

УДК 338

DOI 10.26118/7235.2025.12.88.046

Яворский Станислав Станиславович

Московская международная академия

## Риск-модели в банкинге

**Аннотация.** Статья рассматривает банковскую деятельность как многоуровневую систему финансовых услуг для домохозяйств, корпоративных и публичных субъектов, что обуславливает сложный и взаимосвязанный профиль рисков. На основе анализа теоретических и нормативных источников обобщается классификация банковских рисков: кредитные, рыночные, нефинансовые и ликвидностные, а также их трансмиссионные связи, усиливающие уязвимость в стрессовых режимах. Особый акцент делается на ключевых параметрах моделей кредитного риска — вероятности дефолта заемщика, доле потерь при неплатежеспособности и величине невыбранных обязательств/кредитной экспозиции, на методах их оценки (от интерпретируемых статистических подходов до ансамблей методов интеллектуального анализа данных), а также на увязке с макроэкономическими сценариями для расчета ожидаемых и неожиданных потерь и определения требуемых капитальных резервов. Показано, что повышение точности прогнозов за счет методов автоматизированного обучения требует усиления процедур объяснимости, устойчивости и управления риском, связанным с применением моделей.

**Ключевые слова:** банковская деятельность, риск — моделирование, банковские риски, цикл разработки, финансовые услуги.

Yavorsky Stanislav Stanislavovich

Moscow International Academy

## Risk models in banking

**Annotation.** The article considers banking activity as a multi-level system of financial services for households, corporate and public entities, which determines a complex and interconnected risk profile. Based on the analysis of theoretical and regulatory sources, the classification of banking risks is summarized: credit, market, non-financial and liquidity risks, as well as their transmission links that increase vulnerability in stress modes. Special attention is paid to the core of credit risk modeling, including PD, LGD, and CCF/EAD parameters, as well as methods for their estimation (from interpretable statistical models to machine learning ensembles) and their integration with macroeconomic scenarios for calculating expected/unexpected losses and capital buffers. It is shown that improving the accuracy of forecasts through automated learning methods requires strengthening the procedures for explainability, sustainability, and risk management associated with model use.

**Keywords:** banking activities, risk modeling, banking risks, development cycle, and financial services.

В современной литературе банковская деятельность трактуется как многосторонняя система финансовых услуг, адресованных домохозяйствам, корпоративному сектору и публичным субъектам — от органов государственной власти до муниципальных образований, действующих в интересах государства и местных сообществ [1, 2]. Такая широта клиентской базы предопределяет разнородность профиля рисков и усложняет задачи их идентификации, измерения и хеджирования.

Под банковскими рисками, следуя международным стандартам, понимается вероятность возникновения финансовых потерь в результате реализации неблагоприятных

событий или отклонений от ожидаемых параметров внешней и внутренней среды [3, 4]. Теоретические и прикладные работы предлагают классифицировать риски по источнику возникновения и передаточным каналам на четыре крупные группы.

1. Кредитный риск. В основе лежит вероятность дефолта контрагента и связанная с этим величина потерь при дефолте и экспозиция на момент события. Авторы отмечают как модельные причины уязвимости (недооценка платежеспособности, ошибки в оценке вероятности дефолта, доли потерь при неплатежеспособности и кредитной экспозиции (объема под риском)), так и макроэкономические факторы — цикличность, шоки доходов и цен активов [2, 5]. Эмпирические исследования подтверждают, что ухудшение качества андеррайтинга и процикличная политика резервирования усиливают амплитуду убытков в фазах спада [6].

2. Рыночный риск. Возникает вследствие неблагоприятных изменений рыночных цен и параметров — процентных ставок, валютных курсов, котировок и волатильности финансовых инструментов. Теоретические подходы варьируют от моделей оценки риска на основе «стоимости под риском» и «ожидаемого шока» до факторных и стрессовых методов, которые учитывают нелинейности и хвостовую зависимость [4, 7]. Процентный риск банковской книги (IRRBB) выделяется как отдельный контур с особыми поведенческими предпосылками по депозитам и досрочным погашениям [8].

3. Нефинансовые риски. К ним относят операционные, правовые и репутационные риски. Операционный риск формализован как риск потерь от сбоев процессов, людей, систем или внешних событий; в практике оценивания применяется методика оценки распределения совокупных потерь через раздельное моделирование числа событий и размера ущерба [1, 9]. Правовой риск связан с правоприменимостью неопределенностью и исполнением договорных обязательств, тогда как репутационный отражает чувствительность клиентов и регуляторов к нарушениям комплаенса и стандартов делового поведения [10].

4. Риск ликвидности. Определяется как риск неспособности своевременно исполнить обязательства без существенных потерь стоимости из-за нехватки высоколиквидных активов или доступа к фондированию. Теория различает риск фондирования и рыночной ликвидности, подчёркивая их взаимодействие в стрессовых состояниях [11]. Регуляторные рамки (коэффициент покрытия ликвидностью, показатель стабильного долгосрочного фондирования) закрепляют количественные метрики кратко- и долгосрочной устойчивости [12].

Сопоставление позиций авторов показывает консенсус относительно системности банковских рисков и необходимости интегрированного управления ими: кредитные, рыночные, нефинансовые и ликвидностные риски образуют взаимосвязанную совокупность, в которой шоки одного типа легко трансформируются в потери другого через ценовые, поведенческие и институциональные каналы [13]. В академических и методологических источниках подчёркивается роль риск-аппетита, стресс-тестирования и рамок управления модельным риском как ключевых элементов архитектуры риск-менеджмента в банках [14, 15].

В современной риск-менеджментной литературе кредитные риск-модели рассматриваются как формализованные инструменты прогнозирования распределения потерь по отдельным экспозициям и портфелям с учетом поведенческих, контрактных и макроэкономических детерминант. Базовая парадигма строится вокруг триады параметров риска — вероятности дефолта, потерь при дефолте и кредитной экспозиции/конверсии, интегрируемых в расчет ожидаемых и неожидаемых потерь, а также экономического капитала [4, 7].

Рассмотрим индивидуально-ориентированные модели:

1. Вероятность дефолта (PD). В эмпирических исследованиях PD трактуется как условная вероятность невыполнения обязательств в горизонте  $t$  при заданном наборе ковариат. Классическая практика розничного и МСБ-скоринга опирается на логистическую

регрессию и скоринговые карты благодаря интерпретируемости коэффициентов и устойчивости на ограниченных выборках [16, 17]. Современные работы дополняют линейные спецификации деревьями решений, градиентным бустингом и ансамблями, фиксируя рост качественных метрик при риске переобучения и усложнении процедур валидации [18].

2. Потери при дефолте (LGD). LGD моделируется как доля невозврата, зависящая от обеспеченности, юрисдикции, циклической фазы и характеристик взыскания. Применяются бета- и фрагментированные регрессии, квазибайесовские модели со смешанными эффектами, а также подходы с учётом ценовой динамики обеспечения [14, 16]. Теоретически обоснована циклическость LGD и её отрицательная корреляция с ценами активов, что усиливает проциклическость портфельных потерь.

3. Кредитная конверсия/экспозиция (CCF/EAD). Для внебалансовых линий и револьверных продуктов коэффициент конверсии отражает долю невыбранного лимита, становящуюся экспозицией к моменту дефолта. Исследования фиксируют зависимость CCF от поведенческой реакции заемщика, лимитной политики и макрофакторов; методически востребованы панельные регрессии и duration-подходы [1].

Параллельно с индивидуальными оценками банки применяют макро- и системные модели, связывающие ошибки в оценке вероятности дефолта, доли потерь при неплатежеспособности и кредитной экспозиции с агрегированными индикаторами — динамикой ВВП, безработицей, инфляцией, ставками и ценами активов. Подходы варьируют от векторных авторегрессий и динамических факторных моделей до структурных схем динамического стохастического общего равновесия и кредитных регистров для построения стресс-сценариев [12]. Консенсус заключается в том, что улучшение макроусловий (рост ВВП, низкие ставки) ассоциировано со снижением ошибок в оценке вероятности дефолта и доли потерь при неплатежеспособности, тогда как рецессии и ужесточение финансовых условий повышают дефолтность, просрочку и потери при дефолте, усиливая требования к капиталу [1, 2].

Современные кредитные платформы выходят за пределы узко риск-метрических задач: строятся модели склонности к мошенничеству, вероятности отклика на предложения, вероятности оттока и прогнозы доходности клиента с учётом кросс-продаж и жизненного цикла. Эти модели дополняют риск-параметры, позволяя реализовать риск-ориентированное ценообразование и оптимизацию портфеля с учётом доходности/риска.

В моделировании ошибок в оценке вероятности дефолта, доли потерь при неплатежеспособности и кредитной экспозиции (PD/LGD/CCF) активно применяются методы машинного обучения (ML):

1. Логистическая регрессия остаётся «рабочей лошадкой» PD-моделирования благодаря прозрачности, простоте калибровки к вероятностям и удобству валидации в регуляторных рамках [14].

2. Линейная/регрессии с регуляризацией применяются для прогноза непрерывных величин (например, портфельных коэффициентов убытков), а также для построения макро-эластичностей [16].

3. Кластеризация используется для поведенческой сегментации, что повышает гомогенность классов риска и точность последующих PD/LGD-оценок [18].

4. Ансамблевые методы демонстрируют улучшенные предиктивные характеристики, особенно в нелинейных и высокоразмерных пространствах признаков; их внедрение требует усиленных процедур интерпретации (метод распределения важности признаков, графики частичных зависимостей признаков) и мониторинга дрифта [19, 20].

Сравнительный анализ источников показывает устойчивый консенсус относительно роли PD, LGD и CCF как ядра кредитного риск-моделирования и необходимости их совместной калибровки на согласованных дефинициях дефолта и горизонтах. Параллельно

подчёркивается важность:

- учета цикличности и применения подходов «на текущий момент времени *«point-in-time»* для стресс-тестирования;
- интеграции высокочастотных и альтернативных данных (транзакции, поведенческие признаки) при соблюдении принципов справедливости и недискриминации;
- строгих процедур валидации и мониторинга стабильности и управления модельным риском;

Тем самым, риск-модели выполняют двоякую функцию: на микроуровне — прогнозируют поведение конкретных заемщиков через PD, LGD и CCF, на макро- и портфельном уровне — интерпретируют влияние экономических шоков на совокупное качество активов, обеспечивая основу для капитальных буферов, ценовой политики и лимитов. Эволюция методов — от интерпретируемых статистических моделей к гибридным схемам — повышает точность прогнозов, одновременно предъявляя повышенные требования к интерпретируемости, устойчивости и этическим аспектам использования данных.

Анализ теоретических основ цикла разработки риск-моделей в банковской сфере позволяет представить классическое представление о жизненном цикле разработки риск-моделей, которое опирается на процессные стандарты аналитических проектов, где ключевым ориентиром выступает многоэтапная схема с обратными связями. Наиболее распространённой рамкой считается межотраслевой стандарт процесса интеллектуального анализа данных (CRISP-DM), выделяющий шесть взаимосвязанных фаз: формирование целей и ограничений (понимание бизнеса), изучение данных, подготовка данных, моделирование, оценка и внедрение [19]. Данный цикл отражает логику преобразования предметной задачи (например, оценка вероятности дефолта, потеря при дефолте, кредитной конверсии) в статистико-алгоритмическую спецификацию, последующую эмпирическую верификацию и организационную интеграцию результатов в контуры принятия решений.

1. Понимание предметной области и постановка задачи. На этой стадии формулируются бизнес-цели (назначение модели, пользователи, решения, чувствительность к ошибкам), регуляторные и методические ограничения (определение дефолта, горизонты, данные «точка-во-времени» и «сквозь-цикл», требования к интерпретируемости и справедливости), критерии качества (точность, калиброванность, стабильность, оперативность), а также рамки управления модельным риском. В результате задача переводится в измеримые метрики и идентифицируются необходимые источники данных.

2. Изучение данных. Выполняется аудит доступности и репрезентативности источников: кредитные заявки, поведенческие и транзакционные признаки, бюро, обеспеченность, макроэкономические ряды. Оцениваются полнота, качество, системные смещения и дрифт распределений. Первичный анализ выявляет причинно значимые факторы, нелинейности и взаимодействия, формирует гипотезы о сегментации.

3. Подготовка данных. Реализуются процедуры очистки, консолидации и нормализации признаков, кодирование категорий, обработка пропусков и выбросов, создание агрегатов и лагов, конструирование поведенческих индикаторов. Критично обеспечение трассируемости преобразований, версионирование датасетов и формирование обучающих/валидационных/тестовых выборок с учётом временных срезов, чтобы избежать утечки информации.

4. Моделирование. Выбираются и настраиваются методы, согласованные с целями и ограничениями: от интерпретируемых статистических моделей (логистическая/фрагментированная регрессия, регрессии для долей) до более гибких алгоритмов (деревья, ансамбли, градиентный бустинг) и гибридных конструкций. Проводится калибровка вероятностей, регуляризация, учет несбалансированности классов, оценка чувствительности к гиперпараметрам. Для LGD/CCF — выбор адекватных распределений и цензурированных спецификаций.

5. Оценка и валидация. Проверяется соответствие модели целям и требованиям: предиктивная сила, калиброванность (калибровочные кривые), стабильность (популяционный индекс стабильности, мониторинг дрифта), дискриминационная мощность по сегментам, робастность к утратам признаков, устойчивость к экономическим режимам. Проводятся внутренние и независимые проверки, чувствительность к макрофакторам, ретро- и форвард-тесты, а также базовые стресс-оценки.

6. Внедрение и сопровождение. Определяются каналы интеграции в производственные решения (кредитование, лимиты, ценообразование, резервирование), требования к латентности и отказоустойчивости, регламентируются процессы мониторинга и периодической перекалибровки, формируются отчёты по управлению модельным риском, документация допущений и ограничений, процедуры управления изменениями.

Цикл носит итерационный характер: результаты валидации и мониторинга служат основаниями для возврата на ранние стадии — уточнения признаков, методики, сегментации и целевых метрик. В условиях меняющейся среды (новые продукты, регуляторные требования, структурные сдвиги спроса и рисков) итерации становятся плановой практикой поддержания пригодности модели.

Авторские предложения по совершенствованию цикла:

1. Двухконтурная постановка целей. Помимо оперативных метрик (точность, калиброванность) на стадии постановки задачи фиксировать стратегические критерии ценности: влияние на капитал, рентабельность с учётом риска, клиентский опыт. Это позволит проектировать модель под управленческий эффект, а не только под статистические показатели.

2. Интеграция экономических режимов. На этапе изучения и подготовки данных рекомендуется вводить «режимные» признаки и процедуры нормализации по фазам цикла, а также формировать расширенный набор сценариев для стабильности параметров. Это снижает процикличность и улучшает переносимость модели в стрессах.

3. Проектная дисциплина данных. Ввести обязательное версионирование датасетов и рецептов преобразований, репликабельные конвейеры подготовки и контроль технического долга признаков. Такая практика повышает воспроизводимость и ускоряет перекалибровку.

4. Многоуровневая валидация интерпретируемости. Для моделей повышенной сложности предусмотреть обязательные контуры объяснимости: глобальные и локальные разложения вклада признаков, стабильность важностей по времени, тесты на отсутствие недопустимой дискриминации. Это облегчает аудит и согласование с регулятором.

5. Совместная калибровка PD–LGD–EAD. Предлагается переход от изолированного обучения параметров к согласованной калибровке на совместных выборках и сценариях, что повышает консистентность расчетов ожидаемых потерь и резервов.

6. Замкнутый контур мониторинга. На стадии внедрения формировать «паспорт мониторинга» с триггерами пересмотра (дрейф признаков, деградация калибровки, смена продуктовой политики), автоматизированными дашбордами и регламентом оперативной перекалибровки, включая процедуры «быстрой замены» (fallback).

7. Встроенное стресс-тестирование. Включить регулярные стресс-оценки и чувствительность к ключевым макрофакторам в стандартный пакет валидации, а также «красные команды» для проверки уязвимостей модели к нарушениям допущений.

8. Архитектура эксплуатации и управления моделями машинного обучения. Для производственной устойчивости необходимо опираться на конвейеры развёртывания, контроль версий артефактов (данные, код, модели), тестирование перед релизом и катастрофоустойчивые механизмы отката, что уменьшает операционный риск модели.

Таким образом, классический цикл межотраслевого стандарта процесса интеллектуального анализа данных остаётся методической основой разработки риск-моделей, однако его адаптация к банковскому контексту требует усиления сценарного

измерения, управлеченческой ориентированности, дисциплины данных и производственных практик сопровождения. Предложенные дополнения повышают устойчивость моделей к структурным сдвигам, улучшают согласование со стратегическими целями банка и сокращают модельный риск на всём жизненном цикле.

Проведенный теоретический и прикладной анализ подтверждает, что банковская деятельность формирует комплексный профиль рисков, охватывающий кредитные, рыночные, нефинансовые и ликвидностные компоненты, которые взаимосвязаны и усиливают друг друга в стрессовых режимах. Консенсус литературы указывает на центральную роль параметров PD, LGD и CCF/EAD как ядра кредитного риск-моделирования и на необходимость их согласованной калибровки с учетом цикличности и макроэкономических условий. Расширение методического инструментария за счет машинного обучения повышает предиктивную точность, но одновременно обостряет требования к интерпретируемости, устойчивости и управлению модельным риском.

Классический процессный каркас разработки моделей межотраслевого стандарта процесса интеллектуального анализа данных остается релевантной нормативной базой, однако для банковского контекста требуется его усиление: включение стратегических критериев ценности, режимно-циклической нормализации, дисциплины данных и реплицируемых конвейеров архитектуры эксплуатации и управления моделями машинного обучения, а также встроенных стресс-процедур и многоуровневой валидации объяснимости. Предложенные автором дополнения формируют целостный контур «разработка — валидация — внедрение — мониторинг», ориентированный на управлеченческий эффект (капитал, рентабельность с учетом риска, качество сервиса) и снижение модельного риска на всем жизненном цикле.

Практическая значимость результатов состоит в формировании методической рамки, позволяющей:

- увязать микроуровневые оценки (PD, LGD, CCF/EAD) с портфельными и макроэкономическими сценариями;
- обеспечить воспроизводимость и оперативную перекалибровку моделей при структурных сдвигах;
- повысить предсказуемость убытков и обоснованность решений по капиталу, лимитам и ценообразованию.

Тем самым, интеграция классических и современных подходов к моделированию риска при соблюдении строгих процедур управления модельным риском является ключевым условием устойчивости банков к внешним шокам и повышения их конкурентоспособности.

### **Список источников**

1. Basel Committee on Banking Supervision (BCBS). Principles for the Sound Management of Operational Risk. 2011. / [Электрон.ресурс] // URL:<https://www.bis.org/publ/bcbs195.pdf> (дата обращения 11.10.2025 г.)
2. Saunders A., Allen L. Credit Risk Management In and Out of the Financial Crisis. 4th ed. 2022. / [Электрон.ресурс] // URL:<https://books.apple.com/us/book/credit-risk-management-in-and-out-of-the-financial-crisis/id392834389> (дата обращения 11.10.2025 г.)
3. BCBS. Guidelines on risk data aggregation and risk reporting. 2019. / [Электрон.ресурс] // URL:<https://www.bis.org/publ/bcbs239.pdf> (дата обращения 11.10.2025 г.)
4. Jorion P. Value at Risk. 4th ed. 2007. / [Электрон.ресурс] // URL:[https://openlibrary.org/works/OL2952926W/Value\\_at\\_Risk](https://openlibrary.org/works/OL2952926W/Value_at_Risk) (дата обращения 11.10.2025 г.)
5. Altman E., Sabato G. Modelling Credit Risk for SMEs. 2007. / [Электрон.ресурс] // URL:<https://www.semanticscholar.org/paper/Modelling-Credit-Risk-for-SMEs%3A-Evidence>

from-the-Altman-Sabato/db3f07b87d15eea3f9d14455537fee17153c890d (дата обращения 11.10.2025 г.)

6. Laeven L., Majnoni G. Loan Loss Provisioning and Economic Slowdowns. 2003. / [Электрон.ресурс] // URL: <https://www.semanticscholar.org/paper/Loan-loss-provisioning-and-economic-slowdowns%3A-too-Laeven-Majnoni/4fa568564c4d5968fbc04eb3968952b3f0dc1a87> (дата обращения 11.10.2025 г.)

7. Glasserman P., Heidelberger P., Shahabuddin P. Portfolio Value at Risk with Heavy Tails. 2002. / [Электрон.ресурс] // URL: <https://www.semanticscholar.org/paper/Portfolio-Value-at-Risk-with-Heavy-Tailed-Risk-Glasserman-Heidelberger/65efdf22e9c6945f41aa1dc203b194acabc50ac> (дата обращения 11.10.2025 г.)

8. BCBS. Interest Rate Risk in the Banking Book. 2016. / [Электрон.ресурс] // URL: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d368.pdf> (дата обращения 11.10.2025 г.)

9. Cruz M. Modeling, Measuring and Hedging Operational Risk. 2002. / [Электрон.ресурс] // URL: <https://www.wiley.com/en-us/Modeling%2C+Measuring+and+Hedging+Operational+Risk+-p-9780471515609> (дата обращения 11.10.2025 г.)

10. Power M. The Risk Management of Everything. 2005. / [Электрон.ресурс] // URL: <https://demos.co.uk/wp-content/uploads/files/riskmanagementofeverything.pdf> (дата обращения 11.10.2025 г.)

11. Brunnermeier M., Pedersen L. Market Liquidity and Funding Liquidity. 2009. / [Электрон.ресурс] // URL: <https://markus.scholar.princeton.edu/publications/market-liquidity-and-funding-liquidity> (дата обращения 11.10.2025 г.)

12. BCBS. Basel III: The Liquidity Coverage Ratio and liquidity risk monitoring tools. 2013. / [Электрон.ресурс] // URL: <https://www.bis.org/publ/bcbs238.pdf> (дата обращения 11.10.2025 г.)

13. Adrian T., Brunnermeier M. CoVaR. 2016. / [Электрон.ресурс] // URL: <https://www.nber.org/papers/w17454> (дата обращения 11.10.2025 г.)

14. BCBS. Stress testing principles. 2018. / [Электрон.ресурс] // URL: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d450.pdf> (дата обращения 11.10.2025 г.)

15. Morini M. Understanding and Managing Model Risk. 2011. / [Электрон.ресурс] // URL: <https://www.litres.ru/book/massimo-morini-2/understanding-and-managing-model-risk-a-practical-guide-f-31222329> (дата обращения 11.10.2025 г.)

16. Hand D., Henley W. Statistical classification methods in consumer credit scoring. 1997. / [Электрон.ресурс] // URL: <https://www.semanticscholar.org/paper/Statistical-Classification-Methods-in-Consumer-a-Hand-Henley/fa585ac49b37a801ccd1b2e49118518414c810e2> (дата обращения 11.10.2025 г.)

17. Thomas L., Crook J., Edelman D. Credit Scoring and Its Applications. 2002; Thomas L. Consumer Credit Models. 2009. / [Электрон.ресурс] // URL: <https://sciarium.com/file/120591> (дата обращения 11.10.2025 г.)

18. Мартынова У. А. Цифровой банкинг: развитие, возможности, риски / У. А. Мартынова // Скиф. Вопросы студенческой науки. – 2024. – № 5(93). – С. 667-673.

19. Rudin C. Stop explaining black box ML models for high stakes decisions. 2019. / [Электрон.ресурс] // URL: <https://www.semanticscholar.org/paper/Stop-explaining-black-box-machine-learning-models-Rudin/bc00ff34ec7772080c7039b17f7069a2f7df0889> (дата обращения 11.10.2025 г.)

20. Saunders A., Allen L. Credit Risk Management In and Out of the Financial Crisis. 2022. / [Электрон.ресурс] // URL: <https://www.litres.ru/book/anthony-saunders/credit-risk-management-in-and-out-of-the-financial-crisis-28304628> (дата обращения 11.10.2025 г.)

### Сведения об авторе

**Яворский Станислав Станиславович**, аспирант Московской международной академии, г. Москва, Россия

**Information about the author**

**Yavorsky Stanislav Stanislavovich**, PhD student at the Moscow International Academy,  
Moscow, Russia