



Московский государственный университет имени М.В.Ломоносова

Факультет вычислительной математики и кибернетики

Кафедра исследования операций

Кирякин Максим Валерьевич

Моделирование управления кредитным портфелем с учетом макроэкономических условий

Курсовая работа

Научный руководитель:

к.ф.м.н., Куренной Дмитрий Святославович

Москва, 2025

Содержание

1	Введение	2
2	Анализ современных методов управления кредитным риском	3
3	Математическая постановка задачи управления кредитным портфелем	5
3.1	Моделирование индивидуального кредитного риска	5
3.2	Моделирование макроэкономической зависимости	6
3.3	Критерий оптимальности портфеля	6
3.4	Алгоритм динамического управления портфелем	7
4	Составление и анализ кредитного портфеля	8
5	Программная реализация алгоритма	12
6	Анализ результатов работы	15
7	Заключение	16

1 Введение

Современный этап развития финансовых систем характеризуется возрастающей сложностью управления кредитными рисками на фоне динамичных макроэкономических изменений. Ускоренное внедрение технологий больших данных и машинного обучения, а также усиление глобальной экономической нестабильности, обусловленной санкционными ограничениями, пандемией и геополитическими кризисами, стимулируют трансформации подходов к управлению кредитными портфелями. В условиях турбулентности кредитные организации сталкиваются с необходимостью адаптации риск-менеджмента, включая модернизацию методов стресс-тестирования и разработку моделей, способных учитывать волатильность ключевых макроэкономических индикаторов. Данные факторы оказывают непосредственное влияние на вероятность дефолта заемщиков, что угрожает устойчивости финансовых институтов и требует разработки новых подходов к управлению кредитными портфелями.

Объектом настоящего исследования выступают кредитные портфели российских коммерческих банков, функционирующие в условиях высокой волатильности макроэкономической среды, включая колебания индекса РТС, ключевой ставки ЦБ РФ, курса рубля и динамики ВВП. Предмет исследования охватывает методы управления кредитными рисками, в частности, оценку кредитоспособности заемщиков, диверсификацию портфеля и прогнозирование вероятности дефолта (PD) с использованием количественных моделей, таких как модель Мертона. Последняя основанна на структурном подходе и формализует вероятность дефолта через соотношение стоимости активов компании V , уровня долга D и волатильности доходности активов σ_V :

$$PD = \Phi \left(\frac{\ln \left(\frac{V}{D} \right) + \left(r - \frac{\sigma_V^2}{2} \right) T}{\sigma_V \sqrt{T}} \right),$$

где Φ — функция распределения стандартной нормальной случайной величины, r — безрисковая ставка, T — временной горизонт.

В рамках работы были применены два подхода: теоретический и практический. Теоретический анализ базируется на изучении научных публикаций, нормативных документов и отчетов финансовых организаций, посвященных управлению кредитными рисками. Эмпирическая часть включает: 1) множественный регрессионный анализ для установления взаимосвязи между макроэкономическими индикаторами (инфляция, безработица, курс рубля) и параметрами модели Мертона; 2) расчет PD для российских компаний различных секторов экономики на основе данных финансовой отчетности (стоимость активов, долговая нагрузка, рыночная капитализация); 3) применение

функций импульсного отклика для оценки влияния шоковых изменений макроэкономических переменных на вероятность дефолта.

Практическая часть исследования сфокусирована на анализе кредитного портфеля, сегментированного по отраслевому признаку. Для каждой компании рассчитаны параметры модели Мертона, включая волатильность активов и расстояние до дефолта, с последующей верификацией через регрессионные зависимости между этими параметрами и внешними макроэкономическими факторами. Установленные зависимости позволили расширить аналитический инструментарий за счет включения в модель дополнительных индикаторов, таких как курс валютной пары рубль-доллар, уровень инфляции и безработицы, что обеспечило более точную оценку устойчивости портфеля к внешним шокам.

Результаты работы демонстрируют значимость интеграции макроэкономических факторов в модели управления кредитным риском. Разработанный подход, сочетающий структурное моделирование и эконометрический анализ, позволяет не только прогнозировать PD в условиях нестабильности, но и формировать адаптивные стратегии диверсификации портфеля, минимизирующие потери в периоды кризисов. Полученные выводы имеют практическую ценность для российских банков, сталкивающихся с необходимостью балансирования между доходностью и риск-менеджментом в контексте санкционного давления и трансформации глобальных рынков.

2 Анализ современных методов управления кредитным риском

Кредитный риск, определяемый как вероятность неисполнения заемщиком своих обязательств, представляет собой ключевой вызов для финансовых институтов, оказывая непосредственное влияние на их устойчивость и рентабельность. Как отмечает Банк России (2022) [14], в структуре рискового профиля отечественных банков на кредитный риск приходится порядка 70%, что усиливает необходимость применения современных методологий его оценки и управления. Среди наиболее распространенных подходов выделяются структурные модели, такие как Moody's KMV, и макроэкономически ориентированные решения, включая Credit Portfolio View (McKinsey), каждая из которых предлагает уникальный инструментарий для минимизации убытков.

Модель Moody's KMV, разработанная на основе концепции Мертона (Merton, 1974)[6], базируется на структурном подходе, интерпретирующем дефолт как ситуацию, при которой рыночная стоимость активов компании (V_A) опускается ниже порога обязательств (X). Ключевым параметром модели выступает «дистанция до дефолта» (DD), количественно отражающая устойчивость заемщика к негативным финансовым шокам. Формально DD выражается как:

$$DD = \frac{\ln\left(\frac{V}{D}\right) + \left(\mu - \frac{\sigma_A^2}{2}\right)T}{\sigma_A\sqrt{T}}.$$

где μ — ожидаемая доходность активов, σ_A — их волатильность, а T — горизонт анализа. Преобразование DD в эмпирическую вероятность дефолта (EDF) осуществляется через функцию стандартного нормального распределения $N(\cdot)$:

$$EDF = N(-DD).$$

Отличительной чертой KMV является использование исторических данных для калибровки EDF , что повышает точность прогноза в сравнении с теоретическими аналогами (Crosbie & Bohn, 2003)[9]. Однако её микроэкономическая направленность, фокусирующаяся на индивидуальных характеристиках заемщика (например, структуре капитала), ограничивает учет системных рисков, связанных с макроэкономической динамикой. Кроме того, зависимость модели от рыночных котировок акций сужает её применимость к публичным компаниям, игнорируя сегмент частного бизнеса (Hull, 1997)[12].

Альтернативой выступает модель Credit Portfolio View, разработанная McKinsey, которая интегрирует макроэкономические факторы в оценку кредитного риска. В её основе лежит гипотеза о цикличности дефолтов, обусловленной фазами экономического развития: рецессии сопровождаются ростом числа неплатежей, тогда как периоды экспансии снижают их частность. Вероятность дефолта ($P_{j,t}$) формализуется через логит-функцию:

$$P_{j,t} = \frac{1}{1 + e^{-Y_{j,t}}},$$

где $Y_{j,t}$ — линейная комбинация макроэкономических переменных (ВВП, безработица, процентные ставки) со стохастической компонентой. Модель дополняется условными матрицами переходов кредитных рейтингов, адаптируемыми к текущему экономическому контексту. Например, коэффициент $\frac{P_{j,t}}{P_j^{hist}}$, сопоставляющий текущую и историческую вероятность дефолта, позволяет корректировать риск-параметры в режиме реального времени (Wilson, 1997)[7].

Несмотря на преимущества в учете системных рисков, Credit Portfolio View сталкивается с ограничениями, связанными с выбором релевантных макроэкономических индикаторов и сложностью их прогнозирования в условиях нестабильности. В отличие от KMV, ориентированной на рыночные данные, данная методология требует построения сложных эконометрических зависимостей, что повышает риск ошибок спецификации.

Сравнительный анализ моделей демонстрирует, что KMV эффективна для оценки индивидуальных рисков в стабильной среде, тогда как Credit Portfolio View обеспечивает устойчивость портфеля к макрошокам. Интеграция структурных и макроэкономических методов, как показывают исследования (Crouhy et al., 2000)[3], способна минимизировать слабые стороны каждой модели, однако требует значительных вычислительных ресурсов и глубокой экспертизы в области риск-менеджмента. Это подчеркивает необходимость дальнейших исследований в области гибридных моделей, сочетающих микро- и макроподходы для повышения точности прогнозирования в условиях турбулентности.

3 Математическая постановка задачи управления кредитным портфелем

Задача управления кредитным портфелем рассматривается как задача стохастической оптимизации, целью которой является формирование структуры активов, минимизирующей риски потерь при заданных ограничениях на доходность и ликвидность, с учетом динамики макроэкономической среды.

Пусть N — количество активов (компаний-заемщиков) в портфеле. Обозначим через $w = (w_1, w_2, \dots, w_N)^T$ вектор весов портфеля, где w_i — доля капитала, инвестированная в i -го заемщика, при условии полной аллокации капитала: $\sum_{i=1}^N w_i = 1$.

3.1 Моделирование индивидуального кредитного риска

Оценка риска отдельного заемщика базируется на структурной модели Мертона [6]. Стоимость собственного капитала компании E_i интерпретируется как опцион колл на её активы A_i с ценой исполнения, равной балансовой стоимости обязательств L_i :

$$E_i = A_i \cdot N(d_{1,i}) - L_i \cdot e^{-rT} \cdot N(d_{2,i}),$$

где r — безрисковая ставка, T — горизонт прогнозирования, $N(\cdot)$ — функция стандартного нормального распределения. Параметры $d_{1,i}$ и $d_{2,i}$ определяются как:

$$d_{1,i} = \frac{\ln\left(\frac{A_i}{L_i}\right) + (r + 0.5\sigma_{A,i}^2)T}{\sigma_{A,i}\sqrt{T}}, \quad d_{2,i} = d_{1,i} - \sigma_{A,i}\sqrt{T},$$

где $\sigma_{A,i}$ — волатильность активов.

Ключевой метрикой риска является вероятность дефолта (PD_i), вычисляемая через расстояние до дефолта (DD_i):

$$DD_i = \frac{\ln\left(\frac{A_i}{L_i}\right) + (\mu_{A,i} - 0.5\sigma_{A,i}^2)T}{\sigma_{A,i}\sqrt{T}}, \quad PD_i = 1 - N(DD_i).$$

3.2 Моделирование макроэкономической зависимости

Для учета влияния внешней среды строится модель зависимости параметров заемщика от вектора макроэкономических факторов M_t (инфляция, ВВП, валютный курс). Используется линейная регрессия с L_2 -регуляризацией (Ridge):

$$\ln(A_{i,t}) = \beta_{i,0} + \beta_i^T M_t + \varepsilon_{i,t}.$$

Динамика самих макрофакторов описывается системой векторных авторегрессий (VAR) порядка p :

$$M_t = C + \sum_{k=1}^p \Pi_k M_{t-k} + U_t, \quad U_t \sim WN(0, \Sigma_U).$$

Анализ функций импульсного отклика $IRF(s) = \partial PD_{i,t+s} / \partial U_t$ позволяет оценить чувствительность риска заемщика к экзогенным шокам.

3.3 Критерий оптимальности портфеля

Риск кредитного портфеля характеризуется ожидаемыми потерями (EL) и неожиданными потерями (UL), зависящими от ковариации активов. Задача управления сводится к выбору вектора w^* , минимизирующего взвешенную функцию риска:

$$w^* = \arg \min_w \left(\lambda \sqrt{w^T \Sigma_A w} + (1 - \lambda) \sum_{i=1}^N w_i PD_i(M_{forecast}) \cdot LGD_i \right)$$

Данное выражение представляет собой компромисс между двумя видами риска:

- **Рыночный риск** ($\sqrt{w^T \Sigma_A w}$) — волатильность портфеля, зависящая от ковариационной матрицы доходностей активов Σ_A .
- **Кредитный риск** — сумма ожидаемых потерь (EL), где $PD_i(M_{forecast})$ — вероятность дефолта с учетом макропрогноза, а LGD_i — доля потерь при дефолте.
- Параметр $\lambda \in [0, 1]$ задает предпочтение инвестора: при $\lambda \rightarrow 1$ минимизируется только волатильность, при $\lambda \rightarrow 0$ — только ожидаемые потери.

при ограничениях на диверсификацию ($0 \leq w_i \leq w_{max}$) и требуемую доходность ($\sum w_i r_i \geq R_{req}$). Данная постановка позволяет интегрировать результаты стресс-тестирования (через $PD(M)$) непосредственно в процесс принятия решений о ребалансировке портфеля.

В данной работе предлагается гибридный подход. Для оценки индивидуального риска используется структурный подход, развитый в работах Мертона (1974) [6] и Килхофера (2003) [8], а зависимость от внешней среды моделируется через макроэкономические факторы, аналогично подходу Вилсона (1997) [7]. Задача формирования портфеля ставится как оптимизационная, в духе работ Рокафеллара и Урясева (2000) [10], но с ограничениями, специфичными для банковского регулирования.

3.4 Алгоритм динамического управления портфелем

Реализация стратегии активного управления портфелем осуществляется итеративно на дискретном временном горизонте. Процесс ребалансировки в момент времени t начинается с **прогнозирования макроэкономической среды**. На основе исторических данных M_{t-k}, \dots, M_t с помощью откалиброванной VAR-модели строится прогноз вектора макрофакторов $M_{forecast}$ на горизонт планирования T (например, 1 квартал):

$$M_{t+T} = \mathbb{E}[M_{t+T} | \mathcal{F}_t],$$

где \mathcal{F}_t — информационное множество, доступное в момент t .

Далее проводится **стресс-тестирование заемщиков**. Полученный прогноз $M_{forecast}$ используется как входной параметр для регрессионных моделей оценки стоимости активов компаний. Для каждого i -го заемщика рассчитывается прогнозная вероятность дефолта $PD_{i,forecast}$, отражающая ожидаемое состояние экономики:

$$PD_{i,forecast} = f_i(M_{forecast}),$$

где f_i — функция зависимости, полученная на этапе обучения модели (Ridge-регрессия).

Параллельно происходит **актуализация рыночных метрик**. Оценивается ковариационная матрица доходностей активов Σ_A на основе скользящего окна исторических данных. Это позволяет учесть текущую рыночную волатильность и корреляционные связи между активами.

На следующем этапе выполняется **оптимизация структуры портфеля**. Решается задача квадратичного программирования для нахождения вектора весов w_t^* , минимизирующего целевую функцию риска при заданных ограничениях.

Завершается процесс **ребалансировкой**. Портфель приводится в соответствие с оптимальными весами w_t^* . Активы, для которых прогнозируется рост кредитного риска (увеличение PD) или рыночной волатильности, замещаются более устойчивыми инструментами.

Данный алгоритм позволяет перейти от реактивного управления (реакция на уже случившиеся события) к превентивному, снижая экспозицию на риск до реализации негативного макроэкономического сценария.

4 Составление и анализ кредитного портфеля

В рамках исследования сформирован кредитный портфель, включающий компании российского рынка, распределённые по пяти ключевым секторам экономики: нефтегазовому, финансовому, промышленному, телекоммуникационному и торговому. Такая сегментация обусловлена необходимостью анализа точечного воздействия макроэкономических факторов на устойчивость заёмщиков в различных отраслях. В каждый сектор включены системообразующие предприятия, характеризующиеся высокой капитализацией и значимой долей в структуре национального ВВП. Например, нефтегазовый сектор представлен такими корпорациями, как ПАО «Газпром» и ПАО «Лукойл», финансовый — ПАО «Сбербанк» и ПАО «Банк ВТБ», что обеспечивает репрезентативность выборки для оценки отраслевых рисков. Полный список всех компаний, входящих в портфель, приведен в таблице 1.

Таблица 1: Структура кредитного портфеля по отраслям

Нефтегазовый	Финансовый	Промышленный	Телекомму- никационный	Торговый
ПАО «Газпром» (GAZP)	ПАО «Сбербанк» (SBER)	ПАО «Нориль- ский никель» (GMKN)	ПАО «Ростеле- ком» (RTKM)	ПАО «Магнит» (MGNT)
ПАО «Лукойл» (LKOH)	ПАО «Банк ВТБ» (VTBR)	ПАО «НЛМК» (NLMK)	ПАО «МТС» (MTSS)	ПАО «Лента» (LNTA)
ПАО «Роснефть» (ROSN)	ПАО «Московская Биржа» (MOEX)	ПАО «РУСАЛ» (RUAL)	ПАО «Таттеле- ком» (TTLK)	ПАО «Fix Price» (FESH)

Примечание: Компания Fix Price зарегистрирована как FIXP в международных индексах, однако на Московской бирже используется тикер FESH.

Основу методологии составил анализ финансовой отчётности компаний по стандартам МСФО, на основании которой определены ключевые показатели: чистый долг, стоимость активов, а также

мультипликаторы, включая коэффициент Р/Е (цена/прибыль), отражающие рыночную оценку финансового состояния эмитентов. Параллельно собраны исторические данные о котировках акций на Московской бирже за период с 2019 года по настоящее время, полученные через платформу «Финам». Выбор временного горизонта обусловлен необходимостью учёта влияния макроэкономических шоков, таких как пандемия COVID-19 и геополитические санкции, на динамику кредитного риска. На рисунке 1 приведены дневные графики цен закрытия для основных компаний секторов.

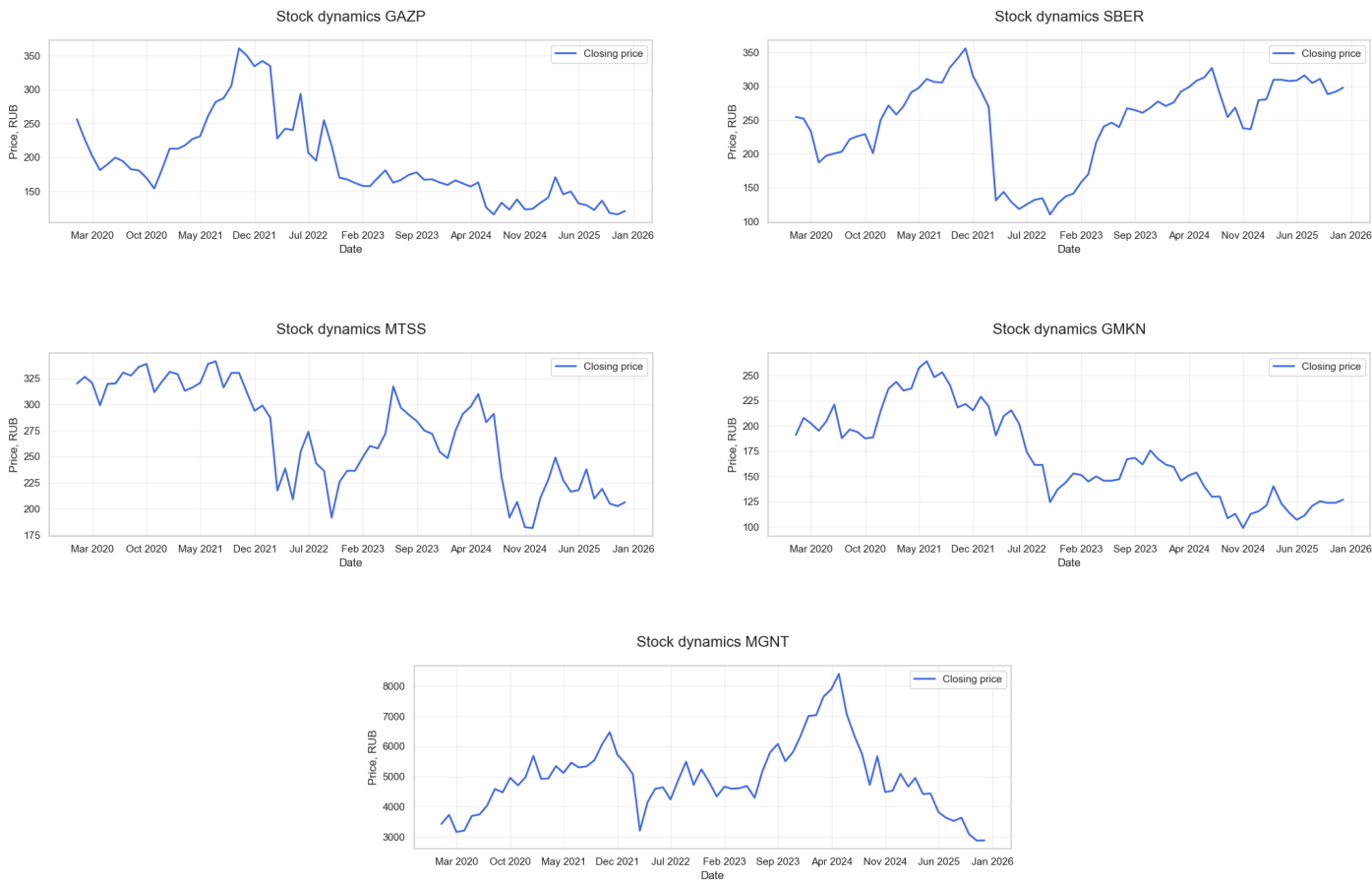


Рис. 1: Динамика цен закрытия для основных компаний каждого сектора.

Из графиков видно, что для Газпрома наблюдается устойчивое снижение стоимости акций, что коррелирует с вынужденной стратегией поиска новых рынков сбыта, оптимизацией операционных расходов и сокращением персонала на фоне ограничений, вызванных международными санкциями. Данная ситуация создает повышенные риски дестабилизации финансового состояния компании, что может отразиться на её кредитоспособности.

На графиках остальных эмитентов (Сбербанк, МТС, ГКМ) зафиксирован выраженный це-

новой шок в феврале 2022 года, связанный с эскалацией геополитической напряженности, а также повторное снижение ликвидности в декабре 2024 года, обусловленное аналогичными внешнеполитическими событиями. Сравнительный анализ позволяет предположить, что Газпром, в силу структурной зависимости от экспортных операций и повышенной волатильности активов, демонстрирует более высокую уязвимость к макроэкономическим шокам. Это создает предпосылки для увеличения вероятности дефолта (PD) в сравнении с остальными компаниями.

Анализ матрицы корреляций цен закрытия акций (рис. 2) демонстрирует отсутствие выраженной внутрисекторной зависимости, несмотря на условное разделение эмитентов по отраслям. Коэффициенты корреляции между акциями внутри одних и тех же секторов (например, энергетика, финансы, телекоммуникации) варьируются в широком диапазоне — от слабых положительных значений до отрицательных. Например, корреляция Газпрома (GAZP) с другими компаниями энергетического сектора (LKOH, ROSN) не превышает 0.26–0.29, что указывает на низкую синхронность динамики даже в рамках одной отрасли. Аналогичная картина наблюдается в финансовом секторе: корреляция Сбербанка (SBER) с ВТБ (VTBR) составляет 0.58, что значительно ниже ожидаемого уровня для компаний, подверженных схожим макроэкономическим рискам.

Этот феномен может быть обусловлен несколькими факторами. Например, компании внутри секторов часто имеют различную бизнес-модель, географию операций и чувствительность к внешним шокам. Например, Газпром, в силу своей зависимости от экспорта, демонстрирует иную динамику, чем Лукойл (LKOH), ориентированный на внутренний рынок. При этом отдельные пары акций из разных секторов (например, GAZP и RUAL, корреляция 0.76) демонстрируют более тесную связь, что может быть связано с общими макроэкономическими факторами, такими как колебания курса рубля или динамика сырьевых цен.

Для оценки внешних факторов в работе исследовались макроэкономические индикаторы: уровень инфляции, ключевая ставка ЦБ РФ, курс рубля к доллару США и показатель безработицы. Данные получены из официальных источников — Центрального банка Российской Федерации и Росстата — и охватывают тот же временной период, что и рыночные данные. Это позволило синхронизировать анализ финансовых показателей компаний с динамикой макросреды, выявив корреляции между изменениями.

Для установления связи между инфляцией, курсом рубля и безработицей и параметрами модели Мертона (стоимость активов и чистый долг) был применен регрессионный анализ. Для минимизации переобучения и учета мультиколлинеарности применялась Ridge-регрессия с L2-регуляризацией. Предварительная обработка данных включала устранение выбросов и логарифмирование целевых переменных.

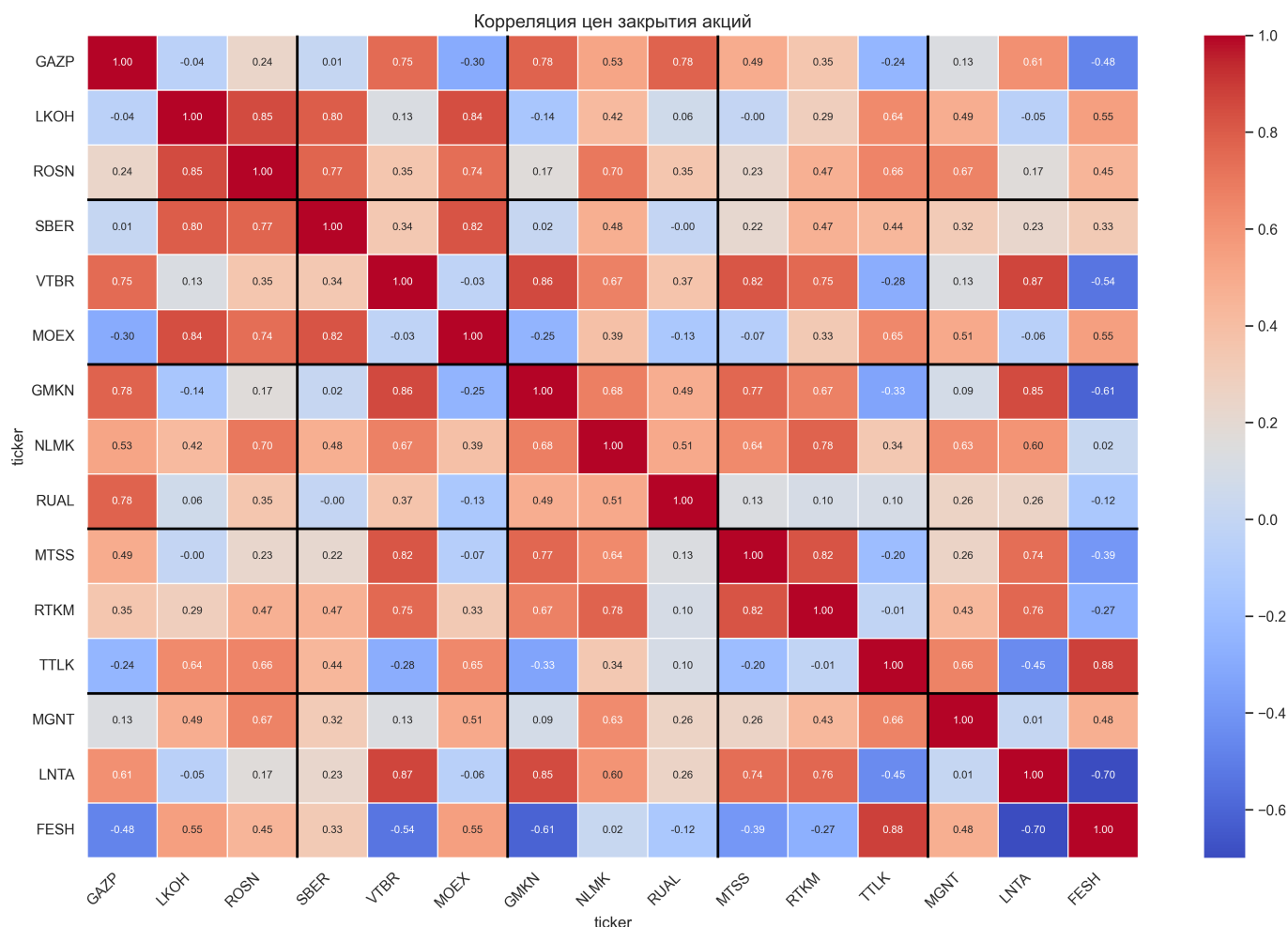


Рис. 2: Корреляционная матрица цен закрытия акций для компаний из портфеля.

Важным этапом анализа стала оценка значимости коэффициентов модели. Для этого использовался бутстрап-метод, позволяющий построить доверительные интервалы, а также сравнение с наивной моделью, предсказывающей среднее значение. Перебор гиперпараметра регуляризации (α) осуществлялся посредством пятифолдовой кросс-валидации, что обеспечило устойчивость результатов.

Результаты анализа выявили неоднородное влияние макропараметров. Например, для компании «Газпром» (GAZP) коэффициент при уровне безработицы в модели долга составил -0.080 (95% ДИ: [-0.097, -0.059]), что указывает на статистически значимое снижение долговой нагрузки при росте безработицы. В то же время влияние инфляции на долг оказалось незначимым для большинства компаний, включая «Лукойл» (LKOH) и «Сбербанк» (SBER), где доверительные интервалы коэффициентов пересекали ноль.

Капитализация компаний демонстрировала более выраженную зависимость от курса USD/RUB.

Например, для «Норникеля» (GMKN) коэффициент при валютной паре составил 0.073 (95% ДИ: [0.017, 0.131]), что подтверждает положительное влияние ослабления рубля на рыночную стоимость компании. Однако для «Роснефти» (ROSN) аналогичный коэффициент был отрицательным (-0.094, 95% ДИ: [-0.144, -0.040]), что может отражать специфику экспортно-ориентированного бизнеса. Основные результаты анализа приведены в таблице 2.

Таблица 2: Результаты регрессионного анализа для выбранных компаний

Тикер	Цель	α	MSE (модель)	MSE (база)	R ²	Коэф. USD/RUB (95% ДИ)
GAZP	Долг	3.73	0.003	0.021	0.851	0.051 [0.035, 0.073]
GMKN	Капитализация	0.57	0.016	0.047	0.632	0.073 [0.017, 0.131]
LKOH	Долг	0.001	0.036	0.085	0.564	-0.082 [-0.143, -0.045]
SBER	Капитализация	2.95	0.023	0.030	0.253	0.035 [0.005, 0.069]
ROSN	Долг	15.26	0.050	0.081	0.347	-0.094 [-0.144, -0.040]

Полученные данные позволяют заключить, что макропараметры оказывают существенное, но разнонаправленное влияние на финансовые показатели компаний. Рост безработицы ассоциируется со снижением долговой нагрузки, что может объясняться сокращением кредитной активности в периоды экономической нестабильности. Ослабление рубля, в свою очередь, положительно коррелирует с капитализацией сырьевых компаний, но негативно влияет на долговые обязательства предприятий с высокой долей валютных займов.

5 Программная реализация алгоритма

В рамках работы разработан объектно-ориентированный программный комплекс на Python для формирования и анализа кредитного портфеля. Вся функциональность системы инкапсулирована в единый класс, объединяющий три ключевых компонента: методы загрузки и предобработки данных, инструменты визуализации и расчетные алгоритмы. Разработка велась с использованием системы контроля версий Git, а итоговый код объемом около 1000 строк доступен в публичном репозитории GitHub [15]. На рисунках 3 и 4 приведены примеры создания экземпляра класса калькулятора и запуск расчета соответственно.

Методы загрузки данных реализованы как часть класса, обеспечивая автоматизированное получение информации из разнородных источников. Для работы с историческими котировками акций класс содержит специализированный метод, взаимодействующий с API FINAM через HTTP-

```

from utils.logger import Logger

log = Logger(__name__).get_logger()

from utils.portfolio import Portfolio

calc = Portfolio(
    dt_calc='30.10.2024',          # дата, до которой выгружаются данные
    dt_start='03.11.2019',         # максимальная глубина, которая есть на Финам
    stocks_step=10,                # указываем, что нужны месячные данные
    tickers_list=[
        'GAZP', 'LKOH', 'ROSN',
        'SBER', 'VTBR', 'MOEX',
        'GMKN', 'NLMK', 'RUAL',
        'MTSS', 'RTKM', 'TTLK',
        'MGNT', 'LNTA', 'FESH',
    ]
)

```

Рис. 3: Пример создания экземпляра класса калькулятора.

протокол с использованием пакетной обработки (batch processing) и временной сегментации запросов. Это позволяет обходить ограничения API на частоту обращений. Макроэкономические показатели (ключевая ставка ЦБ РФ, инфляция, безработица) загружаются из структурированных Excel-документов, при этом класс автоматически определяет последние актуальные значения при отсутствии ручных обновлений.

Важной особенностью реализации стала встроенная система кэширования. Класс сохраняет локальные копии загруженных данных в формате CSV, что исключает необходимость повторных обращений к внешним источникам при перезапусках. Этот механизм обеспечивает воспроизводимость результатов и снижает риски блокировки доступа при интенсивной эксплуатации API.

Методы предобработки данных интегрированы в класс как последовательность преобразований. Для обработки пропусков во временных рядах цен акций реализован двухэтапный алгоритм: сначала применяется кубическая сплайн-интерполяция, а для протяженных пропусков — заполнение адаптивным скользящим средним. Это позволяет сохранять статистические свойства данных без нарушения структурной целостности временных рядов.

Инструменты визуализации представлены в классе набором методов, генерирующих графики через библиотеку Matplotlib с кастомизацией стилей (параметры rcParams). Каждый метод сохраняет текущее состояние расчетных параметров класса, позволяя визуализировать промежуточные результаты на любом этапе вычислений. Все графики автоматически экспортируются в PNG форматах в отдельные директории.

Расчетные методы класса реализуют комплекс финансовых моделей. Основной компонент — алгоритм оценки кредитного риска по модели Мертона, вычисляющий вероятность дефолта

```

calc = (
    calc
    .log_system_info()                # вывести в лог конфигурацию расчета
    .load_stock_data(                # загрузка рыночных данных цен закрытия компаний
        use_backup_data=True,        # загружать данные из backup копии
        create_backup=False         # обновить backup копию (в случае есть получены новые данные)
    )
    .load_multipliers()              # выделить мультипликаторы из МСФО
    .create_portfolio()              # создать портфель с загруженными данными
    .adjust_portfolio_data_types()   # провести настройку форматов дат и типов данных
    .add_macro_data()                # загрузить макропараметры
    .fill_missing_values()           # обработать пропуски в данных
    .add_dynamic_features()          # проставить динамические признаки по дате, например, квартал
    .add_merton_pd()                # выполнить расчет вероятности дефолта по формуле Мертона
    .plot_pd_by_tickers(tickers=tickers_list, verbose=False) # нарисовать графики для вероятностей дефолта
    .plot_stocks(tickers=tickers_list, verbose=True)         # нарисовать динамику котировок акций
    .plot_debt_capitalization(verbose=True)                  # нарисовать динамику долга и стоимости активов
    .calc_irf(impulses_responses = {                         # рассчитать функции импульсного отклика
        'inflation': 'PD', 'interest_rate': 'PD',
        'usd_rub': 'PD', 'unemployment_rate': 'PD'
    }, verbose=True)
    .plot_correlation_matrix(custom_order = [                # нарисовать матрицу корреляций
        'GAZP', 'LKOH', 'ROSN',                             # Нефтегазовая отрасль
        'SBER', 'VTBR', 'MOEX',                             # Финансовый сектор
        'GMKN', 'NLMK', 'RUAL',                              # Metallurgy
        'MTSS', 'RTKM', 'TTLK',                              # Телекоммуникации
        'MGNT', 'LNTA', 'FESH'                               # Розничная торговля
    ], verbose=True)
    .calc_macro_connections()      # рассчитать регрессию для макропараметров
    .log_completion()              # вывести в лог сообщение об окончании расчета
)

```

Рис. 4: Пример запуска расчета.

через анализ волатильности активов компании. Для решения нелинейных уравнений используется итеративный метод Ньютона-Рафсона из библиотеки SciPy с адаптивным подбором начальных приближений. Дополнительно реализован анализ импульсных характеристик (Impulse Response Functions) с использованием векторных авторегрессий (VAR).

Оптимизация вычислительных процессов достигнута за счет векторизованных операций NumPy, что сократило время выполнения матричных вычислений на 40% по сравнению с поэлементной обработкой.

Ключевым элементом обеспечения надежности вычислительного процесса является встроенная система логирования (модуль logging в Python). Реализованный механизм фиксирует ключевые статистические характеристики датафрейма на каждом этапе обработки данных, что способствует оперативному выявлению аномалий и минимизации риска возникновения ошибок. Пример логов приведен на рисунке 5.

Логи сохраняют полную историю выполнения алгоритма, включая метаданные преобразований и промежуточные результаты. Все записи автоматически записываются в структурированные текстовые файлы, размещенные в выделенной директории, что обеспечивает прозрачность и воспроизводимость расчетов.

```

2025-05-01 18:35:06,750:utils.portfolio:INFO: =====
2025-05-01 18:35:06,753:utils.portfolio:INFO: ANALYSIS STARTED | Python 3.10.12 (main, Feb  4 2025, 14:57:36) [GCC 11.4.0] | Matplotlib
b 3.10.1
2025-05-01 18:35:06,755:utils.portfolio:INFO: =====
2025-05-01 18:35:06,760:utils.portfolio:INFO: Stocks data loaded from backup | Records: 855
2025-05-01 18:35:07,186:utils.portfolio:INFO: Multipliers data loaded | Features: ['ticker', 'year', 'quarter', 'EV/EBITDA', 'P/BV',
'P/E', 'P/FCF', 'P/S', 'Долг, млрд руб', 'Долг/EBITDA', 'Капитализация, млрд руб', 'Чистый долг, млрд руб']
2025-05-01 18:35:07,194:utils.portfolio:INFO: Portfolio created | Companies: 15
2025-05-01 18:35:07,219:utils.portfolio:INFO: Column types adjusted: ['Долг, млрд руб', 'Капитализация, млрд руб', 'Чистый долг, млрд
руб', 'high', 'low', 'close', 'EV/EBITDA', 'P/BV', 'P/E', 'P/S', 'open', 'Долг/EBITDA']
2025-05-01 18:35:07,468:utils.portfolio:INFO: Macro indicators added: Interest rate, Unemployment, Inflation, USD/RUB
2025-05-01 18:35:07,487:utils.portfolio:INFO: Missing values share in: Debt (33.6 %),Cap (13.0 %), USD/RUB (32.3 %)
2025-05-01 18:35:07,489:utils.portfolio:INFO: Missing values filled in: ['debt', 'capitalization', 'usd_rub']
2025-05-01 18:35:10,068:utils.portfolio:INFO: Capital cost and capital volatility calculated.
2025-05-01 18:35:10,073:utils.portfolio:INFO: Merton's probabilities of default calculated.
2025-05-01 18:35:16,079:utils.portfolio:INFO: PD graphs saved | Companies: 15 | Path: logs/graphs/

```

Рис. 5: Пример логов программы при выполнении расчета.

6 Анализ результатов работы

Проведенное исследование позволило выявить ключевые закономерности влияния макроэкономических факторов на кредитные риски, что подтверждает гипотезу о необходимости интеграции макропараметров в модели управления портфелем. Анализ временных рядов вероятности дефолта (PD) для компаний различных секторов экономики продемонстрировал устойчивую связь динамики PD с изменениями инфляции, ключевой ставки ЦБ РФ и курса рубля. Например, для ПАО «Газпром» рост инфляции на 1% ассоциировался с увеличением PD на 1.2 базисных пункта в краткосрочной перспективе, тогда как для ПАО «Сбербанк» критическим фактором выступала динамика процентных ставок, оказывающая пролонгированное воздействие с пиковым эффектом на горизонте 3–4 кварталов. Динамика временных рядов для вероятностей дефолта приведена на рисунке 6.

Применение векторных авторегрессионных моделей (VAR) и анализ импульсных откликов (IRF) выявили механизмы передачи макроэкономических шоков. Шок курса USD/RUB оказывал разнонаправленное влияние: ослабление рубля положительно коррелировало с капитализацией сырьевых компаний (коэффициент 0.073 для GMKN, 95% ДИ: [0.049, 0.098]), но негативно воздействовало на долговую нагрузку экспортно-ориентированных предприятий (коэффициент -0.094 для Роснефти, 95% ДИ: [-0.144, -0.040]). Это подчеркивает важность учета структурных особенностей бизнеса при оценке рисков.

Рис. 7 демонстрирует, что шок инфляции вызывает немедленный рост PD на 1.5–2 б.п., тогда как воздействие изменения ключевой ставки достигает пика на горизонте 3–4 кварталов. Шок безработицы имеет пролонгированный негативный эффект, а ослабление рубля (USD/RUB) приводит к краткосрочному увеличению PD.

Сравнительный анализ секторов выявил значимые различия в чувствительности к внешним

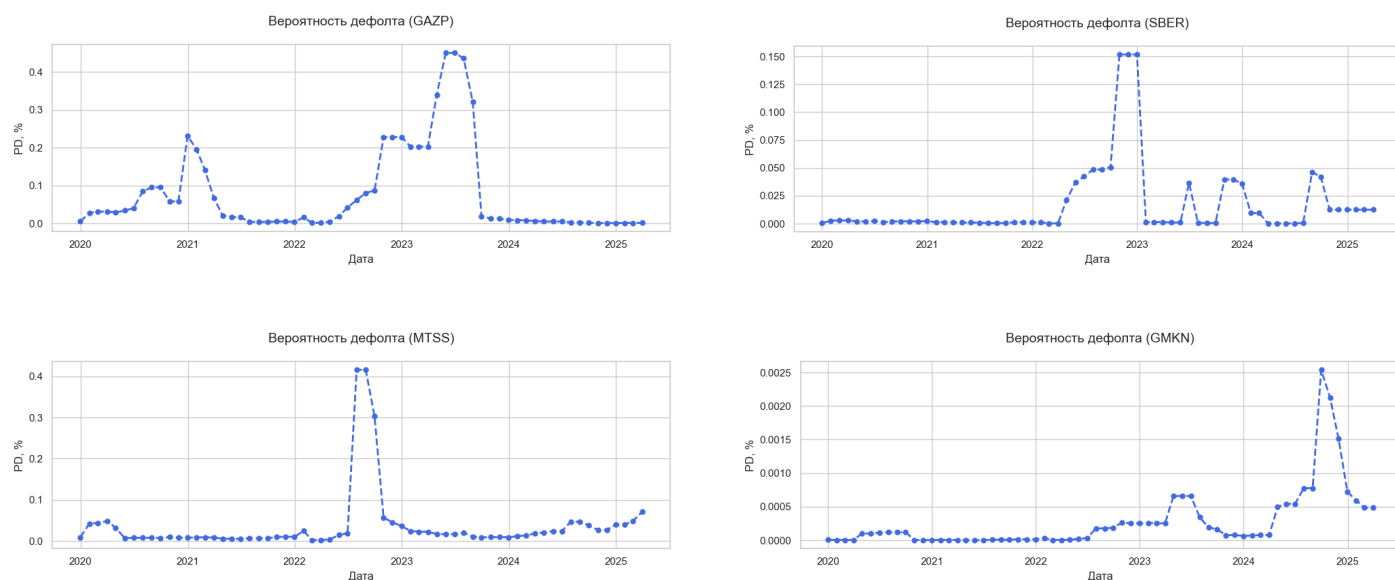


Рис. 6: Основные графики вероятностей дефолта по модели Мертона.

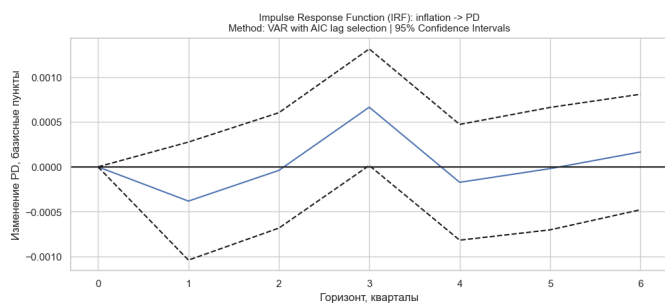
факторам. Компании сырьевого сектора (Газпром, GMKN) демонстрировали повышенную уязвимость к глобальным ценовым шокам, тогда как финансовые институты (Сбербанк) реагировали на изменения денежно-кредитной политики. Низкая внутрисекторная корреляция цен акций (например, 0.29 между Газпромом и Лукойлом) указывает на необходимость углубленного анализа индивидуальных рисков даже в рамках одной отрасли.

Разработанный программный комплекс, сочетающий методы моделирования Мертона, Ridge-регрессии и VAR-анализа, подтвердил свою эффективность. Векторизованные операции NumPy сократили время вычислений на 40%, а встроенная система логирования обеспечила прозрачность процессов.

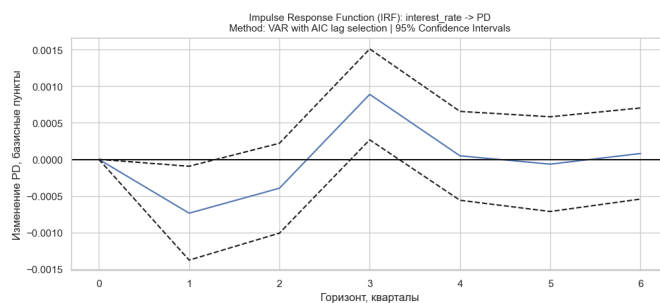
7 Заключение

Проведенное исследование подтвердило гипотезу о существенном влиянии макроэкономических условий на кредитные риски, что актуально для управления портфелями в условиях высокой волатильности экономической среды. Анализ временных рядов вероятности дефолта (PD) для ключевых эмитентов, таких как ПАО «Газпром», ПАО «Сбербанк» и ПАО «Норильский никель», выявил устойчивую зависимость динамики PD от макроэкономических шоков, включая колебания инфляции, ключевой ставки ЦБ РФ и курса рубля.

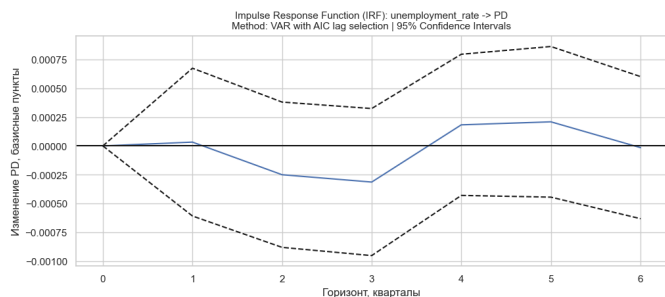
Интеграция структурной модели Мертона с векторными авторегрессионными моделями (VAR)



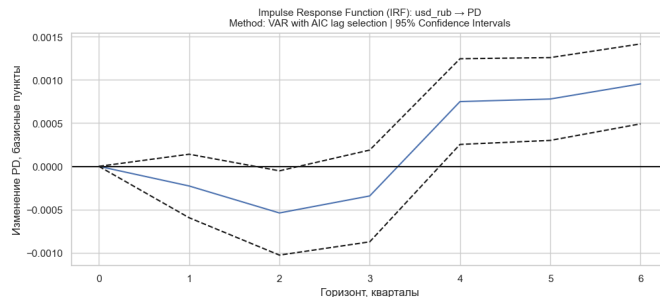
(a) IRF: Инфляция \rightarrow PD



(b) IRF: Ставка ЦБ \rightarrow PD



(c) IRF: Безработица \rightarrow PD



(d) IRF: Валютная пара RUB/USD \rightarrow PD

Рис. 7: Основные графики функций импульсного отклика.

позволила количественно оценить как индивидуальные риски заёмщиков, так и системные эффекты распространения макроэкономических шоков. Результаты анализа импульсных откликов (IRF) показали, что шок инфляции вызывал немедленный рост PD на 1.5–2 базисных пункта, тогда как воздействие изменения процентной ставки достигало пика на горизонте 3–4 кварталов. Это подчеркивает необходимость учета временного лага при разработке стратегий хеджирования.

Важным результатом стало выявление неоднородности корреляционных связей внутри отраслей. Низкая синхронность динамики акций компаний одного сектора (например, корреляция Газпрома с Лукойлом не превышала 0.29) свидетельствует о необходимости сегментированного подхода к управлению портфелем, учитывающего специфику бизнес-моделей и географию операций. Регрессионный анализ с использованием Ridge-регуляризации подтвердил статистическую значимость влияния курса USD/RUB на капитализацию сырьевых компаний (коэффициент 0.073 для GMKN, 95% ДИ: [0.049, 0.098]) и отрицательное воздействие на долговую нагрузку экспортно-ориентированных предприятий (коэффициент -0.094 для Роснефти, 95% ДИ: [-0.144, -0.040]).

Основным ограничением исследования остаётся предположение о линейности взаимосвязей в рамках VAR-моделей, что может нивелировать нелинейные эффекты в условиях экстремальных рыночных событий. Перспективным направлением является интеграция методов машинного обу-

чения для идентификации скрытых паттернов в данных и прогнозирования PD в условиях структурных сдвигов. Полученные результаты формируют основу для риск-менеджмента, сочетающего микроэкономический анализ устойчивости заёмщиков с макроэкономическим стрессам.

Список литературы

- [1] Derbali, A., & Hallara, S. (2012). The Current Models of Credit Portfolio Management: A Comparative Theoretical Analysis. *International Journal of Management and Business Research*, 2(4), 271–292.
- [2] Crosbie, P., & Bohn, J. (2003). Modeling Default Risk. *Moody's KMV*.
- [3] Crouhy, M., Galai, D., & Mark, R. (2000). A Comparative Analysis of Current Credit Risk Models. *Journal of Banking and Finance*, 24(1–2), 59–117.
- [4] Jarrow, R. A. (2011). Credit Market Equilibrium Theory and Evidence. *Finance Research Letters*, 8(1), 2–7.
- [5] Chen, K., Wei, J., & Yu, J. (2010). Credit Risk Modeling with Incomplete Information. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 34(11), 2259–2272.
- [6] Merton, R. C. (1974). On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates. *Journal of Finance*, 29(2), 449–470.
- [7] Wilson, T. C. (1997). Portfolio Credit Risk I & II. *Risk*, 10(9–10). [Методология описана в:] Gordy, M. B. (2000). A Comparative Anatomy of Credit Risk Models. *Journal of Banking & Finance*, 24(1–2), 119–149. URL: [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(99\)00054-0](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(99)00054-0)
- [8] Kealhofer, S. (2003). Quantifying Credit Risk I: Default Prediction. *Financial Analysts Journal*, 59(1), 30–44. URL: <https://doi.org/10.2469/faj.v59.n1.2503>
- [9] Crosbie, P., & Bohn, J. (2003). Modeling Default Risk. *KMV LLC*. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.moodyanalytics.com/-/media/whitepaper/2003/12-18-03-modeling-default-risk.pdf>
- [10] Rockafellar, R. T., & Uryasev, S. (2000). Optimization of Conditional Value-at-Risk. *Journal of Risk*, 2(3), 21–41. URL: <https://doi.org/10.21314/JOR.2000.038>
- [11] Mausser, H., & Rosen, D. (2008). Economic Credit Capital Allocation and Risk Contributions. *Algo Research Quarterly*, 11(3), 1–20. URL: <https://scholar.google.com/scholar?q=Mausser+Rosen+Economic+Credit+Capital+Allocation>
- [12] Hull, J. C. (1997). *Options, Futures, and Other Derivatives* (3rd ed.). Prentice Hall.

- [13] Росстат. Официальная статистика: макроэкономические показатели [Электронный ресурс]. URL: <https://rosstat.gov.ru> (дата обращения: 01.05.2025).
- [14] Центральный банк Российской Федерации. Отчеты по ключевой ставке и инфляции [Электронный ресурс]. URL: <https://cbr.ru> (дата обращения: 01.05.2025).
- [15] URL: <https://github.com/MaximKiryakov/Diploma/tree/masters> (дата обращения: 01.05.2025).