

Борисовский Дмитрий Евгеньевич

Санкт-Петербургский государственный экономический университет

Липсман Леонид Ильич

Санкт-Петербургский государственный экономический университет

**Применение Jupyter Notebook для целей финансового анализа
высокодоходных облигаций**

Аннотация. В статье исследуются высокодоходные облигации (ВДО) в России, где наблюдается устойчивый рост объема размещений. Авторы анализируют ключевые недостатки традиционных рейтинговых агентств. В качестве альтернативы предлагается автоматизированный метод анализа финансовой отчетности с использованием Jupyter Notebook, позволяющий обрабатывать большие массивы данных с высокой точностью. Анализируются преимущества, проблемы и возможности технологии API, которые могут помочь потенциальным инвесторам в выборе тех или иных эмитентов. Применение модели Жданова для прогнозирования банкротства демонстрируется на выборке эмитентов высокодоходных облигаций. Преимущества подхода включают гибкость настройки параметров, минимизацию ручных ошибок и повышение скорости анализа по сравнению с Excel. Также приведен программный код на языке Python. Результаты подтверждают эффективность автоматизации в оценке банкротства эмитентов.

Ключевые слова: высокодоходные облигации, Jupyter Notebook, Python, Excel, финансовый анализ, модель банкротства, технологии API, вероятность, эмитент

Borisovsky Dmitry Evgenievich

Saint Petersburg State University of Economics

Lipsman Leonid Ilyich

Saint Petersburg State University of Economics

Using Jupyter notebook for financial analysis of high-yield bonds

Abstract. The article examines the market of high-yield bonds (HYB) in Russia, which has seen steady growth in issuance volumes. The authors analyze key shortcomings of traditional rating agencies. As an alternative, they propose an automated method for analyzing financial statements using Jupyter Notebook, which enables processing large datasets with high accuracy. The advantages, challenges, and opportunities of API technology are analyzed, which can assist potential investors in selecting specific issuers. The application of the Zhdanov model for bankruptcy prediction is demonstrated on a sample of high-yield bond issuers. The advantages of this approach include flexible parameter tuning, minimized manual errors, and faster analysis compared to Excel. Additionally, Python code examples are provided. The results confirm the effectiveness of automation in assessing issuer bankruptcy risks.

Keywords: high-yield bonds, Jupyter Notebook, Python, Excel, financial analysis, bankruptcy prediction model, API technologies, probability, issuer

В последнее время в России рынок высокодоходных облигаций (ВДО) демонстрирует стремительный рост, что подчеркивает их огромную популярность среди инвесторов. В 2023 году объем размещения ВДО составил 41 млрд рублей, что в 4,6 раза превышает показатель 2022 года, а общий объем рынка достиг почти 90 млрд рублей. Уже в первом квартале 2024 года был установлен новый исторический рекорд – размещение высокодоходных облигаций превысило 17 млрд рублей [2]. Такая динамика

свидетельствует о высокой актуальности этого инструмента, который привлекает инвесторов благодаря потенциалу повышенной доходности. Рост рынка ВДО отражает как увеличение спроса со стороны инвесторов, так и активность эмитентов, что делает этот сегмент одним из самых развивающихся в структуре российского долгового рынка.

Однако, сектор высокодоходных облигаций (ВДО) в России сталкивается с серьезной проблемой: около 40% компаний малого и среднего бизнеса (МСП) по данным МосБиржи, выпускающих такие облигации, не имеют кредитного рейтинга. Это связано как с высокой стоимостью присвоения рейтинга, так и сложностью соответствия требованиям рейтинговых агентств для небольших компаний. Отсутствие рейтинга создает значительные трудности: снижается доверие инвесторов, ограничивается доступ к финансированию, поскольку многие институциональные инвесторы (например, ПИФы и НПФ) не могут вкладываться в ценные бумаги без рейтинга [2].

Существует критика и в адрес рейтинговых агентств, которая носит системный характер. Во-первых, существует конфликт интересов: агентства получают оплату своих услуг от самих эмитентов, что ставит под сомнение объективность их оценок. Яркий пример — корпоративные скандалы 2008 года, когда завышенные рейтинги токсичных ипотечных облигаций способствовали финансовому кризису. Во-вторых, рейтинги часто меняются с запозданием, уже после наступления кризиса. Так произошло с рядом российских компаний в 2022–2024 годах, когда агентства резко понижали оценки только после фактического ухудшения их положения, вместо того чтобы предупредить риски заранее. Наконец, методологии агентств часто остаются непрозрачными и не учитывают специфику МСП, применяя к ним те же критерии, что и к крупным корпорациям. В качестве альтернативы рассматриваются национальные рейтинговые агентства (АКРА, Эксперт РА, НКР), которые предлагают более гибкие методики для МСП, но пока не пользуются достаточным доверием у инвесторов.

Крупные банки, такие как Сбербанк и ВТБ, разрабатывают собственные системы внутренних рейтингов, а новые технологии, включая big data и блокчейн [3], позволяют создавать более адаптивные модели оценки на основе данных — оборотов счетов бухгалтерского учета, цифрового следа компаний и других параметров. В качестве альтернативы каждый инвестор может использовать Jupyter Notebook для математико-экономических расчетов высокодоходных облигаций. Перечислим основные виды проблем, которые возникают при использовании данной технологии:

1. Отсутствие структурированных API: В отличие от развитых рынков, где существует развитая инфраструктура финансовых данных с удобными API (например, Bloomberg, S&P Capital IQ, Refinitiv), в России основным источником является сайт e-disclosure.ru. Это означает, что для получения данных необходимо заниматься ручным переносом PDF-документов и HTML-таблиц в Excel.

2. Неоднородность форматов отчетности: Каждая компания может публиковать отчетность в своем уникальном формате. Это создает серьезные проблемы для автоматизации.

3. Ручной перенос данных в Excel: Из-за сложностей с автоматическим извлечением данных, аналитики часто вынуждены вручную копировать информацию из отчетов в Excel-файлы. Это не только занимает много времени, но и повышает риск возникновения ошибок: несоответствия в разделах активов и пассивов, ошибки в отчете о финансовых результатах

4. Промежуточное звено Excel-Jupyter Notebook: Использование Excel в качестве промежуточного звена между сайтом e-disclosure.ru и Jupyter Notebook, безусловно, замедляет процесс анализа и программе требуется гораздо больше времени, чтобы обработать входящий поток информации.

Подробнее это демонстрирует рисунок 1.



Рисунок 1 – варианты обработки финансовой отчетности эмитентов ВДО по автору

Отметим, что одним из ключевых преимуществ Jupyter Notebook при работе с финансовой отчетностью для прогнозирования банкротств является его гибкость в обработке данных, где структура отчетов может варьироваться [5]. В отличие от Excel, где формулы жестко привязаны к конкретным ячейкам и столбцам, Jupyter Notebook позволяет автоматизировать обработку данных без риска критических ошибок из-за изменений в самой структуре отчетности. Финансовая отчетность компаний, особенно в разных странах или за различные периоды, часто содержит неодинаковое количество строк. Например, баланс одной компании может включать стандартные статьи: «Основные средства», «Дебиторская задолженность», а у другой компании — дополнительные уточнения: «Основные средства: здания» и «Основные средства: оборудование». В Excel это создает проблемы:

1. Жесткая привязка формул. Если в одном файле формула рассчитывает коэффициент, используя данные из одной строки, а в другом файле та же статья находится в другой строке из-за добавленных подкатегорий, формула даст сбой или некорректный результат.
2. Ручная корректировка. При анализе множества отчетов приходится вручную проверять и адаптировать формулы под каждый файл, что увеличивает время работы и риск ошибок.
3. Ошибки при копировании. Даже если структура отчетов кажется одинаковой, перенос формул между файлами требует точного совпадения расположения данных, иначе расчеты нарушатся.

На вход система принимает стандартные формы отчетности (баланс, отчет о финансовых результатах) в структурированном виде - в виде загружаемых файлов формата XLSX/CSV. На выходе после загрузки данных алгоритм выполняет последовательную обработку: сначала проводится стандартизация показателей (приведение к единому формату наименований статей, консолидация дополнительных строк отчетности), затем рассчитывается полный набор финансовых коэффициентов, включая показатели

1. ликвидности
2. финансовой устойчивости
3. рентабельности
4. деловой активности

Важное преимущество финансовых коэффициентов - их способность выявлять скрытые проблемы, которые неочевидны при анализе абсолютных показателей отчетности [1]. Например, компания может демонстрировать рост выручки, но при этом иметь негативную динамику коэффициентов оборачиваемости, что свидетельствует о неэффективном использовании ресурсов.

Еще положительная характеристика использования финансовых коэффициентов заключается в их способности стандартизировать оценку компаний разных размеров и отраслей, что особенно существенно при сравнительном анализе. Например, коэффициенты ликвидности (такие как текущая и быстрая ликвидность) показывают способность компании отвечать по краткосрочным обязательствам, а показатели финансовой устойчивости (коэффициент автономии, соотношение заемного и собственного капитала) отражают долгосрочную стабильность бизнеса.

В рамках данного исследования был разработан программный модуль на Python, позволяющий автоматизировать процесс анализа финансовой отчетности компаний-эмитентов, что ранее не получило широкого освещения в российской практике. В качестве главной модели прогнозирования банкротства была выбрана модель, разработанная В. Ю. Ждановым [1]. Эта модель имеет следующий вид (формула 1.1):

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(-4,32 + 1,24K_1 + 0,12K_2 + 0,06K_3 + 0,34K_4 + 2,16K_5)}} \quad (1.1)$$

где,

K1 — отношение чистой прибыли к оборотным активам;

K2 — отношение общего долга к собственному капиталу;

K3 — отношение внеоборотных активов к оборотным активам;

K4 — отношение выручки к среднегодовой стоимости активов;

K5 — отношение оборотных активов к краткосрочным обязательствам.

В таблице 1 приведены значения вероятности банкротства по Жданову за 2024 год для 17 эмитентов высокодоходных облигаций [4]. Среди 17 проанализированных компаний не оказалось ни одной с низким уровнем риска (вероятность банкротства менее 0,2). Но есть и такие, которые можно охарактеризовать как компании с умеренным уровнем вероятности банкротства [4]. Наиболее благополучными в этом списке можно считать ПАО «Апри» (0,313), «Агротек» (0,303) и " СЭЗ им С. Орджоникидзе " (0,301) - их показатели близки к условной границе умеренного риска. Низкая вероятность банкротства оказалась и у Сергиево-Посадского мясомолочного комбината, которая составила около 0,275 [4].

Таблица 1 - Вероятность по модели Жданова эмитентов ВДО по автору

Номер	Эмитент	Вероятность банкротства по Жданову
1	Сергиево-посадский мясомолочный комбинат	0.275
2	Сибирское стекло	0.532
3	Кировский завод	0.411
4	Техно-лизинг	0.628
5	Регион продукт	0.766
6	Русская контейнерная компания	0.630
7	ПАО Апри	0.313
8	Маньч-Агро	0.604
9	Роял-капитал	0.687

10	Простые решения	0.395
11	СЕЛЛ-СЕРВИС	0.994
12	Агротек	0.303
13	Рекорд Трейд	0.965
14	СЭЗ им С. Орджоникидзе	0.301
15	Трейдберри	0.852
16	Урожай	0.766
17	Электроаппарат	0.929

Особую тревогу вызывают компании с экстремально высокими показателями – «СЕЛЛ-СЕРВИС» (0.994), «Рекорд Трейд» (0.965) и «Электроаппарат» (0.929). Вероятность банкротства выше 90% у этих организаций фактически означает крайне критическое финансовое положение [4].

Несмотря на то, что какие-то значения может показаться умеренно высоким, следует учитывать, что модель Жданова отличается консерватизмом в оценках и даже может завышать риски. Необходимо понимать, что любая модель, по определению, является упрощённым представлением реальности и не может в полной мере отражать всю сложность и многогранность анализируемого предмета. Финансовые модели, включая модели прогнозирования банкротств, всегда содержат определённые допущения и ограничения, которые следует учитывать при интерпретации результатов.

В заключении стоит отметить, что самостоятельный расчет финансовых показателей инвесторами представляет собой перспективный подход, который особенно актуален для рынка высокодоходных облигаций, где традиционные рейтинговые агентства зачастую демонстрируют запаздывающую реакцию на изменения финансового состояния эмитентов. Такой метод анализа дает инвесторам ряд существенных преимуществ, включая возможность оперативного реагирования на изменения в отчетности компаний, использование собственных критериев оценки и учет специфических факторов риска, которые могут игнорироваться стандартными рейтинговыми методиками. Особенно ценным этот подход становится при работе с небольшими или нишевыми эмитентами, которые часто оказываются вне фокуса внимания крупных рейтинговых агентств.

Список источников

1. Жданов В.Ю. Финансовый анализ предприятия с помощью коэффициентов и моделей : учебное пособие / В.Ю. Жданов, И.Ю. Жданов. — Москва : Проспект, 2018. — 256 с.
2. Московская биржа зафиксировала рекорд по числу новых эмитентов облигаций [Электронный ресурс] // Ведомости. — 2024. — 27 дек. — URL: <https://www.vedomosti.ru/investments/articles/2024/12/27/1084044-mosbirzha-zafiksirovala-rekord-po-chislu-novih-emitentov-obligatsii> (дата обращения: 22.05.2025).
3. Официальный сайт раскрытия информации [Электронный ресурс] // Центр раскрытия корпоративной информации. — URL: <https://www.e-disclosure.ru/> (дата обращения: 22.05.2025).
4. Программный модуль для анализа вероятности банкротства эмитента по Жданову [Электронный ресурс] // Google Colab. — URL: <https://colab.research.google.com/drive/12v9jrAwmtu3lCxxf5tBEIs9bK3jopM9#scrollTo=xxsPiaZXyK5K> (дата обращения: 22.05.2025).
5. Программный модуль для автоматического сбора рыночных данных (котировки золота, курса USD/RUB и индекса Мосбиржи) [Электронный ресурс] // Google Colab. — URL: <https://colab.research.google.com/drive/1l-sqEg1aHi34SVNjwHB0K6XK3y5OOTIA> (дата обращения: 22.05.2025).

Сведения об авторах

Борисовский Дмитрий Евгеньевич, студент 2 курса магистратуры, Санкт-Петербургский государственный экономический университет, г. Санкт-Петербург, Россия

Липсман Леонид Ильич, студент 2 курса магистратуры, Санкт-Петербургский государственный экономический университет, г. Санкт-Петербург, Россия

Научный руководитель

Руденко Светлана Анатольевна, кандидат экономических наук, доцент кафедры банков, финансовых рынков и страхования

Information about the authors

Dmitry Evgenievich Borisovsky, 2nd year Master's student, St. Petersburg State University of Economics, St. Petersburg, Russia

Lipsman Leonid Ilyich, 2nd year Master's student, St. Petersburg State University of Economics, St. Petersburg, Russia

Scientific supervisor

Rudenko Svetlana Anatolyevna, PhD in Economics, Associate Professor of the Department of Banking, Financial Markets and Insurance