УДК 336.71

Шантар Е.В.
выпускник
факультет «Экономический»
Гомельский государственный университет им. Ф. Скорины
Беларусь, г. Гомель

КРИТЕРИИ ОЦЕНКИ ЭФФЕКТИВНОСТИ СКОРИНГОВЫХ МОДЕЛЕЙ И ИХ ПРИМЕНЕНИЕ В ПРАКТИКЕ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ БАНКОВ РЕСПУБЛИКИ БЕЛАРУСЬ

Аннотация: В статье рассматриваются критерии оценки эффективности скоринговых моделей, применяемых в банковской практике для оценки кредитоспособности заёмщиков. Особое внимание уделяется метрикам дискриминационной способности, калибровке и стабильности моделей. Показана роль гибридных моделей и Explainable AI в повышении точности и прозрачности кредитных решений.

Ключевые слова: кредитный скоринг, скоринговые модели, коэффициент Джини, AUC, статистика Колмогорова–Смирнова, валидация моделей, управление кредитным риском, банки Республики Беларусь, машинное обучение, Explainable AI.

Shantar E.V.
Graduate
Faculty of Economics
Francisk Skorina Gomel State University
Belarus, Gomel

CRITERIA FOR EVALUATING THE EFFECTIVENESS OF SCORING MODELS AND THEIR APPLICATION IN THE PRACTICE OF BANKS OF THE REPUBLIC OF BELARUS

Abstract: The article examines the criteria for evaluating the effectiveness of scoring models used in banking practice to assess the creditworthiness of borrowers. Particular attention is paid to the metrics of discriminatory power, model calibration, and stability. The role of hybrid models and Explainable AI in improving the accuracy and transparency of credit decisions is demonstrated.

Keywords: credit scoring, scoring models, Gini coefficient, AUC, Kolmogorov–Smirnov statistic, model validation, credit risk management, banks of the Republic of Belarus, machine learning, Explainable AI.

В условиях цифровизации банковской деятельности и ужесточения требований к управлению кредитными рисками скоринговые модели становятся ключевым инструментом оценки кредитоспособности заёмщиков. Эффективность таких моделей напрямую влияет на качество кредитного портфеля, уровень проблемной задолженности и конкурентоспособность банка [1]. В Республике Беларусь развитие скоринговых систем происходит в рамках риск-ориентированного подхода, реализуемого Национальным банком, и опирается как на данные Кредитного регистра, так и на внутренние модели коммерческих банков [2] – [4]. Эффективность скоринговой модели оценивается по нескольким группам критериев. Основным является дискриминационная способность — умение модели разделять «хороших» и «плохих» заёмщиков. Наиболее распространёнными метриками выступают коэффициент Джини (Gini), площадь под ROC-кривой (AUC) и статистика Колмогорова–Смирнова (KS) [5]. Коэффициент Джини связан с AUC соотношением $Gini = 2 \times AUC - 1$ и принимает значения от 0 (случайное ранжирование) до 1 (идеальное разделение). Значения Gini выше 0,4–0,5 обычно рассматриваются как приемлемые для кредитного скоринга, а значения 0,6 и выше — как высокие. Статистика KS отражает максимальное расхождение кумулятивных распределений «хороших» и «плохих» заёмщиков; на

практике значения KS в диапазоне 0,3–0,5 считаются удовлетворительными, а выше 0,5 — хорошими. Важным критерием является калибровка модели — соответствие прогнозируемой вероятности дефолта фактической частоте наступления события. Даже модель с высокой дискриминационной способностью может систематически завышать или занижать вероятность дефолта, что приводит к ошибкам при установлении лимитов и формировании резервов. Стабильность модели во времени оценивается с помощью индекса стабильности популяции (PSI) и сравнения метрик на обучающей и тестовой (out-of-time) выборках. Существенное расхождение показателей сигнализирует о дрейфе данных или переобучении и требует пересмотра модели. Дополнительно анализируются точность, полнота, F1-мера, а также экономическая эффективность — влияние модели на уровень одобрения, долю дефолтов и операционные затраты. В практике банков Республики Беларусь скоринговые модели применяются как в розничном, так и в корпоративном кредитовании. Национальный банк с 2015 года предоставляет банкам общую скоринговую модель на основе данных Кредитного регистра, что позволяет использовать унифицированную оценку кредитной истории физических лиц. Коммерческие банки дополняют её собственными моделями, учитывающими внутренние данные, финансовую отчётность, поведенческие характеристики и альтернативные источники информации. Для корпоративных заёмщиков чаще используются гибридные подходы, сочетающие экспертную оценку, финансовые коэффициенты и элементы машинного обучения. Нормативные требования Национального банка обязывают кредитные организации закреплять в локальных правовых актах методики оценки кредитного риска, критерии классификации активов и процедуры валидации моделей [6]. Банки самостоятельно определяют количественные и качественные показатели, однако должны обеспечивать регулярный мониторинг качества моделей, их актуализацию и управление

модельным риском. В условиях цифровизации всё большее распространение получают алгоритмы градиентного бустинга (в том числе CatBoost), логистическая регрессия и методы интерпретируемого искусственного интеллекта (Explainable AI), позволяющие сочетать высокую точность с прозрачностью решений. Отечественные исследования подтверждают практическую применимость современных подходов. Так, модели на основе логистической регрессии и методов машинного обучения, построенные на данных белорусских банков, демонстрируют приемлемые значения коэффициента Джини (порядка 0,55–0,60) и позволяют повысить точность отсечения рисковых заёмщиков. Вместе с тем сохраняются ограничения, связанные с объёмом и качеством данных по корпоративному сегменту, необходимостью обеспечения интерпретируемости сложных моделей и соблюдения требований по защите персональных данных.

Таким образом, оценка эффективности скоринговых моделей в банковской практике Республики Беларусь базируется на комплексе статистических и экономических критериев, среди которых ведущую роль играют дискриминационная способность (Gini, AUC, KS), калибровка и стабильность. Применение этих критериев позволяет банкам повышать качество кредитных решений, снижать уровень проблемной задолженности и соответствовать регуляторным требованиям. Дальнейшее развитие скоринговых систем связано с интеграцией методов машинного обучения, расширением источников данных и совершенствованием процедур валидации моделей в рамках цифровой трансформации банковского сектора.

Список использованных источников

1. Читая, Г. О. Скоринговая модель оценки кредитных рисков / Г. О. Читая, Д. Д. Казунова // Вестник Белорусского государственного экономического университета. – 2024. – № 1. – С. 75–85.

2. Инструкция о порядке формирования и использования специальных резервов на покрытие возможных убытков по активам и операциям, не отражённым на балансе : утв. постановлением Правления Национального банка Республики Беларусь от 28.09.2006 № 138 (с изм. и доп.) // [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://www.nbrb.by/legislation/documents/pp138.pdf – Дата доступа: 05.09.2026

3. Правила оценки деятельности банков и небанковских кредитно-финансовых организаций в целях определения уровня принимаемых ими рисков : утв. постановлением Правления Национального банка Республики Беларусь от 08.02.2022 № 53. // [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://prg.kz/document/?doc_id=36051333&ysclid=mvf7e0k1t1680500942&pos=3;11. – Дата доступа: 17.09.2026

4. Общая скоринговая модель позволит эффективнее рассчитывать вероятность погашения кредита // Пресс-центр Банка ВТБ (Беларусь). – 2015. // [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://vtb.by/press-centr/press-relizy/obshchaya-skoringovaya-model-pozvolit-effektivnee-rasschityvat-veroyatnost-pogasheniya-kredit – Дата доступа: 21.08.2026

5. Gini, KS and AUC: Grading Credit Models // ADS Finance. – 2026. // [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://futurebanking.ru/post/3761 – Дата доступа: 21.08.2026

6. Сорокин А.С. К вопросу валидации модели логистической регрессии в кредитном скоринге // [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://cyberleninka.ru/article/n/k-voprosu-validatsii-modeli-logisticheskoy-regressii-v-kreditnom-skoringe/viewer – Дата доступа: 12.08.2026