



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 моделирования кредитного портфеля	5
4	Составление кредитного портфеля	6
5	Программная реализация алгоритма	10
6	Анализ результатов	12
7	Заключение	13

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, актуализируют необходимость 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 научно обоснованных решений.

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 современных количественных моделей, таких как модель Мертона. Последняя, основанная на структурном подходе, 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 применен комплекс теоретических и эмпирических методов. 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 (индекс потребительских цен, динамика ВВП, 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 капита-

лизация); 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 корреляции позволили расширить аналитический инструментарий за счет включения в модель дополнительных индикаторов, таких как динамика промышленного производства и уровень инфляции, 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) [10], в структуре рискового профиля отечественных банков на кредитный риск приходится порядка 70

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:

$$DD = \frac{\ln\left(\frac{V_A}{X}\right) + \left(\mu - \frac{\sigma_A^2}{2}\right)T}{\sigma_A\sqrt{T}},$$

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)[2]. 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)[8].

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 комплементарность их подходов: 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 моделирования кредитного портфеля

Для управления кредитным портфелем в условиях нестабильной экономики используются базовые модели, учитывающие изменение макропараметров во времени. Одной из таких моделей является модель Мертона [6], которая интерпретирует собственный капитал компании как опцион колл на её активы. Стоимость собственного капитала E определяется уравнением:

$$E = A \cdot N(d_1) - L \cdot e^{-rT} \cdot N(d_2),$$

где A — рыночная стоимость активов, L — обязательства, r — безрисковая ставка, T — срок до погашения долга, а $N(\cdot)$ — кумулятивная функция стандартного нормального распределения. Вспомогательные параметры d_1 и d_2 задаются выражениями:

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{A}{L}\right) + (r + 0.5\sigma_A^2)T}{\sigma_A\sqrt{T}}, \quad d_2 = d_1 - \sigma_A\sqrt{T},$$

где σ_A — волатильность активов. Вероятность дефолта (PD) компании выводится через расстояние до дефолта (DD), которое отражает запас устойчивости стоимости активов относительно обязательств:

$$DD = \frac{\ln\left(\frac{A}{L}\right) + (\mu_A - 0.5\sigma_A^2)T}{\sigma_A\sqrt{T}},$$

где μ_A — ожидаемая доходность активов. Вероятность дефолта рассчитывается как:

$$PD = 1 - N(DD),$$

что соответствует вероятности снижения стоимости активов ниже уровня долга к моменту T .

Волатильность собственного капитала σ_E , критическая для оценки риска, связана с волатильностью активов σ_A через уравнение:

$$\sigma_E = \frac{A}{E} \cdot N(d_1) \cdot \sigma_A.$$

Для учета макроэкономических условий в модель Мертона проводится оценка зависимости её параметров от внешних индикаторов, таких как инфляция, ключевая ставка или динамика ВВП. Метод линейной регрессии позволяет количественно определить, как изменения макропараметров влияют на ключевые переменные модели — волатильность активов (σ_A), ожидаемую доходность (μ_A) и уровень долга (L). Например, регрессионная модель вида:

$$\sigma_A = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Инфляция} + \beta_2 \cdot \text{Ключевая ставка} + \epsilon,$$

где β_i — коэффициенты регрессии, а ϵ — ошибка, выявляет значимость макроэкономических факторов в формировании риска активов. Аналогичные уравнения строятся для μ_A и L , что обеспечивает адаптацию модели Мертона к текущим экономическим условиям.

Для оценки динамического воздействия макроэкономических шоков применяется анализ импульсных откликов (IRF) в рамках векторных авторегрессионных моделей (VAR). Авторегрессионная модель порядка p (AR(p)) для временного ряда Y_t :

$$Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \epsilon_t,$$

где $\epsilon_t \sim WN(0, \sigma^2)$ — белый шум, позволяет оценить реакцию вероятности дефолта на экзогенные шоки. Импульсная функция отклика определяется как:

$$IRF(s) = \psi_s = \frac{\partial Y_{t+s}}{\partial \epsilon_t},$$

где ψ_s количественно характеризует влияние единичного шока $\epsilon_t = 1$ на значение Y_{t+s} . Это позволяет моделировать воздействие макроэкономических шоков (например, скачков инфляции или изменений ключевой ставки) на динамику PD, что критически важно для стресс-тестирования портфеля.

Сочетание регрессионного анализа, модели Мертона и методов VAR формирует комплексную систему оценки рисков. Линейная регрессия связывает макропараметры с входными переменными структурной модели, а анализ IRF прогнозирует распространение шоков во времени. Такой подход обеспечивает не только оценку индивидуальных кредитных рисков, но и их зависимость от системных экономических процессов.

4 Составление 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 дифференцированного 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	Телекоммуникационный	Торговый
ПАО «Газпром» (GAZP)	ПАО «Сбербанк» (SBER)	ПАО «Норильский никель» (GMKN)	ПАО «Ростелеком» (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 «Таттелеком» (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.

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.



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

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

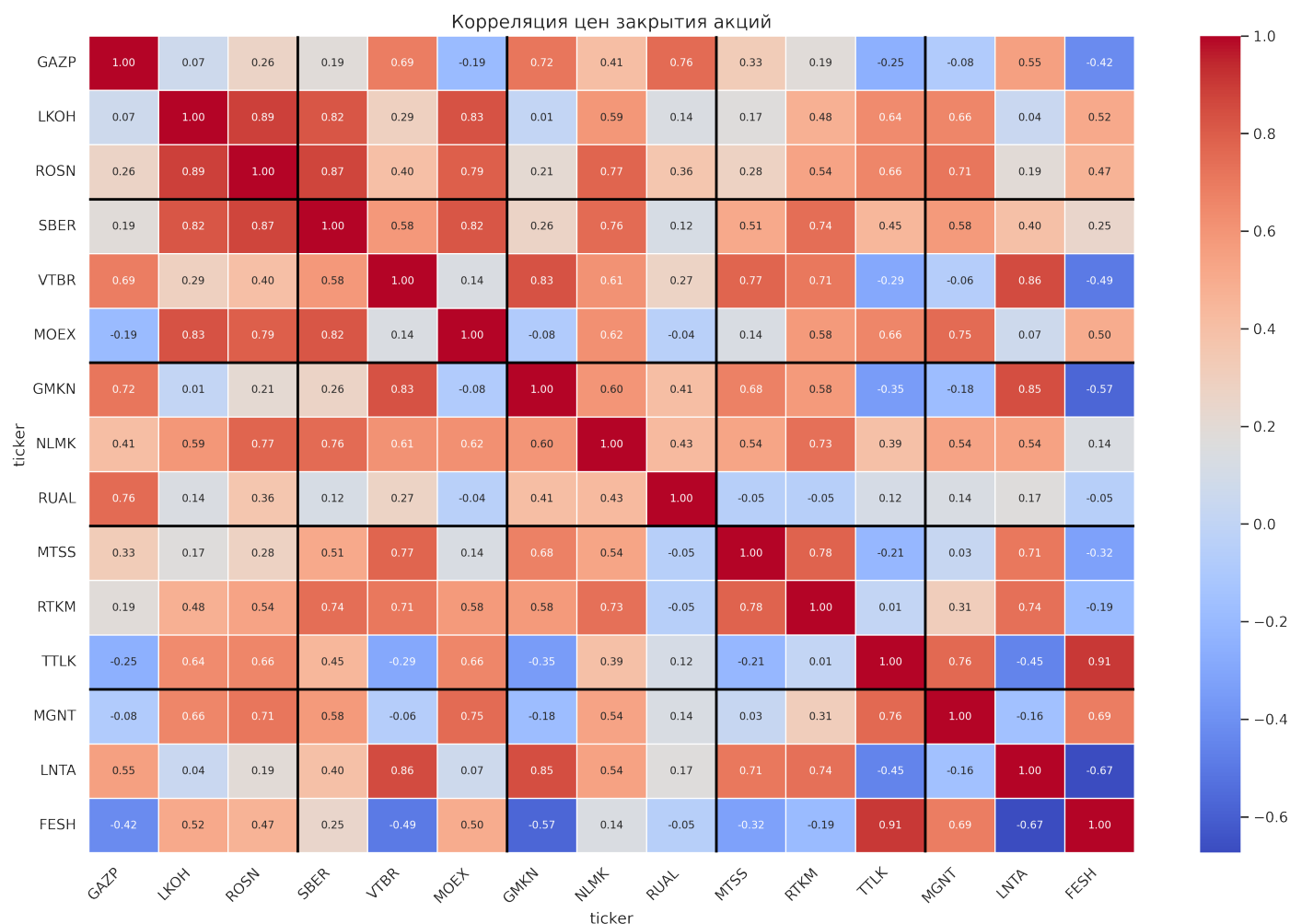


Рис. 2: Корреляционная матрица цен закрытия акций для компаний из портфеля

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 степень экспозиции 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, например, ключевой ставки и стоимостью заёмного капитала в промышленном секторе.

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 [?]. На рисунке 3 приведен пример создания экземпляра класса калькулятора и запуск расчета.

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-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

```

calc = Portfolio(
    dt_calc='30.10.2024',
    dt_start='03.11.2019',
    stocks_step=10,
    tickers_list=tickers_list
)

calc = (
    calc
    .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=True) # нарисовать PD
    .plot_stocks(tickers=tickers_list, verbose=False)       # нарисовать котировки акций
    # нарисовать динамику долга и стоимости активов
    .plot_combined_on_single_axis(save_path='logs/graphs/debt_catitalization')
    # рассчитать функции импульсного отклика
    .calc_irf(impulses_responses = {
        'inflation': 'PD', 'interest_rate': 'PD'
    })
    .plot_correlation_matrix(custom_order = [ # нарисовать матрицу корреляций
        'GAZP', 'LKOH', 'ROSN', # Нефтегазовая отрасль
        'SBER', 'VTBR', 'MOEX', # Финансовый сектор
        'GMKN', 'NLMK', 'RUAL', # Металлургия
        'MTSS', 'RTKM', 'TTLK', # Телекоммуникации
        'MGNT', 'LNTA', 'FESH' # Розничная торговля
    ])
)

```

Рис. 3: Пример создания калькулятора и запуска расчета

сохраняет текущее состояние расчетных параметров класса, позволяя визуализировать промежуточные результаты (динамику портфеля, сравнение активов) 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 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) через декомпозицию 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.

6 Анализ результатов

Анализ результатов моделирования кредитного портфеля. Проведенное исследование выявило существенную зависимость вероятности дефолта (PD) компаний от динамики макроэкономических показателей. Анализ временных рядов PD для ключевых эмитентов (Газпром, Сбербанк, МТС, GMKN) за период 2000–2015 гг. продемонстрировал повышенную волатильность показателей в периоды геополитической нестабильности и структурных экономических кризисов. Например, для Газпрома наблюдались устойчивые периоды роста PD, связанные с сокращением экспортных возможностей и необходимостью реструктуризации бизнес-модели, тогда как для Сбербанка критическим фактором выступала динамика процентных ставок, влияющая на стоимость заёмного капитала.

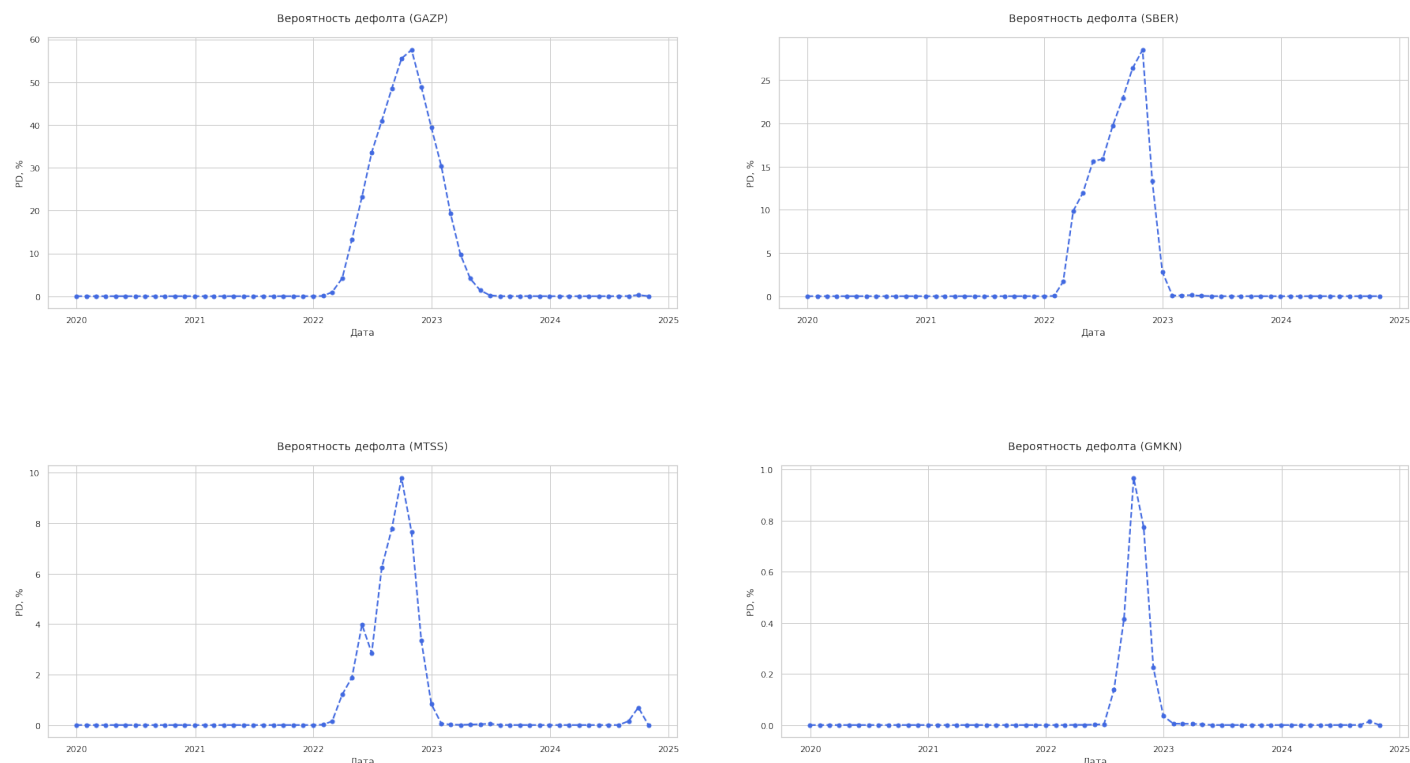


Рис. 4: Динамика цен закрытия для основных компаний каждого сектора.

Важным результатом стала оценка импульсных откликов (IRF), характеризующих реакцию PD на экзогенные макроэкономические шоки. Шок инфляции приводил к немедленному росту PD на 1.5–2 базисных пункта в первые два квартала, что объясняется снижением реальной доходности активов компаний. Воздействие изменения процентной ставки носило более пролонгированный

характер: пиковый эффект (до 1.8 базисных пунктов) наблюдался на горизонте 3–4 кварталов, отражая запаздывающую адаптацию финансовых обязательств к новым условиям.

Сравнительный анализ PD по секторам выявил дифференциацию рисков. Компании сырьевого сектора (Газпром, GMKN) демонстрировали более высокую чувствительность к глобальным ценовым шокам, тогда для финансового сектора (Сбербанк) ключевым драйвером выступала волатильность денежно-кредитной политики. Это подчеркивает необходимость сегментированного подхода к управлению кредитным портфелем, учитывающего отраслевую специфику.

Полученные результаты подтверждают гипотезу о значимом влиянии макроэкономических условий на кредитные риски. Интеграция модели Мертон с векторными авторегрессионными моделями (VAR) позволила количественно оценить как индивидуальные риски эмитентов, так и системные эффекты, связанные с передачей шоков через экономические взаимосвязи. Практическая значимость исследования заключается в разработке рекомендаций по стресс-тестированию портфеля, включая сценарии с комбинированными шоками инфляции и процентных ставок, а также оптимизации хеджирования рисков на основе отраслевой диверсификации.

Ограничением работы является предположение о линейности взаимосвязей в VAR-моделях, что может нивелировать нелинейные эффекты в условиях экстремальных рыночных событий. Перспективным направлением дальнейших исследований является внедрение машинного обучения для идентификации скрытых паттернов в данных и прогнозирования PD в условиях структурных сдвигов экономической среды.

7 Заключение

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. *Risk*, 10(9), 111–117.
- [8] Hull, J. C. (1997). *Options, Futures, and Other Derivatives* (3rd ed.). Prentice Hall.
- [9] Росстат. Официальная статистика: макроэкономические показатели [Электронный ресурс]. URL: <https://rosstat.gov.ru>
- [10] Центральный банк Российской Федерации. Отчеты по ключевой ставке и инфляции [Электронный ресурс]. URL: <https://cbr.ru>
- [11] URL: <https://github.com/MaximKiryakov/Diploma/tree/masters>