Министерство образования Республики Беларусь
Учреждение образования
Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники

УДК 004.896:336.77

Высоцкий
Максим Владимирович

СКОРИНГОВАЯ МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ КРЕДИТНОГО РИСКА

АВТОРЕФЕРАТ
на соискание степени магистра
по специальности 7-06-0612-03 – Системы управления информацией

Научный руководитель доцент,
канд.техн.наук, доцент
Жиляк Надежда
Александровна

Минск, 2026

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Работа тематически связана с задачами цифровой трансформации банковского сектора, внедрением риск-ориентированных подходов в кредитной политике и развитием методов автоматизированной оценки кредитоспособности физических лиц. Особое внимание уделяется задачам розничного кредитования в условиях массовых дистанционных каналов обслуживания, где критичны скорость принятия решений, качество ранжирования заявок и устойчивость моделей в условиях меняющейся макроэкономической и поведенческой среды [1].

Объект исследования – процессы количественной оценки кредитного риска физических лиц в розничном сегменте банковских услуг.

Предмет исследования – скоринговая модель оценки розничного кредитного риска физических лиц и подходы к её построению и совершенствованию, обеспечивающие сочетание интерпретируемости и повышенного качества прогнозирования вероятности дефолта.

Цель исследования – разработка и обоснование скоринговой модели оценки розничного кредитного риска, обеспечивающей повышение качества ранжирования заявок и точности оценки вероятности дефолта по сравнению с базовыми интерпретируемыми скоринговыми моделями при сохранении объяснимости результатов.

Для достижения цели в настоящем исследовании в рамках диссертационной магистерской работы поставлены следующие задачи:

– проанализировать классические и современные подходы к построению скоринговых моделей оценки розничного кредитного риска, а также требования к ним со стороны бизнеса, внутреннего контроля и регулятора с точки зрения дискриминации, калибровки, интерпретируемости и эксплуатационной реализуемости;

– сформулировать постановку задачи оценки вероятности дефолта по заявке и критерии качества скоринговой модели оценки кредитного риска, включая метрики дискриминации, калибровки и устойчивости в динамике;

– разработать и обосновать усовершенствованную гибридную скоринговую модель оценки кредитного риска, сочетающую интерпретируемую скоркард-структуру и дополнительную предсказательную компоненту, полученную из нелинейного алгоритма машинного обучения;

– реализовать вычислительные эксперименты на репрезентативной выборке заявок (FICO HELOC), построить базовую и усовершенствованную скоринговые модели оценки кредитного риска и выполнить их сравнительную оценку по согласованному набору метрик качества;

– сформировать практические рекомендации по интеграции гибридной скоринговой модели оценки кредитного риска в кредитный конвейер, мониторингу её качества и управлению версиями в условиях реальной банковской инфраструктуры.

Методологическую основу работы составляют общенаучные методы анализа, синтеза, сравнения и обобщения, а также прикладные методы математической статистики и эконометрики. На уровне моделирования используются логистическая регрессия, анализ информативности признаков и стабильности распределений, а также ансамблевые методы машинного обучения (градиентный бустинг) для построения усиленной предсказательной компоненты. Свойства моделей исследуются в форме вычислительных экспериментов на исторических данных выборки FICO HELOC.

Эмпирической базой исследования является открытая выборка FICO HELOC с историческими данными по заёмщикам и фактам наступления/ненаступления дефолта. Набор представляет собой анонимизированные записи по заявкам на кредитную линию под залог жилья и включает агрегированные показатели кредитной нагрузки, структуры портфеля и кредитной дисциплины. Использование общедоступного набора данных позволяет сопоставлять полученные результаты с зарубежными работами по кредитному скорингу и обеспечивает возможность внешней проверки воспроизводимости методики и выводов.

Научная новизна работы заключается в разработке и экспериментальном обосновании гибридной скоринговой модели розничного кредитного риска, в которой интерпретируемая скоркард-модель дополняется агрегированной предсказательной компонентой, полученной из нелинейного алгоритма машинного обучения (градиентного бустинга). Показано, что такая гибридная модель обеспечивает повышение дискриминационной способности по сравнению с базовой интерпретируемой моделью при сохранении прозрачности расчётов и совместимости с регуляторными требованиями к моделям кредитного риска.

Практическая значимость работы заключается в том, что предложенный подход позволяет:

– повысить качество ранжирования кредитного риска по сравнению с классической интерпретируемой скоринговой моделью без отказа от привычной балльной шкалы и прозрачных причин решений;

– формализовать требования к признаковому пакету, процедурам валидации, калибровки и мониторинга скоринговых моделей, что облегчает их согласование с внутренним контролем, риск-комитетами и надзорными органами;

– интегрировать гибридную скоринговую модель в действующий кредитный конвейер с опорой на существующие каналы данных и ИТ-инфраструктуру, не требуя радикальной переработки бизнес-процессов;

– использовать разработанные решения при модернизации действующих скоринговых систем и создании новых моделей в банках и иных кредитных организациях, а также в учебном процессе при подготовке специалистов по управлению банковским риском и анализу данных.

Личный вклад автора заключается в следующем:

– выполнен анализ требований к скоринговым моделям розничного кредитного риска и обоснован выбор базовой скоркард-модели в качестве отправной точки исследования;

– построены и настроены базовая скоркард-модель, нелинейная модель «учитель» (градиентный бустинг) и гибридная скоринговая модель на данных выборки FICO HELOC;

– проведён сравнительный анализ качества моделей по комплексу метрик дискриминации, калибровки и устойчивости;

– подготовлены практические рекомендации по интеграции гибридной модели в кредитный конвейер, мониторингу её качества и управлению версиями в промышленном контуре.

Все основные этапы исследования, от постановки задачи и подготовки данных до построения моделей и интерпретации результатов, выполнены автором самостоятельно при консультационной поддержке научного руководителя.

Результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на международной научной конференции (Минск: БГУИР, 2023) и VIII международной научно-технической конференции (БГТУ, 2025), что подтверждает их научную и практическую значимость.

Структурно диссертация состоит из введения, четырёх глав, заключения и библиографического списка. В первой главе изложены теоретические основы и выполнен обзор существующих методов оценки кредитного риска и требований к скоринговым моделям. Во второй главе сформулированы постановка задачи, описаны исходные данные, выходные параметры модели и метрики оценки качества. В третьей главе представлены построение базовой интерпретируемой модели, нелинейной модели «учитель», разработка гибридного варианта и результаты вычислительных экспериментов по сравнению моделей. В четвёртой главе рассмотрены архитектура внедрения гибридной модели в кредитный конвейер, оценка потенциального экономического эффекта её использования и рекомендации по мониторингу качества и управлению версиями.

ВВЕДЕНИЕ

Современные кредитные организации работают в условиях растущей конкуренции, ужесточения регуляторных требований и ускоряющейся цифровизации финансовых услуг. Массовый переход к дистанционным каналам обслуживания, рост доли онлайн-заявок и сокращение времени, отводимого на принятие решения по клиенту, делают автоматизированные скоринговые системы ключевым элементом управления розничным кредитным риском. От их качества зависят уровень ожидаемых потерь, прибыльность портфеля и устойчивость кредитной политики в меняющейся макроэкономической и поведенческой среде [5].

Центральным элементом таких систем выступают модели оценки вероятности дефолта заёмщика на заданном горизонте наблюдения. К ним одновременно предъявляется комплекс требований. С одной стороны, модель должна обеспечивать высокое качество ранжирования заявителей по уровню риска, позволяя эффективно отделять надёжных клиентов от заёмщиков с повышенным риском дефолта и поддерживать конкурентоспособную долю одобрений. С другой стороны, требуется корректная калибровка вероятностных прогнозов, чтобы предсказанные значения вероятности дефолта соответствовали фактическим долям дефолтов по сопоставимым группам клиентов и могли использоваться в управленческих расчётах и регуляторной отчётности [6].

Дополнительное измерение составляет объяснимость и управляемость скоринговых решений. Модель должна формировать понятные и экономически осмысленные причины решений, быть воспроизводимой и доступной для проверки со стороны внутреннего контроля и надзорных органов. В условиях развитого корпоративного управления и риск-ориентированных подходов важны также прозрачные процедуры разработки, валидации и мониторинга модели, формализованные регламенты её пересмотра и управления версиями. Нарушение любого из этих требований делает скоринговую систему либо малополезной для бизнеса, либо уязвимой с точки зрения регулирования и операционного риска [7].

На практике эта совокупность требований приводит к устойчивому методологическому конфликту. Традиционные интерпретируемые модели, основанные на линейных спецификациях и упорядоченных преобразованиях признаков, хорошо вписываются в регуляторный контур, обеспечивают прозрачность и технологическую простоту эксплуатации, но ограничены в учёте нелинейностей и сложных взаимодействий факторов, что может приводить к потере дискриминационной способности на многомерных и неоднородных выборках. Современные нелинейные алгоритмы машинного обучения (ансамбли деревьев решений, градиентный бустинг, нейросетевые модели), напротив,

ориентированы на максимизацию предсказательной мощности и зачастую демонстрируют более высокие значения интегральных метрик качества, но уступают по объяснимости, усложняют калибровку вероятностей и предъявляют повышенные требования к инфраструктуре и процедурам аудита.

Дополнительную сложность вносит изменчивость данных. Распределения признаков и базовый уровень кредитного риска изменяются под влиянием макроэкономических шоков, трансформации продуктовой линейки, эволюции поведения заёмщиков и каналов продаж. Модели, ориентированные только на достижение максимальной точности в ограниченном историческом периоде и не подкреплённые регламентами стабилизации и обслуживания, быстро теряют калибровку и начинают выдавать некорректные оценки вероятности дефолта. Это приводит к ошибкам в лимитной политике, ценообразовании и управлении капиталом.

Существующие исследования в области кредитного скоринга предлагают широкий спектр решений – от классических статистических моделей до сложных алгоритмов машинного обучения. В то же время вопросы совместного учёта дискриминации, калибровки, объяснимости и эксплуатационной устойчивости во многом остаются открытыми, особенно в контексте массового розничного кредитования и ограничений реальных банковских ИТ-ландшафтов. Практика показывает, что банки нередко вынуждены выбирать между регуляторно-дружественными моделями и моделями с максимально высокой дискриминационной способностью, не имея отработанных инструментов для сбалансированного компромисса.

В этой связи научная проблема настоящего исследования состоит в обосновании такого подхода к построению и эксплуатации моделей оценки вероятности дефолта, который позволил бы совместить предсказательную силу современных методов с требованиями интерпретируемости, калибровки и технологической реализуемости в реальном кредитном конвейере. Исследование направлено на разработку и проверку подхода к построению скоринговой модели розничного кредитного риска, уменьшающего указанный методологический конфликт и обеспечивающего более сбалансированное выполнение требований бизнеса, регулятора и эксплуатации [8–11].

КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Диссертационная работа состоит из введения, четырёх глав, заключения, списка использованных источников. Общий объём диссертации составляет 82 страниц машинописного текста, содержит 29 таблиц. Библиографический список включает 32 наименования.

В общей характеристике работы определены объект, предмет, цель и задачи исследования, охарактеризованы научная новизна и практическая значимость результатов. Во введении обоснована актуальность темы и сформулирована научная проблема, связанная с необходимостью совмещения высокой предсказательной способности моделей кредитного риска с требованиями интерпретируемости, калибровки и эксплуатационной устойчивости в условиях реального кредитного конвейера.

В первой главе «Анализ и обзор существующих методов оценки кредитного риска» рассмотрены основные подходы к моделированию розничного кредитного риска: детерминированные правила и экспертные балльные карты, классические статистические методы (логистическая регрессия, дискриминантный анализ), скоркард-модели на основе WOE-признаков, ансамбли деревьев решений (случайный лес, градиентный бустинг), модели выживаемости, нейросетевые модели для табличных данных и гибридные схемы «учитель–ученик». Для всех указанных классов проанализированы их преимущества и ограничения с точки зрения дискриминационной способности, калибровки вероятностей, интерпретируемости, готовности к аудиту и технологической реализуемости в кредитном конвейере. Отдельное внимание уделено требованиям регуляторов и внутреннего контроля к скоринговым моделям, а также необходимости балансировки качества ранжирования, устойчивости во времени и эксплуатационной пригодности. По итогам главы обоснована целесообразность использования в качестве методологической основы интерпретируемой скоркард-модели на базе логистической регрессии в сочетании с более сложной ансамблевой моделью «учитель» на основе градиентного бустинга, что задаёт направление для разработки гибридного подхода в последующих главах.

Во второй главе «Постановка задачи» уточнены формальные рамки исследования. Сформулирована проблема построения скоринговой модели розничного кредитного риска, которая при заданных требованиях к объяснимости, калибровке и технологической совместимости обеспечивает качество ранжирования, сопоставимое с современными нелинейными методами. Сформулирована гипотеза о том, что гибридная скоринговая модель, дополняющая интерпретируемую структуру агрегированным фактором, полученным из нелинейной модели «учитель», позволит улучшить

дискриминацию без утраты прозрачности и управляемости. Дана формализация задачи в постановке вероятностной классификации по заявкам, описаны входные данные (набор FICO HELOC, структура признаков, целевая переменная), выходные параметры модели (вероятность дефолта, скоринговый балл, решение по заявке, сервисные атрибуты версионирования) и согласованный набор метрик качества: ROC-AUC, коэффициент Джини, статистика Колмогорова–Смирнова, bad rate и децильный анализ PD, показатели Brier и LogLoss, а также индексы стабильности PSI и информативности IV.

В третьей главе «Описание и разработка скоринговой модели» изложена архитектура гибридного решения, объединяющего интерпретируемую скоркард-модель и нелинейную модель «учитель» на единой витрине признаков, построенной по данным FICO HELOC с разбиением на обучающую, валидационную и тестовую выборки. Подробно описана подготовка признакового пакета для базовой скоркард-модели: очистка данных, аудит пропусков и описательной статистики, бининг числовых и категориальных признаков с выделением служебных состояний, расчёт WOE с аддитивным сглаживанием, оценка информативности IV и стабильности PSI, а также отбор факторов с учётом корреляций и устойчивости IV на разных срезах. На основе отобранных WOE-признаков обучена логистическая скоркард-модель, для которой сформирована балльная шкала с фиксированными параметрами (PDO, опорный балл, базовые odds), и проведена оценка качества по ROC-AUC, Gini, KS, Brier score, LogLoss, децильному анализу и PSI по баллу. Далее построена нелинейная модель «учитель» на основе градиентного бустинга над деревьями, обученная на исходных признаках без WOE-преобразования; описаны ключевые гиперпараметры и показано, что модель «учитель» обеспечивает более высокую дискриминацию и калибровку по сравнению с базовой скоркард-моделью при сохранении приемлемой стабильности логиВ третьей главе «Описание и разработка скоринговой модели» изложена архитектура гибридного решения, объединяющего интерпретируемую скоркард-модель и нелинейную модель «учитель» на единой витрине признаков, построенной по данным FICO HELOC с разбиением на обучающую, валидационную и тестовую выборки. Подробно описана подготовка признакового пакета для базовой скоркард-модели: очистка данных, аудит пропусков и описательной статистики, бининг числовых и категориальных признаков с выделением служебных состояний, расчёт WOE с аддитивным сглаживанием, оценка информативности IV и стабильности PSI, а также отбор факторов с учётом корреляций и устойчивости IV на разных срезах. На основе отобранных WOE-признаков обучена логистическая скоркард-модель, для которой сформирована балльная шкала с фиксированными параметрами (PDO, опорный балл, базовые odds), и проведена оценка качества по ROC-AUC, Gini, KS, Brier score, LogLoss, децильному анализу и PSI по баллу. Далее

построена нелинейная модель «учитель» на основе градиентного бустинга над деревьями, обученная на исходных признаках без WOE-преобразования. Описаны ключевые гиперпараметры и показано, что модель «учитель» обеспечивает более высокую дискриминацию и калибровку по сравнению с базовой скоркард-моделью при сохранении приемлемой стабильности логитов. На основе вероятностных оценок учителя сформирован агрегированный признак TeacherLogit (логит учителя), включённый в логистическую скоркард-регрессию в качестве дополнительного фактора, что позволило построить гибридную скоркард-модель. Сравнительный анализ трёх моделей по согласованному набору метрик показывает, что гибридная модель обеспечивает устойчивый прирост Gini, KS и калибровочных показателей относительно базового скоркарда, приближаясь к качеству нелинейного ансамбля при сохранении интерпретируемой структуры, единой балльной шкалы и допустимых значений PSI по скоринговому баллу, что делает её пригодной для промышленного внедрения и регуляторного согласования.тов. На основе вероятностных оценок учителя сформирован агрегированный признак TeacherLogit (логит учителя), включённый в логистическую скоркард-регрессию в качестве дополнительного фактора, что позволило построить гибридную скоркард-модель. Сравнительный анализ трёх моделей по согласованному набору метрик показывает, что гибридная модель обеспечивает устойчивый прирост Gini, KS и калибровочных показателей относительно базового скоркарда, приближаясь к качеству нелинейного ансамбля при сохранении интерпретируемой структуры, единой балльной шкалы и допустимых значений PSI по скоринговому баллу, что делает её пригодной для промышленного внедрения и регуляторного согласования.

В четвёртой главе «Архитектура внедрения гибридной скоркард-модели и оценка её практической эффективности» рассмотрены вопросы промышленного применения разработанного подхода. Описана прикладная архитектура включения гибридной модели в кредитный конвейер: от поступления и первичной проверки заявки, формирования исходных признаков и их преобразования в WOE-формат до расчёта агрегированного признака TeacherLogit, применения гибридной скоркард-модели и формирования выходных параметров (вероятность дефолта, балльный счёт, решение по заявке, сервисные атрибуты версионирования и объяснимости). На основе децильного анализа и условных портфельных допущений показано, как прирост дискриминации гибридной модели может быть конвертирован в потенциальный экономический эффект: снижение доли дефолтов в одобренном сегменте при неизменном объёме выдач, увеличение объёма автоматических одобрений при фиксированном целевом уровне риска и сокращение доли заявок, направляемых на ручной разбор. Сформулированы типовые сценарии использования гибридной модели в кредитной политике и указано, как эффект масштабируется

при росте объёма заявок. Предложена трёхуровневая схема мониторинга качества гибридной модели (входные данные, дискриминация и калибровка, бизнес- и операционные показатели) с использованием IV, PSI, ROC-AUC, Gini, KS, децильных и калибровочных таблиц. Для ключевых индикаторов заданы пороговые значения и «светофорная» схема интерпретации, определяющая режим штатного мониторинга, усиленного наблюдения и условия запуска процедуры пересмотра и переобучения модели, что обеспечивает управляемую эволюцию скоринговой системы в промышленной эксплуатации.

В заключении подведены итоги выполненного исследования и показано, что гибридная скоркард-модель позволяет повысить качество ранжирования кредитного риска без ухудшения калибровки и потери прозрачности. Предложенный подход сокращает разрыв между интерпретируемостью и предсказательной силой моделей, обеспечивая прирост дискриминационных метрик при сохранении регуляторной приемлемости и технологической реализуемости. Сформированный методический и прикладной комплекс, включающий построение базовой и гибридной моделей, оценку потенциального экономического эффекта и регламенты мониторинга, может быть использован кредитными организациями при модернизации действующих скоринговых систем в розничном сегменте.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В исследовании решена задача разработки и обоснования подхода к построению скоринговой модели розничного кредитного риска, который улучшает качество прогнозирования по сравнению с классической интерпретируемой скоркард-моделью при сохранении требований к объяснимости, технологической реализуемости и регуляторной приемлемости.

В ходе работы были последовательно выполнены следующие задачи, что обеспечило достижение поставленной цели:

– проанализированы классические и современные подходы к построению скоринговых моделей оценки розничного кредитного риска, а также требования к ним со стороны бизнеса, внутреннего контроля и регулятора с точки зрения дискриминации, калибровки, интерпретируемости и эксплуатационной реализуемости;

– сформулирована постановка задачи оценки вероятности дефолта по заявке и критерии качества скоринговой модели оценки кредитного риска, включая метрики дискриминации, калибровки и устойчивости в динамике;

– разработана и обоснована усовершенствованная гибридная скоринговая модель оценки кредитного риска, сочетающая интерпретируемую скоркард-структуру и дополнительную предсказательную компоненту, полученную из нелинейного алгоритма машинного обучения;

– реализованы вычислительные эксперименты на репрезентативной выборке заявок (FICO HELOC), построить базовую и усовершенствованную скоринговые модели оценки кредитного риска и выполнить их сравнительную оценку по согласованному набору метрик качества;

– сформированы практические рекомендации по интеграции гибридной скоринговой модели оценки кредитного риска в кредитный конвейер, мониторингу её качества и управлению версиями в условиях реальной банковской инфраструктуры.

В теоретической части систематизированы подходы к моделированию кредитного риска в розничном сегменте: рассмотрены логистические скоркарды с WOE-признаками, нелинейные ансамбли (градиентный бустинг над деревьями решений) и гибридные архитектуры «учитель–ученик». Показано, что процедуры бининга, расчёта WOE, IV и PSI необходимы как для построения модели, так и для дальнейшего регламентированного мониторинга скоринговых систем.

На эмпирических данных FICO HELOC построены три модели: базовая скоркард-модель, нелинейная модель «учитель» и гибридная скоркард-модель с логитом учителя в качестве агрегированного фактора. Для всех трёх вариантов проведён сопоставимый анализ по ROC-AUC, Gini, Brier score, LogLoss,

статистике KS, децильным профилям PD и bad rate, а также по IV и PSI. Результаты показывают, что базовая скоркард-модель обеспечивает требуемую интерпретируемость, модель «учитель» даёт наибольшую дискриминационную способность за счёт учёта нелинейностей, а гибридная модель обеспечивает устойчивый прирост дискриминационных метрик относительно базовой модели при сопоставимом уровне калибровки и приемлемой стабильности.

Гибридная скоркард-модель эмпирически подтвердила гипотезу работы: при использовании тех же данных и процедур выборочного разбиения она обеспечивает более высокое качество ранжирования заявок по уровню риска по сравнению с классической скоркардой, не ухудшая калибровку и сохраняя прозрачную линейную структуру скоринговой формулы. Тем самым достигается баланс между предсказательной способностью и объяснимостью, а часть выигрыша нелинейной модели «учитель» переносится в формат, совместимый с требованиями риск-менеджмента и надзора.

В прикладном аспекте исследования разработана концептуальная архитектура встраивания гибридной модели в кредитный процесс. На уровне проектного контура описан возможный порядок использования: от поступления и первичной валидации заявки, формирования исходных признаков и их WOE-преобразования до расчёта TeacherLogit, применения скоринговой формулы и использования балльной шкалы для автоматического одобрения, отказа и направления на ручной андеррайтинг. На основе сценарного анализа показано, каким образом прирост дискриминации гибридной модели может быть потенциально конвертирован в экономический эффект за счёт снижения ожидаемых потерь при сохранении объёма выдач и более точной настройки порогов кредитной политики.

Сформулирован набор рекомендаций по мониторингу качества и управлению жизненным циклом скоринговой модели. Предложена трёхуровневая схема мониторинга и светофорная интерпретация индикаторов, позволяющая разграничивать режимы наблюдения, локальной перенастройки порогов и принятия решения о переобучении модели.

Таким образом, в работе сформирован завершённый методический и прикладной комплекс, включающий построение базовой скоркарды, разработку модели «учитель», конструирование гибридной модели, их сопоставительный анализ, а также принципы внедрения и мониторинга в виде проектной архитектуры. Полученные результаты могут быть использованы кредитными организациями при модернизации скоринговых систем в розничном сегменте, когда требуется повысить качество оценки риска по сравнению с классическими скоркард-моделями при сохранении прозрачности, воспроизводимости и управляемости процесса принятия решений по кредитным заявкам.

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ СОИСКАТЕЛЯ

[1–А.] М. В. Высоцкий, Н. А. Жиляк, Р. А. Шабанович // Информационные технологии и системы 2023 (ИТС 2023): материалы Международной научной конференции, Минск, БГУИР, 2023– С. 181–182.

[2–А.] М. В. Высоцкий, Н. А. Жиляк// Передовые технологии и инновации в образовании и науке для улучшения качества жизни и стимулирования устойчивого экономического роста : сборник статей VIII Международной научно-технической конференции, Минск, БГТУ, 2025 г. : в 3 т. Т. 1 – С. 309–312.