

УДК 33 DOI: 10.14451/1.257.373

Оценка вероятности дефолта по облигациям эмитентов финансового сектора: существующие подходы и перспективы развития исследований

© 2026 Мартынов Александр Сергеевич

Аспирант. Московский университет «Синергия».

E-mail: alexmartynow@yandex.ru

© 2026 Карпунин Вячеслав Иванович

к.э.н., доцент кафедры Банковского дела Университета «Синергия».

E-mail: VIKarpunin@mail.ru

Ключевые слова: дефолт, облигации, финансовый сектор, кредитный риск, макроэкономические факторы, прогнозирование, риск-менеджмент.

В статье рассматриваются современные подходы к оценке вероятности дефолта облигаций эмитентов финансового сектора. Анализируется эволюция моделей — от дискриминантных до современных эконометрических подходов. Обосновывается необходимость интеграции финансовых, рыночных и макроэкономических факторов с учетом российской специфики.

Оценка вероятности дефолта эмитентов финансового сектора является одной из центральных задач финансовой экономики, риск-менеджмента и практической банковской деятельности. На протяжении последних десятилетий теоретические и эмпирические исследования в области прогнозирования банкротства компаний и банков получили значительное развитие, включая применение как традиционных бухгалтерских индикаторов, так и рыночных моделей, эконометрических методов и современных подходов машинного обучения. В условиях российского рынка корпоративных облигаций, в частности в сегменте финансовых организаций, проблема оценки вероятности дефолта получила допол-

нительный импульс в связи с серией дефолтов эмитентов в период с 2020 по 2026 годы. Только за 2025 год количество дефолтов достигло 48 случаев — максимум за последние 4 года (в 2024 г. — 25, в 2023 г. — 27) [2]. Регуляторные изменения, внешнеэкономические потрясения, санкционные ограничения и структурные особенности сектора усилили необходимость адаптации информативных моделей раннего предупреждения к текущим условиям.

Проведённый анализ показывает, что эволюция методов прогнозирования дефолта проходила от простых статистических моделей к более сложным динамическим и эконометрическим конструкциям, учитывающим как внутренние

характеристики эмитента, так и макроэкономическую среду. Базовые подходы включают дискриминантные модели, логит- и пробит-модели, структурные модели на основе теории опционов, а также модели выживаемости, позволяющие учитывать временную динамику вероятности дефолта. На современном этапе особое распространение получили эконометрические модели бинарного выбора, прежде всего логистическая регрессия, которая позволяет оценивать вероятность дефолта как функцию набора финансовых, рыночных и институциональных факторов.

В контексте финансового сектора логит-модели демонстрируют наибольшую практическую применимость благодаря возможности интерпретации результатов и учёту широкого спектра объясняющих переменных. В исследуемых работах вероятность дефолта формализуется через логистическую функцию, где зависимая переменная отражает факт дефолта, а независимые переменные включают показатели структуры активов и обязательств, ликвидности, качества кредитного портфеля и внешних заимствований. При этом важным направлением развития является использование панельных данных и лаговых переменных, что позволяет учитывать динамику финансового состояния эмитента и формировать модели раннего предупреждения.

Историческое развитие моделей вероятности дефолта берет начало в работах, посвященных анализу корпоративного банкротства на основе финансовой отчетности. Одной из наиболее значимых разработок в этой области является модель Z-score, предложенная в 1968 году американским экономистом Эдвардом Альтманом. В своей статье Альтман сформулировал дискриминантное уравнение, объединяющее несколько ключевых финансовых коэффициентов в единую оценочную функцию, предназначенную для прогнозирования вероятности банкротства промышленных компаний в течение следующих двух лет. Комбинируя коэффициенты оборотного капитала, отношение нераспределенной прибыли, прибыли до уплаты процентов и налогов (ЕВІТ) и выручки к активам, а также рыночную стоимость капитала к долговым обязательствам,

Альтман получил модель, демонстрирующую высокую точность классификации финансово стабильных и проблемных компаний в США [7].

Модель Альтмана широко применялась и модифицировалась в различных исследовательских контекстах, однако изначально она ориентировалась на класс промышленных фирм. Первая модификация Z-score была адаптирована к частным компаниям, где термин «рыночная стоимость капитала» заменялся на «балансовую стоимость капитала», отражая ограничения рыночных данных для непубличных компаний. Несмотря на свою популярность, классическая модель Альтмана имеет ряд ограничений: она не учитывает макроэкономические факторы, не отражает динамику временных рядов финансовых данных и ограничена применением к нефинансовым предприятиям [8].

Для финансовых организаций, особенно банков и страховых компаний, специфика бухгалтерской отчетности и структура баланса требуют иных параметров модели. Балансы банков характеризуются высокой долей финансовых активов, обязательств перед вкладчиками, межбанковскими операциями и рыночными инструментами, что снижает информативность традиционных коэффициентов, используемых в Z-score. Вместе с тем концептуальная идея агрегирования информативных показателей в единую скоринговую функцию остается фундаментальной и легла в основу многих последующих разработок в этой области.

В конце XX века в литературе сформировалось отдельное направление, посвященное раннему выявлению банковских кризисов и предкризисных состояний. Так, в работах Demirgüç-Kunt и Detragiache, выпущенных в 1998 году, использовались панельные данные по странам для выявления макроэкономических детерминант банковских кризисов. Авторы показали, что высокая инфляция, слабый экономический рост и либерализация финансовых рынков при недостаточном надзоре существенно повышают вероятность системных банковских кризисов. Хотя их исследование носило макроуровневый

характер, выводы о значимости макроэкономических переменных актуальны и для микромоделей дефолта отдельных банков [16].

Другой класс подходов к прогнозированию дефолта — структурные модели, основанные на теории опционов, впервые формализованные Робертом Мертоном в 1974 году. В рамках этой теории корпоративный дефолт рассматривается как событие, при котором рыночная стоимость активов компании становится ниже уровня её долговых обязательств к моменту погашения долга. В модели Мертона капитал фирмы трактуется как колл-опцион на её активы с ценой исполнения, равной долговому обязательству [19].

В практике оценки кредитного риска структурные модели получили развитие в рамках подходов, реализованных в аналитических продуктах, таких как модель KMV, разработанная Moody's Analytics. Эти модели используют рыночные цены акций и волатильность, чтобы оценить вероятный срок до дефолта и вероятность дефолта. Однако применение структурных моделей на российском рынке сталкивается с рядом ограничений: слабой ликвидностью акций многих организаций, в том числе финансовых, низкой прозрачностью оценки рыночной стоимости активов, а также спецификой регулирования, влияющей на структуру капитализации банков [18].

В то же время зарубежные исследования расширяют традиционные подходы включением рыночных индикаторов и динамических элементов. Например, Шумвей в 2001 году предложил гибридную модель, объединяющую элементы бухгалтерских коэффициентов и динамические рыночные спреды, что позволило повысить прогностическую точность [22]. В работах Камбелла 2008 года рассматриваются эконометрические модели, в которых сочетание финансовых коэффициентов и рыночных сигналов, таких как волатильность цен акций, существенно улучшает способность идентифицировать компании с высоким риском банкротства [12].

Немаловажным направлением являются регрессионные модели типа логит и пробит, которые

используют финансовые коэффициенты в качестве объясняющих переменных для бинарной зависимой переменной, отражающей факт дефолта. Олсон в 1980 году одним из первых реализовал логит-модель для анализа вероятности банкротства, продемонстрировав прикладную ценность таких подходов. Применение логит- и пробит-моделей особенно популярно при сравнении большого набора коэффициентов, когда задачей является выделение наиболее значимых факторов риска [20].

Современные методы предполагают также использование моделей выживаемости, которые позволяют моделировать время до наступления дефолта. Модель пропорциональных рисков Кокса (Cox Proportional Hazards Model) — один из наиболее распространенных методов оценки выживания, применяемых как в международных исследованиях, так и в отечественных эмпирических работах, адаптированных под панельные данные банковских организаций. Применение подобных моделей позволяет не только оценить вероятность дефолта в отдельный момент времени, но и построить функцию риска во времени с учётом множества финансовых и макроэкономических переменных [14].

Особое значение для эмитентов финансового сектора имеет связь между корпоративным риском и макроэкономическими условиями. В исследованиях Chen, Roll и Ross (1986) и более поздних работах показано, что макроэкономические факторы, такие как темп роста ВВП, инфляция, ставки по кредитам, волатильность валютного курса, оказывают значимое влияние на вероятность дефолта корпоративных эмитентов. В российском контексте влияние макроэкономических шоков было особенно заметно в периоды экономических потрясений — 2014–2015 и 2022–2023 годов, когда изменение внешнеэкономической конъюнктуры, санкционное давление и регуляторная переориентация повлияли на качество активов банков и страховых организаций, ухудшили доступ к внешнему финансированию и увеличили стоимость заимствований [13].

Понимание динамики дефолтов финансовых эмитентов требует также учета механизмов оценки кредитных спредов и индикаторов риска ликвидности. В работе Crouhy, Galai и Mark (2000) подчеркивается важность стресс-тестирования как инструмента выявления уязвимостей финансовых институтов под воздействием неблагоприятных экономических сценариев. Модели стресс-тестов интегрируют макроэкономические шоки в банковские балансовые показатели, позволяя количественно оценить пределы устойчивости [15].

Российские исследования, отражающие специфику банковского и страхового сектора, представлены работами таких авторов, как Карминский, Костров, Мурзенков и другими. В частности, в работах Карминского применялась логит-регрессия для оценки вероятности дефолта российских банков, используя CAMELS-показатели, включающие параметры оценки капитала, активов, действий менеджмента, прибыли и ликвидности. Анализ продемонстрировал значимость как линейных, так и нелинейных эффектов таких коэффициентов [4].

Развитие отечественных исследований в области оценки вероятности дефолта финансовых организаций во многом происходило в условиях международных стандартов регулирования и трансформации самого российского финансового рынка. Существенное влияние на формирование методологической базы оказали положения Базельского комитета по банковскому надзору, в частности документы Basel II и Basel III [9; 10], предполагающие использование внутренних рейтинговых моделей (IRB-подход) для расчета регуляторного капитала. В рамках IRB-подхода ключевым параметром становится вероятность дефолта, оцениваемая на основе исторических данных, внутренней статистики и макроэкономических сценариев. Таким образом, институциональная среда сама по себе стимулировала развитие количественных методов оценки риска.

В российской практике оценка устойчивости банков долгое время строилась преимущественно на нормативных показателях, публикуемых регулятором, и анализе отчетности в соответствии с требованиями Банка России. Однако начиная с середины 2010-х годов усилилось внимание к интеграции рыночных и балансовых индикаторов в единую систему мониторинга рисков. В этом контексте интерес представляют исследования, в которых комбинируются коэффициенты достаточности капитала, доля просроченной задолженности, отношение резервов к кредитному портфелю, показатели ликвидности, динамика процентной маржи и так далее.

Существенный вклад в развитие эконометрических подходов к оценке дефолта внесли работы, использующие панельные данные российских банков. Панельный формат позволяет учитывать индивидуальные эффекты организаций и динамику во времени, что особенно важно для финансовых институтов, чья устойчивость зависит от изменения структуры активов и обязательств в течение отчетных периодов.

В работе Бекировой О. А. анализируются изменения в индикаторах дефолтов российских банков на основе данных о лицензиях и процедурах санации в период 2013–2021 гг. В работе логистическая регрессия применяется для оценки вероятности дефолта с учётом различных причин банкротства, включая экономическую несостоятельность и регуляторные нарушения. Полученные результаты показывают, что значимость факторов дефолта не является стабильной во времени и зависит от макроэкономической ситуации и этапа развития банковской системы. Так, в период активной очистки банковского сектора значимыми факторами выступали признаки искажения отчетности и оттока вкладов, тогда как в последующие периоды возрастала роль показателей ликвидности и структуры фондирования. При этом лишь ограниченное число переменных, таких как доля межбанковских кредитов в активах, доля облигаций и уровень внешних обязательств, демонстрируют устойчивую статистическую значимость на протяжении всех рассматриваемых периодов.

Отдельное внимание в статье уделяется роли макроэкономических факторов и институциональной среды, которые оказывают существенное влияние на вероятность дефолта. Подчеркивается, что оценка кредитного риска должна осуществляться не только на уровне отдельного эмитента, но и с учётом состояния отрасли, региона и экономики в целом, что особенно актуально для финансового сектора, тесно связанного с системными рисками. В этой связи наиболее перспективным направлением является построение интегративных моделей, сочетающих микроэкономические показатели, рыночные индикаторы и макроэкономические переменные.

В целом результаты анализа Бекировой свидетельствуют о том, что наибольшей прогностической способностью обладают модели, учитывающие динамический характер факторов риска и их изменчивость во времени. Для оценки вероятности дефолта по облигациям эмитентов финансового сектора целесообразно использовать комбинированный подход, основанный на логит-моделях с расширенным набором переменных и возможностью адаптации к структурным изменениям в экономике. Это позволяет не только повысить точность прогнозирования, но и выявлять ранние признаки финансовой нестабильности, что имеет ключевое значение для инвесторов и регуляторов [1].

Подтверждение целесообразности использования логистических регрессионных моделей в купе с панельными данными и лаговыми переменными приведены и в работах Милицковой Т. М. [6], а также Марамыгова М. С. и Стрельникова Е. В. [5]. Так, важное место в статье Милицковой занимают результаты эмпирических исследований российского банковского сектора, где анализируются дефолты и отзыв лицензий в период структурной трансформации отрасли. Показано, что состав значимых факторов дефолта изменяется во времени и зависит от макроэкономической ситуации и политики регулятора. В частности, в периоды кризисных явлений возрастает роль факторов, связанных с ликвидностью и доверием вкладчиков, тогда

как в более стабильные периоды ключевое значение приобретают показатели структуры активов и эффективности деятельности. При этом выявлено, что лишь ограниченный набор переменных сохраняет устойчивую значимость на протяжении различных временных интервалов, что свидетельствует о необходимости регулярной адаптации моделей.

В итоге делается вывод о том, что эффективная оценка вероятности дефолта облигаций финансовых эмитентов требует использования адаптивных моделей, сочетающих микроэкономические показатели, характеристики структуры баланса и элементы временной динамики. Практическая значимость исследования заключается в обосновании подхода к построению моделей раннего выявления кредитного риска, который может быть использован как инвесторами, так и регуляторами при оценке устойчивости финансовых институтов.

Еще одним немаловажным предметом в исследованиях вероятности дефолта занимает анализ кредитных спредов на рынке облигаций. Кредитный спред, определяемый как разница между доходностью корпоративной облигации и доходностью безрискового инструмента сопоставимой дюрации, является агрегированным индикатором рыночной оценки риска эмитента. В зарубежной литературе на данную тему можно выделить работу Duffie, Saita и Wang. Они продемонстрировали, что кредитные спреды в сочетании с балансовыми показателями позволяют значительно улучшить качество моделей оценки. Применительно к российскому рынку облигаций, где ликвидность отдельных выпусков может быть ограниченной, возникает задача корректного выбора бенчмарков и учета премии за ликвидность, что усложняет прямое применение западных моделей [17].

Взаимосвязь между спредом доходности корпоративных облигаций и спредом дефолта на долгом рынке была изучена в том числе российскими исследователями в условиях отечественного рынка. Так, например, Ерофеева Т. М. в своем исследовании выдвигает гипотезу о том, что кредитный спред должен зависеть от величины

кредитного риска, выраженного через вероятность дефолта, и эмпирически проверяет её на данных российского рынка. В результате автор делает вывод о существовании количественно измеримой и экономически интерпретируемой зависимости между риском и доходностью на российском рынке облигаций, а также о возможности определения оптимальной точки инвестиционного выбора [3].

В последние годы значительное распространение также получили методы машинного обучения. Исследования, опубликованные в различных зарубежных журналах, показывают, что алгоритмы способны превосходить традиционные логит-модели по метрикам точности классификации. Так, например, можно выделить работы, отражающие эффективность применения алгоритмов искусственного интеллекта, по смежной, но более широкой теме – кредитному скорингу, авторами которой являются Lessmann S. и др. [11], а также работы Sun J. и др. [21], изучающих современные подходы к прогнозированию финансовой несостоятельности компаний, включая машинное обучение. Однако при применении таких методов к банковскому сектору возникает проблема интерпретируемости результатов, что особенно критично в условиях регуляторного надзора. Финансовые регуляторы, включая Банк России, требуют прозрачности и объяснимости используемых моделей, что ограничивает применение подобных методов без дополнительной процедуры объяснения.

Анализируя дефолты облигаций компаний финансового сектора в России за последние 5–8 лет, необходимо отметить, что основная их часть приходилась на организации второго и третьего эшелона, обладающие ограниченным доступом к рыночному финансированию и более высокой зависимостью от краткосрочной ликвидности. В таких условиях показатели ликвидности, соотношение обязательств до востребования к ликвидным активам, а также концентрация пассивов становятся критически важными индикаторами. Эмпирические исследования показывают, что ухудшение структуры

фондирования часто предшествует формальному дефолту по облигациям.

Отдельного внимания заслуживает вопрос различий между дефолтом по обязательствам и отзывом лицензии у банков. Формальный дефолт по облигациям может не совпадать по времени с регуляторным вмешательством. Поэтому при построении моделей следует четко определять событие дефолта: просрочка купонного платежа, реструктуризация долга, банкротство, отзыв лицензии или иное существенное нарушение обязательств. Выбор определения существенно влияет на выбор зависимой переменной и интерпретацию результатов.

Систематизируя существующие подходы, можно выделить три методологических блока: бухгалтерско-коэффициентный анализ (Альтман, Олсон и др.), рыночные и структурные модели (Мертон, KMV), а также динамические и интенсивностные модели (Даффи и др.). В современных исследованиях наблюдается тенденция к их интеграции в единые гибридные конструкции. Для российского финансового рынка такая интеграция представляется особенно актуальной, поскольку ни один из подходов в отдельности не способен полностью учесть институциональные и макроэкономические особенности функционирования сектора.

Агрегированная информация по применяемым методам исследования и прогнозированию дефолтов представлена в таблице 1.

Логичным продолжением рассмотренных теоретических и эмпирических подходов является более детальный анализ применимости различных моделей к специфике российского рынка облигаций финансового сектора в современных условиях. В отличие от развитых рынков капитала, где глубина и ликвидность вторичного рынка обеспечивают стабильность рыночных индикаторов, российский облигационный рынок характеризуется более высокой концентрацией участников, существенной ролью институциональных инвесторов и эпизодической ликвидностью отдельных выпусков. Это обстоятельство ограничивает прямое использование рыночных

переменных в структурных моделях, основанных на наблюдаемой рыночной стоимости капитала, и требует адаптации методологии к особенностям локального рынка.

С точки зрения эмпирического моделирования для российского рынка перспективным представляется построение гибридной модели, включающей три блока факторов: балансовые показате-

ли (капитализация, качество активов, ликвидность, прибыльность), рыночные индикаторы (доходности облигаций, волатильность котировок, динамика спредов) и макроэкономические переменные (темпы роста ВВП, ставки на межбанковском рынке, инфляция, курс национальной валюты). Такая трехуровневая структура позволяет учесть как внутренние характеристики эмитента, так и внешние условия функционирования.

Таблица 1. Применяемые методы исследования в оценке вероятности дефолтов компаний.

Название работы	Авторы	Год	Применяемые методологии
Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy	E. Altman	1968	Линейный дискриминантный анализ; формирование интегрального показателя Z-score на основе финансовых коэффициентов.
On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates	R. Merton	1974	Структурная модель; дефолт моделируется как результат снижения рыночной стоимости активов ниже уровня обязательств (опционный подход).
Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy	J. Ohlson	1980	Логит-модель вероятности банкротства; использование бухгалтерских коэффициентов и бинарной зависимой переменной.
The Determinants of Banking Crises in Developing and Developed Countries	A. Demirgüç-Kunt, E. Detragiache	1998	Панельная макроэкономическая модель; анализ влияния макроэкономических факторов на вероятность банковских кризисов.
Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model	T. Shumway	2001	Динамическая hazard-модель; панельные данные и временные ковариаты для прогнозирования дефолта.
Multi-period Corporate Default Prediction with Stochastic Covariates	D. Duffie, L. Saita, K. Wang	2007	Интенсивностная модель дефолта; учет стохастических ковариат и временной структуры кредитного риска.
In Search of Distress Risk	J. Campbell, J. Hilscher, J. Szilagyi	2008	Многофакторная модель с рыночными переменными; логит-оценка вероятности дефолта с учетом доходности и волатильности акций.
Модели оценки вероятности дефолта российских банков	А. Карминский и др.	2012	Логит- и пробит-модели на данных российских банков; анализ финансовых коэффициентов и регуляторных показателей.
Проблемы прогнозирования дефолтных ситуаций в экономике	Марамигин М. С. и Стрельников Е. В.	2012	Логит-модели с расширенным набором переменных и возможностью адаптации к структурным изменениям в экономике.
Влияние специфических факторов на спреды доходности корпоративных облигаций	Милицкова Т. М.	2013	Логит-модели с расширенным набором переменных и возможностью адаптации к структурным изменениям в экономике.

Продолжение на следующей странице

Таблица 1. Применяемые методы исследования в оценке вероятности дефолтов компаний. (Продолжение таблицы)

Название работы	Авторы	Год	Применяемые методологии
Predicting Financial Distress and Corporate Failure	J. Sun и др.	2014	Обзор и применение нейронных сетей и ансамблевых методов; работа с несбалансированными выборками.
Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring	S. Lessmann и др.	2015	Сравнительный анализ алгоритмов машинного обучения (SVM, Random Forest, Boosting); оценка качества по AUC.
Оценка функциональной взаимосвязи между спредом доходности и спредом дефолта	Ерофеева Т. М.	2020	Логарифмическая регрессионная модель.
Отозвать нельзя санировать: как со временем менялись индикаторы дефолтов российских банков	Бекирова А. О.	2024	Логит-модели с расширенным набором переменных и возможностью адаптации к структурным изменениям в экономике.

Стоит отметить, что для российского рынка финансовых облигаций важным аспектом в последние годы является анализ влияния санкционных ограничений и геополитических факторов на кредитный риск. Резкое изменение внешнеэкономических условий в 2014 и 2022 годах сопровождалось ростом волатильности валютного курса и процентных ставок, что повлияло на стоимость фондирования и структуру активов банков. Таким образом, включение макрофакторов в модели оценки вероятности дефолта становится не просто желательным, а необходимым условием адекватного прогнозирования.

Кроме того, существенную роль играют показатели корпоративного управления и прозрачности. Зарубежные исследования указывают на связь между качеством корпоративного управления и вероятностью дефолта: компании с более высокой степенью раскрытия информации и независимыми советами директоров демонстрируют меньший риск финансовой несостоятельности. Для российского рынка, где уровень прозрачности может варьироваться, интеграция качественных показателей в количественные модели представляет отдельную методологическую задачу.

Не стоит также забывать про возможности динамического анализа, следует подчеркнуть значе-

ние лаговой структуры переменных. Ухудшение финансовых и рыночных показателей эмитентов, как показывают эмпирические исследования (Шумвей, 2001; Даффи и др., 2007; Кампбелл и др., 2008), начинает проявляться за несколько отчетных периодов до наступления дефолта, что позволяет использовать лаговые переменные в моделях раннего предупреждения. Использование подобных лагированных переменных позволяет построить модель раннего предупреждения, выявляющую постепенное накопление риска. В российских условиях, где регулятор может вводить меры финансового оздоровления до наступления формального дефолта, временной горизонт прогнозирования приобретает значимость.

Для банковского сектора характерно использование специализированных показателей, агрегированных в системе CAMELS (достаточность капитала, качество активов, прибыльность и ликвидность). Данная система применяется регуляторами для комплексной оценки устойчивости банков. В научных исследованиях показатели CAMELS используются как объясняющие переменные в моделях вероятности дефолта. Эмпирические результаты показывают, что снижение достаточности капитала и ухудшение качества активов статистически значимо увеличивают

риск наступления кризисного события. Для российского рынка, где нормативы достаточности капитала регулируются Банком России, анализ динамики коэффициентов типа N1.0 (норматив достаточности собственных средств банка) может служить важным индикатором потенциальной несостоятельности.

Дополнительно следует учитывать институциональные особенности российского рынка, включая роль государства в капитале крупнейших банков. Наличие государственной поддержки может снижать воспринимаемый инвесторами риск дефолта, что отражается в более низких спредах по облигациям системно значимых банков. Это создает асимметрию в распределении риска между государственными и частными финансовыми организациями, что должно учитываться при построении эмпирической модели.

Таким образом, накопленный в мировой и российской литературе опыт демонстрирует широкий спектр инструментов оценки вероятности дефолта: от классических дискриминантных моделей до сложных динамических и машинных алгоритмов. Для российского рынка облигаций финансового сектора наиболее перспективным является интегративный подход, сочетающий финансовые коэффициенты, рыночные сигналы и макроэкономические индикаторы, а также учитывающий временную динамику и особенности

регуляторной среды. Продолжение исследования должно быть направлено на формирование эмпирической базы данных по дефолтам российских финансовых эмитентов, тестирование альтернативных моделей и сравнительный анализ их прогностической способности, что позволит не только повысить качество риск-менеджмента, но и укрепить доверие инвесторов к долговому рынку России.

С точки зрения практического применения результаты исследования могут использоваться для построения системы раннего предупреждения для инвесторов, формирующих портфели облигаций финансового сектора. Интеграция полученной модели в процедуру инвестиционного анализа позволит корректировать структуру портфеля с учетом динамики вероятности дефолта и ожидаемой доходности.

В более широком контексте разработка модели вероятности выживания финансовых организаций способствует укреплению стабильности финансовой системы. Своевременное выявление повышенного риска у отдельных эмитентов позволяет регулятору принимать превентивные меры, снижая вероятность системных последствий. Таким образом, научное исследование в данной области имеет не только академическое, но и прикладное значение.

Библиографический список

1. Бекирова О. А. Отозвать нельзя санировать: как со временем менялись индикаторы дефолтов российских банков // Экономический журнал ВШЭ. — 2024. — № 2. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/otozvat-nelzya-sanirovat-kak-so-vremenem-menyalis-indikatory-defoltov-rossiyskih-bankov>.
2. Волна дефолтов 2026: какие компании не переживут рефинансирование / БКС Экспресс. — 2025. — URL: <https://bcs-express.ru/novosti-i-analitika/volna-defoltov-2026-kakie-kompanii-ne-perezhihut-refinansirovanie>.
3. Ерофеева Т. М. Оценка функциональной взаимосвязи между спредом доходности и спредом дефолта // Экономический журнал ВШЭ. — 2020. — № 1. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/otsenka-funktsionalnoy-vza>
4. Карминский А. М., Костров А. В., Мурзенков Т. В. Модели оценки вероятности дефолта российских банков // Вопросы экономики. — 2012. — № 8. — С. 128–148. — URL: https://wp.hse.ru/data/2012/10/22/1245987109/WP7_2012_04_ff.pdf.
5. Марамыгин М. С., Стрельников Е. В. Проблемы прогнозирования дефолтных ситуаций в экономике // Известия БГУ. — 2012. — № 2. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/problemy-prognozirovaniya-defoltnyh-situatsiy-v-ekonomike>.
6. Милицкова Т. М. Влияние специфических факторов на спреды доходности корпоративных облигаций // Корпоративные финансы. — 2013. — № 2. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/vliyanie-spetsificheskikh-faktorov-na-spredy-dohodnosti-korporativnyh-obligatsiy>.

7. Altman E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy // Journal of Finance. — 1968. — Vol. 23, no. 4. — P. 589–609. — URL: <https://raggeduniversity.co.uk/wp-content/uploads/2016/08/FINANCIAL-RATIOS-DISCRIMINANT-ANALYSIS-AND.pdf>.
8. Altman E. I. Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score and ZETA Models. // NYU Stern School of Business Working Paper. — 2000. — URL: https://chwmeg.org/files_of_interest/Altman_article_July_2000.pdf.
9. Basel Committee on Banking Supervision. Basel III: A Global Regulatory Framework for More Resilient Banks and Banking Systems. / Bank for International Settlements. — 2010. — URL: <https://www.bis.org/publ/bcbs189.pdf>.
10. Basel Committee on Banking Supervision. International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards. — 2006. — URL: <https://www.bis.org/publ/bcbs128.pdf>.
11. Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring: An update of research / S. Lessmann [et al.] // European Journal of Operational Research. — 2015. — Vol. 247, no. 1. — P. 124–136. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0377221715004208>.
12. Campbell J. Y., Hilscher J. and Szilagyi J. In Search of Distress Risk // Journal of Finance. — 2008. — Vol. 63, no. 6. — P. 2899–2939. — URL: <https://dash.harvard.edu/server/api/core/bitstreams/7312037c-5bf6-6bd4-e053-0100007fdf3b/content>.
13. Chen N.-F. Roll R., Ross S. A. Economic Forces and the Stock Market // Journal of Business. — 1986. — Vol. 59, no. 3. — P. 383–403. — DOI: [10.1086/296344](https://doi.org/10.1086/296344).
14. Cox D. R. Regression Models and Life-Tables // Journal of the Royal Statistical Society. Series B. — 1972. — Vol. 34, no. 2. — P. 187–220. — DOI: [10.1111/j.2517-6161.1972.tb00899.x](https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1972.tb00899.x).
15. Crouhy M., Galai D. and Mark R. A Comparative Analysis of Current Credit Risk Models // Journal of Banking & Finance. — 2000. — Vol. 24, no. 1/2. — P. 59–117. — DOI: [10.1016/S0378-4266\(99\)00053-9](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(99)00053-9).
16. Demirgüç-Kunt A. and Detragiache E. The Determinants of Banking Crises in Developing and Developed Countries // IMF Staff Papers. — 1998. — Vol. 45, no. 1. — P. 81–109. — URL: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/staffp/1998/03-98/pdf/demirguc.pdf>.
17. Duffie D., Saita L., Wang K. Multi-period Corporate Default Prediction with Stochastic Covariates // Journal of Financial Economics. — 2007. — Vol. 83, no. 3. — P. 635–665. — DOI: [10.1016/j.jfineco.2005.10.011](https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2005.10.011).
18. KMV Credit Risk Model Overview. / Moody's Analytics. — 2026. — URL: <https://www.moody's.com/sites/products/ProductAttachments/RiskCalc%20Version%203.1%20United%20Kingdom.pdf>.
19. Merton R. C. On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates // Journal of Finance. — 1974. — Vol. 29, no. 2. — P. 449–470. — DOI: [10.1111/j.1540-6261.1974.tb03058.x](https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1974.tb03058.x).
20. Ohlson J. A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy // Journal of Accounting Research. — 1980. — Vol. 18, no. 1. — P. 109–131. — DOI: [10.2307/2490395](https://doi.org/10.2307/2490395).
21. Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches / J. Sun [et al.] // Knowledge-Based Systems. — 2014. — Vol. 57. — P. 41–56. — DOI: [10.1016/j.knosys.2013.12.006](https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.12.006).
22. Shumway T. Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model // Journal of Business. — 2001. — Vol. 74, no. 1. — P. 101–124. — DOI: [10.1086/209665](https://doi.org/10.1086/209665).