан. Возврат к уровню 19.6% в 2024 году свидетельствует о восстановлении стабильности банка.

На наш взгляд, показатель доли неработающих кредитов (NPL ratio) является доминирующим предиктором банкротства (важность 30.4%). Банк ЦентрКредит демонстрирует NPL ratio на уровне 1.47%, что в 36 раз лучше среднего показателя обанкротившихся банков (53.07%), обеспечивая значительный запас устойчивости [15].

На следующем этапе нами проведено стресс-тестирование с использованием обученных моделей машинного обучения для оценки устойчивости коммерческих банков к различным кризисным сценариям. Были смоделированы четыре сценария с различной степенью тяжести. Результаты стресс-тестирования для БЦК интерпретируются следующим образом.

1. Базовый сценарий (2024): риск 19.6% – банк находится в устойчивом состоянии.

2. Умеренный кризис (удвоение NPL до 3%, снижение ROA до 1.4%): риск возрастает до 27.3%, однако банк сохраняет стабильность. Запас прочности достаточен для преодоления умеренного кризиса.

3. Серьёзный кризис (NPL 8%, отрицательный ROA -0.5%): риск достигает 43.1%. Банк переходит в зону повышенного внимания, требуется усиленный мониторинг.

4. Экстремальный сценарий (NPL 30%, ROA -2.5%): риск 67.1% – критическое состояние. Однако, на наш взгляд, вероятность реализации данного сценария крайне низка, так как NPL на уровне 30% соответствует полномасштабному системному кризису.

Критические пороги установлены на следующем уровне:

- NPL > 25% приводит к риску более 50% (критический уровень);
- ROA < -1% приводит к риску более 50%;
- Capital < 5% приводит к риску более 30%;

Отсюда запас прочности Банка ЦентрКредит сложился следующим образом:

- при NPL на уровне 1.47% запас в 16.9 раза больше критического в 25%;
- при ROA, равном 2.86%, запас на 3.86 пункта выше критического уровня, равного -1%;
- при CAR на уровне 9.03% запас выше на 4.03 пункта против минимального требования в 5%.

Таким образом, расчёты по предложенному 4-этапному комплексному подходу к валидации оценки риска банкротства коммерческих банков Казахстана показали следующие результаты (таблица 1).

Таблица –1

#### **Валидация оценки риска банкротства по классическим моделям и моделям машинного обучения**

Методология	Оценка риска	Адекватность
Z-score Альтмана	Высокий (0.227)	Низкая
Модель Таффлера	Высокий (0.188)	Низкая
CAMELS	Низкий (1.65)	Высокая
Logistic Regression	Низкий (17.1%)	Высокая
Random Forest	Низкий (22.0%)	Высокая
Средний ML-прогноз	Низкий (19.6%)	Высокая

\*составлена авторами на основе статистических данных [14]

Сравнительный анализ методов демонстрирует фундаментальное расхождение между классическими моделями и специализированными банковскими подходами. Классические модели (Альтмана, Таффлера) систематически переоценивают риск банкротства, классифицируя БЦК как высокорисковый, что противоречит реальному финансовому состоянию банка.

Специализированные методы (CAMELS и ML-модели) демонстрируют высокую согласованность результатов: CAMELS рейтинг 1.65 (низкий риск) и ML-прогноз 19.6% находятся в одном диапазоне оценки. Данная согласованность подтверждает валидность указанных подходов.

Интегрированная оценка на основе применения современных методов оценки риска банкротства характеризует БЦК как банк с низким риском банкротства и, соответственно, устойчивым финансовым положением. Банк демонстрирует значительное превосходство над обанкротившимися банками по ключевым показателям, особенно по качеству кредитного портфеля (NPL в 36 раз ниже).

**Заключение.** Валидация классических и современных моделей оценки риска банкротства коммерческих банков Казахстана позволяет сформулировать следующие выводы:

Результаты применения классических моделей банкротства показывают их неадекватность для оценки риска финансовой несостоятельности коммерческих банков Казахстана. Z-score Альтмана (0.227) и модель Таффлера (0.188) для БЦК в течение исследуемого периода показывают искаженные результаты.

Оценка финансовой надежности на основе системы показателей CAMELS подтверждает ее валидность к оценке риска банкротства банков Казахстана. Композитный рейтинг 1.65 (Strong) свидетельствует об устойчивом финансовом состоянии БЦК.

Валидация ML-моделей показывает, что они дают точную и стабильную оценку вероятности банкротства банков Казахстана. Обе модели (Logistic Regression, Random Forest) показали 100% точность на тестовой выборке.

Валидация ML-моделей через проведение стресс-тестирования показывает надежность и точность их результатов для банков Казахстана. Высокая согласованность CAMELS (1.65) и ML-методов (19.6%) подтверждает валидность интегрированного подхода. Значительное превосходство над банкротами по всем ключевым показателям. Устойчивость к реалистичным кризисным сценариям.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Rustam Z., Saragih G. Predicting Bank Financial Failures using Random Forest. 2018 International Workshop on Big Data and Information Security (IWIBIS), Jakarta, Indonesia. – 2018. – P. 81–86. – DOI: 10.1109/IWIBIS.2018.8471718.
2. Hong Hanh Le, Jean-Laurent Viviani. Predicting bank failure: An improvement by implementing a machine-learning approach to classical financial ratios. Research in International Business and Finance. – 2018. – №44. – P. 16–25. – DOI: 10.1016/j.ribaf.2017.07.104.
3. Permata M., Purwanto, E. Analysis of CAMEL, Z-Score, and Bankometer in Assessment Soundness of Banking Listed on the Indonesia Stock Exchange (IDX) from 2012-2015. Journal of Applied Economic Sciences, Volume XIII. – 2018. – №5(59). – P. 1311–1324. – URL: <https://eprints.upj.ac.id/>
4. Шакбурова А.Ж., Шопашева А.С. Оценка вероятности банкротства казахстанских банков на основе модели «Bankometer». Central Asian Economic Review. – 2020. – №3. – С. 175–188. – URL: <https://caer.narxoz.kz/>
5. Rahayu M. Analysis of Bankruptcy Prediction of Regional Development Banks (BPD) using the Altman Z-Score Method. In Proceedings of the 20th Malaysia Indonesia International Conference on Economics, Management and Accounting. – 2019. – P. 289–300. – DOI: 10.5220/0009855100002900
6. Varga J., Bánkuti G., Kovács-Szamosi R. Analysis of the Turkish Islamic banking sector using CAMEL and Similarity Analysis methods. Acta Oeconomica Acta Oeconomica. – 2020. – №70(2). – P. 275–296. – DOI: 10.1556/032.2020.00014
7. Paidar A., Shafiee M., Valipour H. Predicting Banks' Financial Distress by Data Envelopment Analysis Model and CAMELS Indicators. Journal of System Management. – 2021. – №3(7). – P. 213–240. – DOI: 10.30495/jsm.2021.1935059.1499
8. Shetty S., Mohamed M., Xavier B. Bankruptcy Prediction Using Machine Learning Techniques. Journal of Risk and Financial Management. – 2022. – 35 p. – DOI: 10.3390/jrfm15010035
9. Sahoo T., Kumar P., Das A., Jindal K. Forecasting financial turbulence: An evaluation of corporate bankruptcy risk in banking firms. Risk Governance & Control: Financial Markets & Institutions. – 2025. – №15(3). – P. 290–299. – DOI: 10.22495/rgcv15i3sp11
10. Samara K. Shinde A. Bankruptcy Prediction Using Machine Learning and Data Preprocessing Techniques. Analytics. – 2025. – №4. – 22 p. – DOI: 10.3390/analytics4030022
11. Analysis of the CAMEL Ratio in Predicting Bankruptcy Using the Altman Z-Score Approach: Evidence from Islamic Commercial Banks in Indonesia (2010–2021). ROE: Research of Economics and Business. – 2025. – №1(2). – P. 99–107. – DOI: 10.70895/roe.v1i2.81
12. Vásquez-Serpa L. Challenges of Artificial Intelligence for the Prevention and Identification of Bankruptcy Risk in Financial Institutions: A Systematic Review. J. Risk Financial Manag. – 2025. – №18. – 26 p. – DOI: 10.3390/jrfm18010026

13. Биджоян Д.С. Стress-тестирование как инструмент оценки рисков банков: обзор международной практики, методов и методологии. // ЭНСР. – 2020. – №4(91). – URL: <https://cyberleninka.ru/>
14. Национальный Банк Республики Казахстан. Статистика банковского сектора. – 2020. – URL: <https://nationalbank.kz>
15. Казахстанский фонд гарантирования вкладов. Отчёт о деятельности по ликвидации проблемных банков. – 2019.

## REFERENCES

1. Rustam Z., Saragih G. Predicting Bank Financial Failures using Random Forest. 2018 International Workshop on Big Data and Information Security (IWBIS), Jakarta, Indonesia. – 2018. – P. 81–86. – DOI: 10.1109/IWBIS.2018.8471718.
2. Hong Hanh Le, Jean-Laurent Viviani. Predicting bank failure: An improvement by implementing a machine-learning approach to classical financial ratios. Research in International Business and Finance. – 2018. – №44. – P. 16–25. – DOI: 10.1016/j.ribaf.2017.07.104.
3. Permata M., Purwanto, E. Analysis of CAMEL, Z-Score, and Bankometer in Assessment Soundness of Banking Listed on the Indonesia Stock Exchange (IDX) from 2012-2015. Journal of Applied Economic Sciences, Volume XIII. – 2018. – №5(59). – P. 1311–1324. – URL: <https://eprints.upj.ac.id/>
4. Shakbutova A., Shopasheva A. Ocena veroyatnosti bankrotstva kazahstanskikh bankov na osnove modeli «Bankometer» [Assessment of the probability of bankruptcy of Kazakhstani banks based on the "Bankometer" model]. Central Asian Economic Review. – 2020. – №3. – S. 175–188. – URL: <https://caer.narxoz.kz/> [in Russian]
5. Rahayu M. Analysis of Bankruptcy Prediction of Regional Development Banks (BPD) using the Altman Z-Score Method. In Proceedings of the 20th Malaysia Indonesia International Conference on Economics, Management and Accounting. – 2019. – P. 289–300. – DOI: 10.5220/0009855100002900
6. Varga J., Bánkuti G., Kovács-Szamosi R. Analysis of the Turkish Islamic banking sector using CAMEL and Similarity Analysis methods. Acta Oeconomica Acta Oeconomica. – 2020. – №70(2). – P. 275–296. – DOI: 10.1556/032.2020.00014
7. Paidar A., Shafiee M., Valipour H. Predicting Banks' Financial Distress by Data Envelopment Analysis Model and CAMELS Indicators. Journal of System Management. – 2021. – №3(7). – P. 213–240. – DOI: 10.30495/jsm.2021.1935059.1499
8. Shetty S., Mohamed M., Xavier B. Bankruptcy Prediction Using Machine Learning Techniques. Journal of Risk and Financial Management. – 2022. – 35 p. – DOI: 10.3390/jrfm15010035
9. Sahoo T., Kumar P., Das A., Jindal K. Forecasting financial turbulence: An evaluation of corporate bankruptcy risk in banking firms. Risk Governance & Control: Financial Markets & Institutions. – 2025. – №15(3). – P. 290–299. – DOI: 10.22495/rgev15i3sp11
10. Samara K. Shinde A. Bankruptcy Prediction Using Machine Learning and Data Preprocessing Techniques. Analytics. – 2025. – №4. – 22 p. – DOI: 10.3390/analytics4030022
11. Analysis of the CAMEL Ratio in Predicting Bankruptcy Using the Altman Z-Score Approach: Evidence from Islamic Commercial Banks in Indonesia (2010–2021). ROE: Research of Economics and Business. – 2025. – №1(2). – P. 99–107. – DOI: 10.70895/roe.v1i2.81
12. Vásquez-Serpa L. Challenges of Artificial Intelligence for the Prevention and Identification of Bankruptcy Risk in Financial Institutions: A Systematic Review. J. Risk Financial Manag. – 2025. – №18. – 26 p. – DOI: 10.3390/jrfm18010026
13. Bidzhoyan D. Stress-testirovanie kak instrument ocenki riskov bankov: obzor mezhdunarodnoj praktiki, metodov i metodologii [Stress testing as a banking risk assessment tool: a review of international practice, methods and methodology] // Economics of Contemporary Russia. – 2020. – №4(91). – URL: <https://cyberleninka.ru/> [in Russian]
14. Nacional'nyj Bank Respublik Kazahstan. Statistika bankovskogo sektora [National Bank of the Republic of Kazakhstan. Banking sector statistics]. – 2020. – URL: <https://nationalbank.kz>. [in Russian]
15. Kazahstanskij fond garantirovaniya vkladov. Otchet o deyatel'nosti po likvidacii problemnyh bankov [Kazakhstan Deposit Insurance Fund]. Report on activities to liquidate problem banks. – 2019. [in Russian]

Мархаева Б.А., Парманова Р.С., Баймольдаева М.Т., Аскарова М.Ж.

## ҚАЗАҚСТАНДАҒЫ КОММЕРЦИЯЛЫҚ БАНКТЕР ҮШІН БАНКРОТТЫҚҚА ҰШЫРАУ ТӘУЕКЕЛІН БАҒАЛАУ МОДЕЛЬДЕРІН ВАЛИДАЦИЯЛАУ

### Андатпа

Мақала қаржы секторының жоғары құбылмалылығы жағдайында Қазақстанның коммерциялық банктерінің банкроттық тәуекелін бағалау модельдерін валидациялауға арналған. Зерттеудің мақсаты банктердің қаржылық төлем қабілетсіздігін диагностикалаудың классикалық және заманауи модельдерінің барабарлығын, болжамдық қабілеті мен тұрақтылығын тексеруде анықталды. Банкроттық ықтималдығын эконометрикалық модельдеу әдістері, Э.Альтман және Р. Таффлер модельдері, CAMELS реттеуші моделі, машиналық оқытуудың заманауи әдістері, атап айтқанда Random Forest талданды. Логистикалық регрессия және Random forest модельдері анықталды, олар болжамдардың дәлдігі мен тұрақтылығының жоғары көрсеткіштерін қамтамасыз етті, әсіресе қаржылық және макроэкономикалық көрсеткіштердің кеңейтілген жиынтығын пайдалану кезінде. Қолайсыз сценарийлерді іске асыру кезінде банктердің банкроттық ықтималдығының өсуін растиған стресс-тестілеу көрсеткіштерінің нәтижелері анықталды. Банкроттық тәуекелін кешенді бағалау алгоритмі өзірленді. Қазақстанның коммерциялық банктерінің қаржылық дәрменсіздік тәуекелдерін негұрлым сенімді және уақтылы анықтауды қамтамасыз ететін практикалық қолданыстырымы мен жарамдылығы көрсетілді. Зерттеудің эмпирикалық базасы банкроттық салдарынан қызметтің тоқтатқан Қазақстанның қолданыстағы Банкі мен коммерциялық банктерін қамтиды.

Жұмыстың ғылыми жаңағылығы модельдерді кешенді валидациялау және Ұлттық банк жүйесіне бейімделген банкроттық тәуекелін бағалаудың көп сатылы алгоритмін қалыптастыру болып табылады.

Зерттеу нәтижелері банктердің қаржылық төлем қабілетсіздігін болжаудың дәлдігі мен сенімділігін арттыру үшін дәстүрлі реттеуші тәсілдерді Машиналық оқыту әдістерімен біріктірудің орындылығын растайды.

Markhayeva B., Parmanova R., Baimoldaeva M., Askarova M.

## VALIDATION OF BANKRUPTCY RISK ASSESSMENT MODELS FOR COMMERCIAL BANKS IN KAZAKHSTAN

### Annotation

The article is devoted to the validation of models for assessing the bankruptcy risk of commercial banks in Kazakhstan in conditions of increased volatility of the financial sector. The purpose of the study is to verify the adequacy, predictive ability and stability of classical and modern models for diagnosing financial insolvency of banks. The methods of econometric modeling of bankruptcy probability, E. Altman and R. Taffler models, CAMELS regulatory model, modern machine learning methods, in particular Random Forest, are analyzed. Logistic regression and Random Forest models have been identified, which have provided higher indicators of accuracy and stability of forecasts, especially when using an expanded set of financial and macroeconomic indicators. The results of stress testing indicators have been revealed, which confirmed the increased likelihood of bank bankruptcy in the implementation of adverse scenarios. An algorithm for a comprehensive bankruptcy risk assessment has been developed. The practical applicability and validity are demonstrated, ensuring a more reliable and timely identification of the risks of financial insolvency of commercial banks in Kazakhstan. The empirical base of the study includes data from an existing bank and commercial banks in Kazakhstan that have ceased operations due to bankruptcy.

The scientific novelty of the work lies in the comprehensive validation of models and the formation of a multi-stage algorithm for assessing bankruptcy risk, adapted to the national banking system.

The results of the study confirm the feasibility of integrating traditional regulatory approaches with machine learning methods to improve the accuracy and reliability of forecasting financial insolvency of banks.

