

ФИНАНСОВЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ

Ю. Р. Ичкитидзе

канд. экон. наук, доцент Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики» (Санкт-Петербург)

В. В. Кракович

канд. экон. наук, старший преподаватель Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики» (Санкт-Петербург)

К. А. Романюк

канд. экон. наук, старший преподаватель Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики» (Санкт-Петербург)

МОДЕЛИРОВАНИЕ ВЕРОЯТНОСТИ ДЕФОЛТА КОРПОРАЦИИ НА ОСНОВЕ ПРОГНОЗНОЙ ДИНАМИКИ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ФИНАНСОВОЙ ОТЧЕТНОСТИ

Введение

Важнейшим фактором активизации экономического роста в стране является благоприятный инвестиционный климат. Одним из его условий является доступность информации, позволяющей адекватно оценить долгосрочные риски контрагентов, в частности для оценки вероятности дефолта эмитентов на рынке корпоративных облигаций. По данным информационного агентства Cbonds, объем выпущенных корпоративных облигаций на внутреннем рынке в октябре 2019 г. составил 13 трлн руб., за 5 лет увеличившись на 129% (CBONDS, 2019).

В мировой практике существуют различные подходы к оценке вероятности корпоративного дефолта: дискриминантные модели, опционные модели (с применением модели Блэка—Шоулза), модели миграции кредитных рейтингов. Однако из-за специфики отечественного рынка каждый из этих подходов имеет определенные ограничения, затрудняющие их использование для количественного моделирования в целях проведения арбитражных операций. Например, большинство компаний, выпускающих корпоративные облигации, не имеют общепризнанных рыночных котировок акций, что делает невозможным применение модели KMV. С другой стороны, модели, основанные на кредитных рейтингах, для оценки вероятности дефолта требуют длительной исторической статистики, включая расчет матриц миграции, что на российском рынке невозможно в силу его короткой истории. Разумеется, эти трудности могут быть так или иначе преодолены, в частности, крупнейшие российские банки имеют собственные системы оценки вероятности корпоративного дефолта и успешно используют их для управления кредитным портфелем, ценообразования и реструктуризации. Однако для индивидуальных инвесторов, а также для научной дискуссии эти системы недоступны.

В данной работе предлагается модель оценки вероятности корпоративного дефолта, основанная на анализе и прогнозировании показателей финансовой отчетности. Она базируется на положениях модели KMV и требует вычислений умеренной сложности, доступных для выпускников экономических вузов. Для его применения не требуются общепризнанные рыночные котировки акций и статистика по матрицам миграции, что существенно расширяет круг компаний, по которым возможна количественная оценка вероятности дефолта.

В следующем разделе представлен анализ существующей литературы по оценке вероятности дефолта корпораций. Затем описывается структура предлагаемой модели. Далее показывается, как эта модель работает на американских компаниях рейтинга «Ва» агентства *Moody's*, в частности полученные по модели результаты сравниваются со статистикой по историческим частотам дефолта. В последнем разделе, с помощью предложенной модели, оценивается вероятность дефолта по данным некоторых российских компаний.

Подходы к оценке вероятности дефолта в литературе

В научной литературе существуют различные подходы к классификации моделей вероятности дефолта (см. напр., Crouhy et al., 2000; Chan-Lau, 2006; Тотьмянина, 2011, Derbali, Hallara, 2012; Карминский, 2015; Li, Faff, 2019). Специалисты МВФ (Chan-Lau, 2006) предлагают разделять модели предсказания дефолта на две группы: основанные на бухгалтерской информации и основанные на рыночной информации. Отечественные ученые (Тотьмянина, 2011; Карминский, 2015), предлагают двух-трехуровневую классификацию. На верхнем уровне — тип данных, на которых основана модель (рыночные данные, фундаментальные показатели, непараметрические модели), на втором и третьем уровнях — методы, используемые для оценки вероятности дефолта. При этом значительная часть моделей одновременно использует данные разных типов, что затрудняет отнесение модели к определенному типу в данной классификации. Например, широко известная модель Альтмана в классической форме использует финансовые показатели и рыночную стоимость компании. Авторы (Тотьмянина, 2011; Карминский, 2015) предлагают отнести ее к дискриминантным многофакторным моделям, основанным на фундаментальных финансовых показателях, в то время как модели, использующие рыночные данные, согласно их классификации, относятся к другому типу.

В данной работе предлагается классифицировать модели оценки вероятности дефолта одновременно по двум признакам: метод оценки и используемые данные (табл. 1). При этом по каждому признаку методы одновременно могут относиться к нескольким типам, например, если метод подразумевает поэтапное или параллельное использование различных моделей, или использование данных различных типов (табл. 1).

Таблица 1

Описание основных подходов к оценке вероятности дефолта

Метод	Применяемые модели	Используемые данные
Модель Бивера (Beaver, 1966)	Однофакторный коэффициентный анализ	Финансовые коэффициенты по данным бухгалтерской отчетности. Оценка проводилась по 30 коэффициентам, отобрано 6 коэффициентов, дающих наиболее точный прогноз дефолта: cash flow/total debt (наиболее точный), net income/total assets, total debt/total assets, working capital/total assets, current ratio, no-credit interval
Модель Альтмана (Altman, 1968)	Многофакторный дискриминантный анализ	Working capital/total assets, retained earnings/total assets, EBIT/total assets, market value of equity/book value of total debt, sales/total assets
Модель Мертона (Merton, 1974)	Модель Блэка—Шоулза для оценки опционов	Рыночная стоимость компании, номинальная сумма долга, ст. отклонение стоимости компании, безрисковая ставка, период до погашения обязательства
Credit Portfolio view (Wilson, 1998)	Многофакторная модель оценки систематического риска портфеля	Рыночные данные

Окончание табл. 1

Метод	Применяемые модели	Используемые данные
Credit Metrics (Credit Metrics, 2007)	Расчет стандартного отклонения и перцентилля для ожидаемых денежных потоков от заемщика	Кредитные рейтинги, публикуемые рейтинговыми агентствами и матрицы миграции кредитных рейтингов, рыночные данные
KMV (Vasicek, 1999)	Расчет «расстояния до дефолта» (distance to default, DD)	Рыночные данные

Первая из упоминаемых в научной литературе (Карминский, 2015) моделей предсказания банкротства — это модель однопеременного коэффициентного анализа Бивера, опубликованная в 1966 г. В качестве независимых переменных автор использовал 30 финансовых коэффициентов, сравнивая их значения для обанкротившихся и необанкротившихся фирм (Beaver, 1966). Коэффициентный анализ и по сей день широко используется в финансовом менеджменте и оценке рисков компаний. К его достоинствам можно отнести простоту расчетов и их интуитивно понятную интерпретацию, а также доступность необходимых данных. Однако модель имеет статичный характер, не учитывает динамику изменения финансовых показателей и их взаимосвязь. Кроме того, показатели требуют корректировки в зависимости от отрасли, региона, экономической ситуации, что затрудняет их сравнение внутри группы контрагентов (Львова, 2015).

Логичным развитием модели Бивера является многофакторная дискриминантная модель Альтмана (Altman, 1968). Автор рассмотрел 22 финансовых коэффициента и выбрал пять из них, имеющих наибольшую предсказательную силу. На основании эмпирических данных по американскому рынку были рассчитаны коэффициенты линейной пятифакторной модели оценки Z-дискриминанта, который служит мерой оценки вероятности дефолта. Данная модель также проста для применения и за счет использования всего лишь пяти финансовых коэффициентов имеет бóльшую предсказательную силу по сравнению с моделью Бивера (Карминский, 2015). В дальнейшем Альтманом были разработаны модификации его модели для непубличных компаний и модели для развитых и развивающихся рынков (Altman et al., 2014). При этом модель также имеет статичный характер и не позволяет учитывать изменение финансовых показателей. Соответственно, прогнозирование вероятности банкротства с ее помощью может осуществляться только в краткосрочном периоде (Сергиенко, 2006). Кроме того, ее применение в российской практике затрудняется необходимостью адаптации к специфике отечественных компаний: пересмотр независимых переменных, коэффициентов, пороговых значений Z-дискриминанта (Патласов, Васина, 2013; Дремова, 2015; Львова, 2015).

Следующий этап эволюции моделей оценки вероятности дефолта связан с работами Фишера Блэка и Майрона Шоулза (Black, Scholes, 1973), а также Роберта Мерттона (Merton, 1974). Блэк и Шоулз разработали модель оценки опционов, а Мерттон разработал механизм ее использования для оценки корпоративного дефолта. Данная модель требует более сложных вычислений по сравнению с дискриминантными моделями, однако в современных условиях автоматизации этот недостаток нивелируется. Более существенным недостатком является тот факт, что данная модель основана на допущении о нормальном распределении доходности активов компании. В период кризиса или ухудшения финансового положения отдельной компании данное допущение не будет соблюдаться, что приведет к недооценке вероятности дефолта (Мезенцев, 2011; Карминский, 2015).

В дальнейшем исследовательский фокус перешел от отдельных моделей к системам оценки кредитного риска, разрабатываемым консалтинговыми агентствами и банками. Среди этих систем наибольшую популярность имеют CreditRisk+, KMV и Credit Metrics (Kollar, Gondzarova, 2015). Система CreditRisk+ была разработана в 1997 г. банком Credit Suisse (Crouhy et. al., 2000). Моделирование вероятности дефолта осуществляется на основе экзогенных параметров, соответствующих распределению Пуассона. (Diaz, Gemmill, 2002). При использовании данного метода контрагенты делятся на группы по уровню потерь при дефолте (*Lossgiven Default, LGD*). На основании фактических распределений вероятностей дефолта по группам рассчитываются индивидуальные вероятности. Для применения данного подхода требуется относительно небольшой объем данных. Его недостатком является отсутствие возможности учета динамики изменения кредитоспособности контрагента, а также частая недооценка вероятности дефолта из-за использования распределения Пуассона (Kollar, Gondzarova, 2015).

Системы Credit Metrics и KMV являются развитием модели Мертона и также используют допущение о возможности оценки обязательства как опциона. В системе Credit Metrics к нему также добавляется допущение о том, что распределение доходности активов контрагента соответствует распределению вероятности миграции кредитного рейтинга. При моделировании используется нормальное распределение (Diaz, Gemmill, 2002). Затем для каждого возможного изменения рейтинга с помощью модели Блэка–Шоулза рассчитывается ожидаемая приведенная стоимость обязательства. Достоинствами данной системы является ее гибкость и возможность применения для различных видов финансовых инструментов. Ее недостатком является то, что она завязана на кредитные рейтинги, уточнение которых может происходить с запозданием, что приводит к неадекватной оценке рисков и запоздалой реакции на изменение рыночной конъюнктуры (Kollar, Gondzarova, 2015). Для применения системы Credit Metrics необходимы исторические данные по миграции кредитных рейтингов. Для России эта информация в настоящий момент представлена в ограниченном объеме. Данная система не подразумевает оценку вероятности дефолта отдельных эмитентов в рамках рейтинга, однако практика показывает, что фактическая вероятность дефолта в рамках одного значения рейтинга может существенно различаться. Кроме того, для использования этой системы требуется больший объем данных. Она сложнее в администрировании относительно CreditRisk+, при этом она не всегда дает более точную оценку риска (Diaz, Gemmill, 2002).

Система KMV отличается от Credit Metrics тем, что в ней риск заемщика оценивается не по кредитным рейтингам и матрице их миграции, а по рыночным данным. При этом подходе определяется показатель «расстояние до дефолта» (*distance to default, DD*), соответствующий разнице между ожидаемой стоимостью актива на инвестиционном горизонте и точкой дефолта, обычно выражаемой в единицах стандартных отклонений доходности. В отсутствии текущих фактических данных о структуре активов и обязательств точка дефолта считается равной сумме краткосрочных обязательств контрагента и половины объема его долгосрочных обязательств. Достоинством данной системы является то, что она быстрее учитывает появление новой информации благодаря использованию рыночных данных. Обратной стороной использования рыночных данных будет ограничение круга контрагентов, оценку которых можно проводить с помощью данной системы. Применение данного метода для оценки кредитоспособности российских публичных компаний затрудняется относительной неразвитостью отечественного фондового рынка, что выражается в его более низкой эффективности

по сравнению с ведущими мировыми рынками (Стрельников, 2012). В условиях низкой эффективности рыночные котировки в большей степени подвержены моментум-эффекту, приводящему к избыточной рыночной волатильности, что, в свою очередь, негативно сказывается на точности оценки вероятности дефолта. Данная модель в классическом виде в большей мере подходит для краткосрочного прогнозирования (Kovacova, Kollar, 2017).

Проведенный обзор основных методов и систем оценки риска свидетельствует о необходимости их дальнейшего совершенствования. Дискриминантные модели статичны и не позволяют учитывать нелинейную динамику финансовых показателей. Модели, основанные на матрицах миграции кредитных рейтингов, недостаточно чувствительны для оценки риска индивидуальных контрагентов. В России их использование также ограничено недостаточным объемом исторических данных для построения долгосрочной матрицы миграции кредитных рейтингов. Применение в России моделей, основанных на рыночных показателях, также затруднительно в связи с относительно низкой эффективностью фондового рынка и небольшим количеством публичных компаний. Модели, используемые российскими банками при принятии решения о выдаче кредита корпоративному заемщику, основаны на использовании закрытой бухгалтерской и управленческой информации, недоступной широкому кругу инвесторов. Соответственно, задачей данного исследования является разработка модели, лишенной указанных недостатков.

Структура модели

Предлагаемый подход для оценки вероятности дефолта основан на допущениях модели *KMV*, в соответствии с которыми риск дефолта определяется тремя основными элементами: стоимостью активов (V^a), риском активов (σ^a) и номиналом долга (D); а в качестве условия дефолта рассматривается ситуация, когда оценочная стоимость активов (V^a) оказывается меньше точки дефолта (*Default point*). В эту модель вносятся два основных изменения. Во-первых, оценочная стоимость активов считается равной сегодняшней стоимости *EBIT*, рассчитанной на основе имитационного моделирования выручки (S) и отношения *EBIT-to-Sales ratio* (R) в соответствии с формулой (1). Это позволяет избавиться от влияния предвзятости в ценообразовании активов, в частности овер- и андерреакции, которые порождают моментум-эффект, эффект возврата к среднему и вызванную этим избыточную волатильность. Во-вторых, в качестве точки дефолта (DP) используется величина чистого долга (ND_t), которая представляет собой сумму долга за вычетом текущих активов, в результате чего при n имитациях по методу Монте-Карло вероятность дефолта фирмы через время t (p_t) вычисляется в соответствии с выражением (2).

$$V_{i,t}^a = \frac{\tilde{S}_{i,t} \cdot R_{i,t} \cdot (1 + g_{i,t})}{WACC - g_{i,t}} \quad (1)$$

$$p_t = \frac{\sum_{i=1}^n x_{i,t}}{n}; \quad x_{i,t} = \begin{cases} 0 & \left| x_{i,t-1} = 0 \cap V_{i,t}^a \geq ND_{i,t} \right. \\ 1 & \left| x_{i,t-1} = 1 \cup V_{i,t}^a < ND_{i,t} \right. \end{cases} \quad (2)$$

Данная модель дает возможность оценить уровень кредитного риска по конкретной компании с учетом динамики ее финансовых показателей. При этом,

в отличие от моделей, применяемых рейтинговыми агентствами, она основана на использовании открытых данных.

Основной практический вопрос при использовании предлагаемого подхода состоит в корректной оценке входных параметров имитационной модели, а именно S_t , R_t , g_t и ND_t . Для его решения можно использовать методы анализа временных рядов. Предлагается унифицированная процедура прогнозирования для всех анализируемых компании. Конкретно, рассматриваются модели прогнозирования (3)–(5). Для прогнозирования выручки при меняется модель $AR(0)$ для первой разности выручки в постоянных ценах с добавлением нелинейности в виде условия, когда средние темпы роста за последние годы (m_s) статистически значимо отличаются от средних темпов роста за весь анализируемый период (m_l) (см. (3)). Рентабельность (*EBIT-to-Sales ratio*) есть трендстационарная модель, где трендом является среднее историческое значение, а прогнозная оценка рентабельности (\hat{R}) есть среднее значение рентабельности по имитационной модели за период m_l (см. (4)). Оценка среднего темпа роста выручки (\hat{g}) можно представить как среднее значение логарифмических темпов роста выручки по имитационной модели с добавлением нелинейности в случае, когда средние темпы роста за последние годы (m_s) статистически значимо отличаются от средних темпов роста за весь анализируемый период (m_l) (см. (5)). Что касается чистого долга (ND_t), то его динамика рассматривается как постоянное коинтеграционное отношение со скользящим средним по выручке, в случае если выручка увеличивается, в другом случае долг остается на постоянном уровне.

$$\tilde{S}_t = P_t / P_b \cdot S_0^r e^{\sum_{k=1}^t a + \varepsilon_k} ; \alpha = \begin{cases} \sum_{k=1}^{m_l} \ln(S_{1-k}^r / S_{-k}^r) / m_l \Big|_{t_s < t_k} ; \\ \sum_{k=1}^{m_s} \ln(S_{1-k}^r / S_{-k}^r) / m_s \Big|_{t_s \geq t_k} \end{cases} ; \quad (3)$$

$$t_s = \frac{\left| \sum_{k=1}^{m_s} \ln(S_{1-k}^r / S_{-k}^r) / m_s - \sum_{k=1}^{m_l} \ln(S_{1-k}^r / S_{-k}^r) / m_l \right|}{\sqrt{\sigma_{m_l}^2 / m_l + \sigma_{m_s}^2 / m_s}}$$

$$R_t = \sum_{k=1}^{m_l} \left[\underbrace{a_1 \tilde{R}_{t-k-1} + a_0 + \varepsilon_{t-k}}_{\tilde{R}_{t-k}} \right] / m_l \quad (4)$$

$$g_t = \begin{cases} \sum_{k=1}^{m_l} \ln(\tilde{S}_{t+1-k} / \tilde{S}_{t-k}) / m_l \Big|_{t_s < t_k} ; \\ \sum_{k=1}^{m_s} \ln(\tilde{S}_{t+1-k} / \tilde{S}_{t-k}) / m_s \Big|_{t_s \geq t_k} \end{cases} ; \quad (5)$$

$$t_s = \frac{\left| \sum_{k=1}^{m_s} \ln(\tilde{S}_{t+1-k} / \tilde{S}_{t-k}) / m_s - \sum_{k=1}^{m_l} \ln(\tilde{S}_{t+1-k} / \tilde{S}_{t-k}) / m_l \right|}{\sqrt{\sigma_{\tilde{S}_{m_l}}^2 / m_l + \sigma_{\tilde{S}_{m_s}}^2 / m_s}}$$

Проверка адекватности модели

Для проверки адекватности предложенной модели были использованы данные по отобраным случайным образом 40 американским нефинансовым компаниям с кредитным рейтингом *Ba* по оценке рейтингового агентства *Moody's* (табл. 2). По каждой компании были взяты данные по годовой выручке (*Sales*) и *прибыли до налогообложения и уплаты процентов (EBIT)*, а также *чистый долг (Net Debt)* за период 1983–2018 гг. Кроме того, для оценки сегодняшней стоимости активов, использовалась средневзвешенная стоимость капитала (*WACC*). Источником этих данных послужила база *Thomson Reuters Eikon*.

Таблица 2

Перечень компаний с рейтингом *Ba* (*Moody's*), по которым проводилась оценка вероятности дефолта

Наименование	Сектор	Рейтинг	Наименование	Сектор	Рейтинг
Amkor Technology Inc	Технологии	Ba3	MasTec Inc	Недвижимость	Ba2
Arch Coal Inc	Энергетика	Ba3	MDC Holdings Inc	Недвижимость	Ba1
ASGN Inc	Услуги	Ba2	MEDNAX Inc	Услуги	Ba1
Brookfield Property Reit Inc	Недвижимость	Ba2	Mobile Mini Inc	Логистика	Ba3
Cedar Fair LP	Услуги	Ba3	NuStar Energy LP	Энергетика	Ba3
Centene Corp	Здравоохранение	Ba1	Oceaneering International	Энергетика	Ba3
Clean Harbors Inc	Экология	Ba2	Penske Automotive Group Inc	Розничная торговля	Ba2
Cooper Tire & Rubber Co	Автомобилестроение	Ba3	Pitney Bowes Inc	Технологии	Ba2
Corelogic Inc	ИТ	Ba2	Plains All American Pipeline, LP	Энергетика	Ba3
Devon Energy Corp	Энергетика	Ba1	Range Resources Corp	Энергетика	Ba1
Equinix Inc	Телекоммуникации	Ba1	Sealed Air Corp	Упаковка	Ba2
Ferro Corp	Химическая промышленность	Ba3	Service Corporation International	Услуги	Ba3
Freeport-McMoRan Inc	Добыча полезных ископаемых	Ba3	Silgan Holdings	Упаковка	Ba1
Goodyear Tire & Rubber Co	Автомобилестроение	Ba3	Telephone and Data Syst. Inc	Телекоммуникации	Ba1
HCA Healthcare Inc	Здравоохранение	Ba2	US Ecology Holdings Inc	Экология	Ba1
Icahn Enterprises LP	Управление активами	Ba2	Verisign Inc	ИТ	Ba1
Iron Mountain Inc	Недвижимость	Ba3	Vishay Intertechnology Inc	Технологии	Ba3
iStar Inc	Недвижимость	Ba1	Visteon Corp	Автомобилестроение	Ba3
Lamar Advertising Co	Медиа	Ba2	Wabash National Corp	Производство	Ba2
Lithia Motors Inc	Розничная торговля	Ba3	Westinghouse Air Brake Technologies Corp	Производство	Ba2

Источник: Moody's Report, 2019.

Выбор компаний, имеющих рейтинг *Ba* агентства *Moody's* для проверки адекватности модели, обусловлен, во-первых, публичной доступностью данных по историческим частотам дефолта в разрезе основных рейтингов, во-вторых, наличием открытой статистики по матрицам миграции кредитных рейтингов, в-третьих, тем фактом, что исторические значения частот вероятности дефолта для рейтинга *Ba* статистически значимо отличны как от нуля, так и от единицы, в то время как вероятность перехода в категорию с более высоким рейтингом (в соответствии с матрицей миграции) примерно равна вероятности перехода в категорию с более низким рейтингом (ожидаемое свойство отсутствия смещения). Все используемые статистические данные были взяты из отчета *Moody's* (2019).

Рассмотрим порядок расчета вероятности дефолта по предложенной модели на примере компании *Goodyear Tire & Rubber Co.* В качестве входных параметров использованы выручка в текущих ценах, *EBIT* и чистый долг. Затем строились модели: 1. выручки, с учетом корректировки на инфляцию и нелинейности темпов роста (формула 3); 2. рентабельности продаж по *EBIT* (выражение 4); 3. отношения чистого долга к выручке. Для расчета сегодняшней стоимости активов (V^a) также используется оценка ожидаемого темпа роста выручки (выражение 5). На рис. 1 и 2 представлены историческая динамика и прогнозы по выручке (в текущих ценах), рентабельности продаж по *EBIT* и отношения чистый долг к выручке. Основным источником отраслевой неопределенности является динамика выручки. Поскольку e_u динамика соответствует разностноstationарной модели, то негативные шумы имеют склонность накапливаться с течением времени, что при текущем уровне чистого долга может привести к выполнению условия дефолта ($V^a < ND$). Другими словами, накопление негативных шумов не позволяет фирме сокращать существующий долг, что приводит к нежелательному росту отношения чистого долга к выручке. Кроме того, в некоторых случаях к дефолту может приводить ситуация, когда прогнозная величина рентабельности продаж по *EBIT* (оцененная по историческим средним значениям) оказывается отрицательной. В данной модели вероятность дефолта рассчитывается на основе имитационных прогнозов перечисленных показателей с помощью метода Монте-Карло. Если условие дефолта в прогнозный год выполняется, то для всех последующих лет также наблюдается дефолт. По этой причине функция вероятности дефолта от времени всегда монотонно возрастает (см. рис. 3).

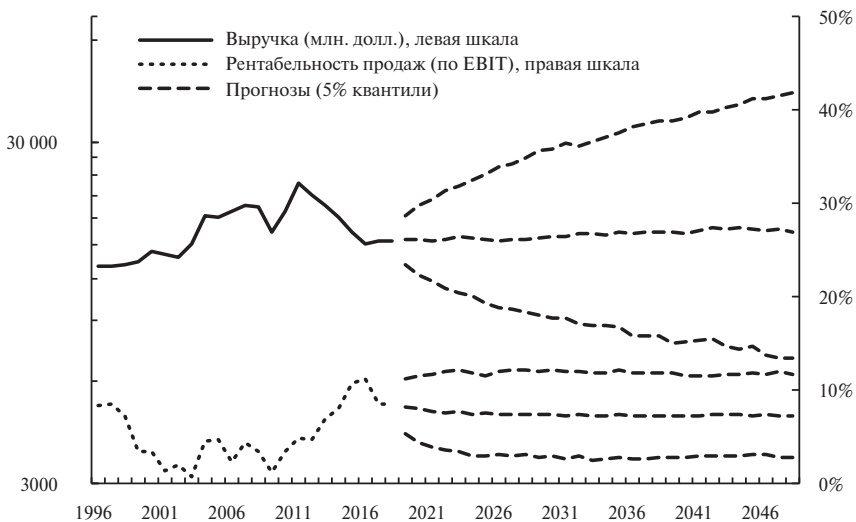


Рис. 1. Прогноз выручки и рентабельности продаж (по *EBIT*) для *Goodyear Tire & Rubber Co.*

Источник: расчеты авторов.

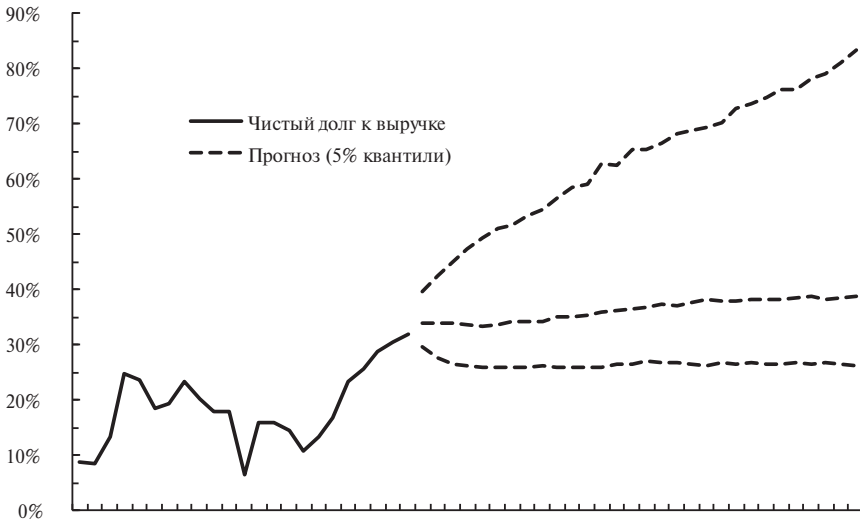


Рис. 2. Прогноз отношения чистого долга к выручке для Goodyear Tire & Rubber Co.

Источник: расчеты авторов.

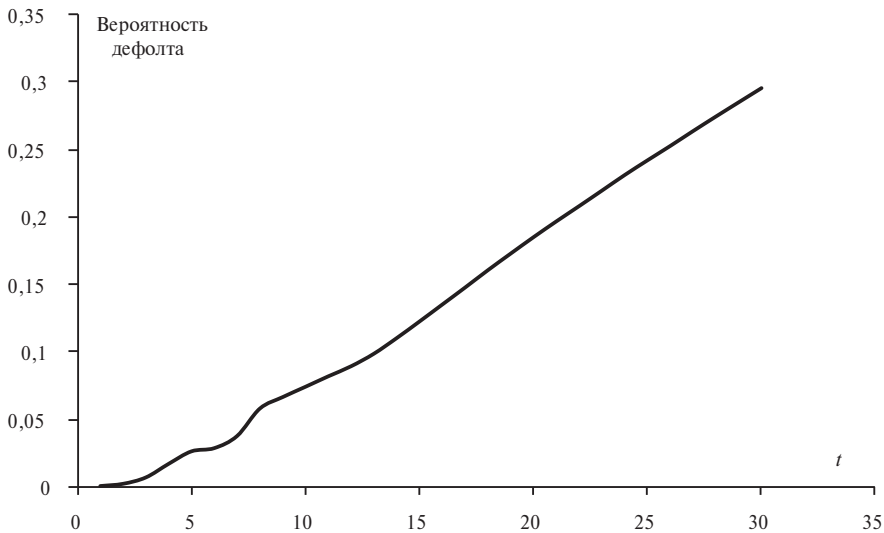


Рис. 3. Оцененная функция вероятности дефолта от времени для Goodyear Tire & Rubber Co. по состоянию на конец 2018 г.

Источник: расчеты авторов.

Аналогичные расчеты проведены для всех отобранных компаний. Входные параметры имитационной модели, такие как отношение чистого долга к выручке, прогнозные годовые темпы роста выручки в постоянных ценах, СКО темпов роста выручки в постоянных ценах, средняя рентабельность и *WACC* представлены в табл. 3. В табл. 4 представлена усредненная оценка накопленной вероятности дефолта (т. е. вероятность дефолта в течение прогнозного периода) по всем отобранным компаниям в сравнении с аналогичной оценкой по данным *Moody's*, которая эквивалентна исторической частоте дефолта за период 1970–2018 гг.

Таблица 3

Входные параметры имитационной модели и полученная оценка индивидуальной вероятности дефолта (PD) для выборки американских компаний

Наименование компании	Чистый долг к выручке, ед.	Прогноз т. р. выручки (постоян. цены), ед. в год	Прогноз СКО т.р. выручки (постоян. цены), ед. в год	Прогноз рентабельности (ЕБИТ к выручке)	WACC, ед. в год	Оценка PD по модели за 10 лет
1	2	3	4	5	6	7
Amkor Technology Inc	0,151	0,046	0,141	0,081	0,096	0,000
Arch Coal Inc	-0,045	0,015	0,173	0,107	0,071	0,166
ASGN Inc	0,311	0,165	0,274	0,066	0,131	0,005
Brookfield Property Reit Inc	6,082	0,012	0,175	0,342	0,057	0,851
Cedar Fair LP	1,155	0,044	0,097	0,237	0,058	0,000
Centene Corp	0,010	0,270	0,137	0,030	0,094	0,000
Clean Harbors Inc	0,392	0,092	0,168	0,080	0,090	0,003
Cooper Tire & Rubber Co	-0,016	0,007	0,115	0,064	0,062	0,000
Corelogic Inc	0,947	-0,101	0,442	0,103	0,070	0,964
Devon Energy Corp	0,190	0,005	0,291	0,238	0,133	0,110
Equinix Inc	2,102	0,230	0,103	0,185	0,069	0,000
Ferro Corp	0,445	-0,020	0,189	0,056	0,109	0,794
Freeport-McMoRan Inc	0,372	0,122	0,326	0,290	0,126	0,022
Goodyear Tire & Rubber Co	0,321	-0,019	0,102	0,074	0,085	0,073
HCA Healthcare Inc	0,692	0,030	0,040	0,137	0,061	0,000
Icahn Enterprises LP	0,172	0,179	0,553	0,065	0,086	0,278
Iron Mountain Inc	1,908	0,049	0,060	0,181	0,062	0,000
iStar Inc	3,355	0,009	0,235	0,182	0,064	0,903
Lamar Advertising Co	1,762	0,026	0,056	0,301	0,084	0,000
Lithia Motors Inc	0,288	0,084	0,183	0,044	0,064	0,000
MasTec Inc	0,200	0,131	0,108	0,053	0,090	0,000
MDC Holdings Inc	0,214	-0,016	0,326	-0,003	0,081	0,998
MEDNAX Inc	0,528	0,106	0,040	0,208	0,053	0,000
Mobile Mini Inc	1,513	0,073	0,112	0,289	0,108	0,000
NuStar Energy LP	1,589	0,138	0,477	0,108	0,082	0,618
Oceaneering International	0,221	-0,123	0,157	0,116	0,122	0,853
Penske Automotive Group Inc	0,262	0,054	0,109	0,027	0,067	0,001
Pitney Bowes Inc	0,667	-0,038	0,102	0,153	0,054	0,061
Plains All American Pipeline, LP	0,268	0,046	0,333	0,057	0,072	0,275
Range Resources Corp	1,151	0,153	0,303	0,254	0,069	0,010
Sealed Air Corp	0,677	-0,001	0,189	0,123	0,078	0,277
Service Corporation International	1,072	0,001	0,111	0,180	0,083	0,024
Silgan Holdings	4,445	0,094	0,219	0,313	0,077	0,222

Окончание табл. 3

1	2	3	4	5	6	7
Telephone and Data Syst. Inc	0,294	0,006	0,044	0,041	0,062	0,272
US Ecology Holdings Inc	0,587	0,133	0,280	0,187	0,061	0,002
Verisign Inc	0,424	-0,009	0,219	0,371	0,081	0,001
Vishay Intertechnology Inc	-0,088	0,002	0,140	0,094	0,098	0,000
Visteon Corp	-0,019	-0,139	0,364	0,059	0,094	0,000
Wabash National Corp	0,165	0,042	0,361	0,037	0,112	0,366
Westinghouse Air Brake Technologies Corp	0,751	0,100	0,114	0,143	0,093	0,000

Источник: расчеты авторов.

Таблица 4

Средние значения накопленных вероятностей дефолта по модели для отобранных компаний и исторических частот дефолта компаний с рейтингом *Ba* (по данным Moody's) для заданного прогнозного периода

Горизонт прогноза, лет	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Средняя вероятность дефолта по модели для отобранных компаний, ед.	0,071	0,106	0,127	0,146	0,160	0,168	0,177	0,189	0,197	0,204
СКО вероятности по отобранным компаниям	0,21	0,25	0,27	0,29	0,30	0,31	0,31	0,31	0,32	0,32
Историческая частота дефолта компаний с рейтингом <i>Ba</i> (Moody's, 2019, стр. 36), ед.	0,009	0,024	0,042	0,061	0,079	0,096	0,111	0,125	0,140	0,155
Значение <i>t</i> -статистики для сравнения двух выборочных средних	1,83	2,00	1,90	1,74	1,62	1,42	1,31	1,23	1,10	0,92
Значимость <i>t</i> -статистики (<i>p</i> -value)	0,07	0,05	0,06	0,08	0,11	0,16	0,19	0,22	0,27	0,36

Источник: расчеты авторов, отчет Moody's.

Из табл. 4 видно, что с увеличением прогнозного периода, оценки средней вероятности дефолта по предложенной модели сходятся к оценкам вероятности дефолта по данным Moody's. На уровне 10% значимости различие между двумя оценками существует только для ближайших четырех лет. В первом приближении этого достаточно для того, чтобы судить об адекватности предлагаемой модели. Вместе с тем анализ результатов табл. 3 свидетельствует о значительном разбросе оценок индивидуальной вероятности дефолта по предлагаемой модели внутри отобранной группы компаний. Так, 6 из 40 проанализированных компаний имеют более чем 75% вероятность дефолта в течение ближайших 10 лет, в то время как 23 компании из 40 имеют вероятность дефолта в течение 10 лет менее 5%. Анализ полученных результатов позволил выявить один недостаток предложенной модели. Оказалось, что четыре из шести отобранных для анализа компаний, которые имеют прогнозные темпы роста выручки менее минус 1%, имеют индивидуальную вероятность дефолта за 10 лет, превышающую 75%. В реальности компании, которые имеют устойчиво снижающуюся выручку, обычно имеют отрицательные

чистые инвестиции, то есть способны погашать долг за счет амортизации. Однако этот эффект предлагаемая модель не учитывает. Самый простой способ его включения в модель состоит в увеличении денежного потока *EBIT* на разницу между амортизацией (*AM*) и инвестициями (*CAPEX*) в случае, если эта разница больше нуля. В противном случае уменьшать *EBIT* не следует, так как в модели предусматривается увеличение долга пропорционально росту выручки, что является источником финансирования инвестиций. Эта корректировка должна снизить полученные в табл. 4 средние оценки вероятности дефолта, сделав их более близкими к оценкам *Moody's*. Других очевидных недостатков предложенной модели по итогам полученных результатов мы не выявили. В оставшихся двух случаях, когда индивидуальная вероятность дефолта за 10 лет оказывается выше 75%, наблюдается высокое отношение чистого долга к выручке (6,08 и 3,35), а другие две компании (из шести вышеупомянутых с темпами роста выручки менее минус 1%) имеют меньшую вероятность дефолта за 10 лет (0% и 7,3%, соответственно) либо из-за отрицательного чистого долга, либо из-за весьма низкого отраслевого риска (прогноз СКО темпов роста выручки). Для компаний с нулевой индивидуальной вероятностью дефолта основным источником занижения этой вероятности может быть только завышенная оценка прогнозных темпов роста выручки. Однако для нашей выборки таких ошибок мы не обнаружили. Например, для компании *Equinix Inc*, которая имеет отношение долга к выручке 2,1 и прогнозные темпы роста выручки 23% в год, даже при снижении прогнозных темпов роста выручки в четыре раза модель по-прежнему дает нулевую вероятность дефолта за 10 лет.

Отдельным вопросом является правомерность использования в качестве эталона для проверки адекватности предлагаемой модели показателя исторической частоты дефолта. В качестве альтернативы можно использовать статистику по матрицам миграции. В табл. 5 представлена пятилетняя матрица миграции кредитных рейтингов за 1970–2018 гг. (*Moody's*, 2019, р. 29), которую следует интерпретировать как исторические частоты изменения кредитоспособности компаний с заданным рейтингом (по строчкам) за следующие пять лет. Она содержит важный сценарий — «рейтинг отозван» (*WR*), который, согласно методологическим документам *Moody's*, означает, что «отозванные рейтинги представляют собой цензурированные наблюдения... мы предполагаем, что данная цензура является нейтральной по отношению к базовому кредитному риску» (*Moody's*, 2007, р. 18). В соответствии с этим допущением, следует ожидать, что компании, чей рейтинг отозван, имеют такое же распределение изменения кредитоспособности (включая возможность дефолта), как остальные компании, чей рейтинг не отозван, что можно учесть при оценке исторической частоты дефолта с помощью исключения сценария отзыва рейтинга (*WR*) из матрицы. С учетом этого, пятилетняя ожидаемая вероятность дефолта для компаний рейтинга *Ba* составляет уже не 6,66%, как в табл. 5, а 10,17% (поскольку процент считается от компаний, за исключением сценария *WR*, т. е. $6,66/65,47$), а десятилетняя ожидаемая вероятность дефолта для компаний рейтинга *Ba*, рассчитанная на основе 10-летней матрицы миграции (табл. 6), полученной путем возведения в квадрат 5-летней матрицы (как однородная Марковская цепь, (см. *Weißbach*, 2016), становится равна 21,7%. Эти методологические тонкости статистики *Moody's* создают неоднозначность, которая в случае учета матриц миграции, делает среднюю оценку вероятности дефолта, полученную по предложенной модели, гораздо более близкой к оценке *Moody's*.

Таблица 5

5-летняя матрица миграции кредитных рейтингов за 1970–2018 гг., %

	Aaa	Aa	A	Baa	Ba	B	Сaa	Ca-C	WR	Def
Aaa	53,66	23,29	4,89	0,63	0,31	0,03	0,04	0,00	17,08	0,07
Aa	2,15	46,05	23,66	3,92	0,79	0,26	0,12	0,03	22,78	0,25
A	0,18	7,22	51,66	14,51	2,45	0,74	0,16	0,02	22,40	0,65
Baa	0,14	1,00	12,16	49,72	8,01	2,52	0,57	0,09	24,38	1,40
Ba	0,03	0,19	2,54	14,36	28,02	11,48	2,06	0,13	34,53	6,66
B	0,02	0,07	0,44	2,38	7,39	22,68	6,34	0,61	43,94	16,13
Сaa	0,00	0,00	0,11	0,62	1,67	8,14	13,71	1,00	49,81	24,94
Ca-C	0,00	0,00	0,03	0,85	1,79	4,69	3,14	3,06	50,74	35,70

Источник: отчет *Moody's*.

Таблица 6

10-летняя матрица миграции кредитных рейтингов без сценария WR за 1970–2018 гг., %

	Aaa	Aa	A	Baa	Ba	B	Сaa	Ca-C	Def
Aaa	42,67	35,48	16,48	3,60	0,96	0,29	0,12	0,02	0,37
Aa	3,54	39,26	39,69	12,36	2,61	1,01	0,31	0,05	1,18
A	0,60	12,07	50,33	25,96	5,66	2,27	0,56	0,07	2,49
Baa	0,32	3,24	22,14	48,79	12,49	5,69	1,45	0,16	5,71
Ba	0,11	0,98	8,01	25,34	23,19	15,90	4,38	0,38	21,72
B	0,06	0,30	2,10	7,71	11,87	20,77	8,18	0,76	48,25
Сaa	0,01	0,07	0,66	2,64	4,68	11,81	9,54	0,85	69,74
Ca-C	0,01	0,05	0,55	2,53	3,43	6,17	3,34	0,63	83,28

Источник: расчеты авторов на основе 5-летней матрицы.

Кроме того, с помощью матриц миграции можно частично объяснить значительный разброс индивидуальных вероятностей дефолта, полученных с помощью предложенной модели. В соответствии с 10-летней матрицей, 34,4% компаний рейтинга *Ba* улучшат свою кредитоспособность в следующие 10 лет, у 42,4% компаний кредитоспособность ухудшится (включая объявление дефолта) и только у 23,2% компаний кредитоспособность останется неизменной. Предполагая, что изначальная методика классификации компаний по группам максимально корректна, то есть в один рейтинг включены компании с минимальной внутригрупповой дисперсией индивидуальных вероятностей дефолта (которые могут быть посчитаны только на основе предварительной спецификации теоретической модели), миграция должна быть вызвана только объективным изменением кредитоспособности, например, в результате непредсказуемых шумов или управленческих воздействий. Однако методология *Moody's* такую проверку корректности не предоставляет, следовательно, существует вероятность, что миграция компаний частично может быть вызвана запаздыванием переоценки, то есть она отражает не только объективные изменения уровня кредитоспособности, но первоначальную неоднородность анализируемой группы. В связи с этим, расчет индивидуальной вероятности дефолта на основе теоретически обоснованной модели,

может раскрыть эту неоднородность. Другими словами, тот разброс, который мы получили по индивидуальным вероятностям дефолта в анализируемой выборке, частично может быть связан с неоднородностью групп *Moody's*, что проявляется в высокой вероятности миграции рейтинга. Для более детальных уточнений дополнительные исследования необходимы.

В завершение дискуссии об адекватности полученных оценок индивидуальной вероятности дефолта, хотелось бы отметить, что они основаны на имитации поведения анализируемого объекта при помощи моделей временных рядов. По этой причине предложенная модель теоретически корректна, весь вопрос сводится к различиям в оценке прогнозных параметров и справедливости выбранного условия дефолта. Естественно, что включение дополнительной информации о денежных потоках фирмы, например капитальных расходов и амортизации, либо учет особенностей отраслевой динамики, включая возможные статистически невидимые риски, должны повысить точность оценок индивидуальной вероятности дефолта. Также к улучшению точности прогнозных моделей должно привести обоснованное использование экспертных мнений, например в части построения моделей прогноза выручки, на основе анализа отдельных сегментов рынка и конкурентоспособности продукции. Отдельным вопросом для дальнейшего исследования является изучение преимуществ и недостатков предложенной модели в сравнении с *КМВ*.

Применение модели для оценки вероятности дефолта российских компаний

На российском рынке корпоративных облигаций присутствуют бумаги 776 эмитентов со сроками погашения до 30 лет. С лета 2017 г. для выпуска облигаций российским компаниям необходимо иметь рейтинг агентства, имеющего аккредитацию Центрального банка (222-ФЗ). На момент вступления закона в силу таких агентств было два: Аналитическое кредитное рейтинговое агентство (АКРА) и Эксперт РА. В 2019 г. аккредитацию получили еще два агентства: «Национальные кредитные рейтинги» (НКР) и Национальное рейтинговое агентство (НРА), однако на момент подготовки статьи они еще опубликовали ни одного рейтинга. «Большая тройка» международных рейтинговых агентств отказалась открывать в России дочерние компании в соответствии с требованиями регулятора (Третьяк, 2019), поэтому они не могут претендовать на включение в реестр Центробанка. После этого спрос на их услуги в России значительно сократился. В табл. 7 представлено количество российских эмитентов, имеющих рейтинги различных агентств по состоянию на 2 декабря 2019 г. Можно заметить, что на отечественные рейтинговые агентства приходится большая часть рынка. Международные рейтинги получают только компании, которых интересует выход на зарубежные рынки капитала.

Таблица 7

Число российских компаний, имеющих действующий рейтинг указанных агентств

	АКРА	Эксперт РА	Moody's	S&P	Fitch
Число компаний с рейтингом	150	416	117	101	127

Источник: cbonds.ru.

Отсутствие рейтингов международных агентств у значительного числа отечественных корпоративных эмитентов в сочетании с незначительной статистикой по исторической частоте дефолта на российском рынке делают невозможной количественную оценку вероятности дефолта на основе присвоенного кредитного рейтинга. Этот недостаток можно устранить за счет предлагаемой нами модели.

Для демонстрации возможностей предлагаемой модели на российских данных были отобраны компании с рейтингом *Ba Moody's*, а также несколько российских публичных компаний, имеющих схожий рейтинг двух других агентств из «Большой тройки» (список компаний представлен в табл. 8). Необходимость добавления компаний с рейтингами других агентств обусловлена отсутствием достаточного количества компаний с рейтингом *Moody's* с историческими данными как минимум за 10 лет. При построении модели анализировались финансовая отчетность в национальной валюте, для корректировки на инфляцию применялся индекс потребительских цен. Результаты расчетов представлены в табл. 9. Видно, что 13 из 17 проанализированных компаний имеют вероятность дефолта за 10 лет менее 1%. Еще две компании (Уралкалий и АФК Система) имеют вероятность дефолта за 10 лет 5,9% и 6,9%, соответственно. Наибольшую вероятность дефолта имеют КамАЗ и ЕврАЗ (23,7% и 28%, соответственно).

Таблица 8

Перечень российских компаний с рейтингом *Ba (Moody's)* и аналогичным рейтингом других агентств, по которым проводилась оценка вероятности дефолта

Наименование компании	Сектор	Рейтинг	Наименование	Сектор	Рейтинг
X5 Retail Group NV	Розничная торговля	Ba1 (Moody's)	Polyus PAO	Добыча полезных ископаемых	BB (Fitch)
Mezhregional'naya Raspredelitel'naya Setevaya Kompaniya Urala OAO	Энергетика	Ba1 (Moody's)	AFK Sistema PAO	Диверсифицированный холдинг	BB– (Fitch)
MRSK Volgi PAO	Энергетика	Ba1 (Moody's)	Lenta Ltd	Розничная торговля	BB (Fitch)
EVRAZ plc	Металлургия	Ba1 (Moody's)	Safmar PAO	Управление активами	BB– (S&P)
Uralkaliy PAO	Химическая промышленность	Ba2 (Moody's)	Mobil'nye Telesistemy PAO	Телекоммуникации	BB+ (Fitch)
KAMAZ PAO	Автомобилестроение	Ba3 (Moody's)	MOESK PAO	Энергетика	BB+ (Fitch)
Chelyabinskii Truboprolatnyi Zavod PAO	Производство	Ba3 (Moody's)	MRSK Tsentra PAO	Энергетика	BB+ (S&P)
Aeroflot — Rossiyskiye Avialinii PAO	Транспорт	BB (Fitch)	MegaFon PAO	Телекоммуникации	BB+ (Fitch)
Novorossiyskiy Morskoy Torgovyi Port PAO	Логистика	BB (S&P)	—	—	—

Таблица 9

Входные параметры имитационной модели и полученная оценка индивидуальной вероятности дефолта (PD) для выборки американских компаний

Компания	Чистый долг к выручке, ед.	Прогноз т. р. выручки (постоян. цены), ед. в год	Прогноз СКО т.р. выручки (постоян. цены), ед. в год	Прогноз рентабельности (ЕВИТ к выручке)	WACC, ед. в год	Оценка PD по модели за 10 лет	Сред. к соотв. по дюр. ГЦБ, %
X5 Retail GroupNV	0,120	0,196	0,243	0,052	0,159	0,000	0,92
Mezhregional'naya Raspredelitel'naya Setevaya Kompaniya Urala OAO	0,133	0,013	0,126	0,044	0,108	0,001	н/д
MRSK Volgi PAO	0,022	0,003	0,122	0,068	0,112	0,000	н/д
EVRAZ plc	0,276	0,036	0,403	0,175	0,201	0,280	н/д
Uralkaliy PAO	1,955	0,118	0,401	0,424	0,096	0,059	1,32
KAMAZ PAO	0,320	0,042	0,242	0,040	0,107	0,237	2,08
Chelyabinskii Truboprolkatnyi Zavod PAO	0,383	0,084	0,253	0,112	0,060	0,002	н/д
Aeroflot — Rossiyskiye Avialinii PAO	1,026	0,081	0,116	0,086	0,122	0,001	н/д
Novorossiyskiy Morskoy Torgovyi Port PAO	0,887	0,045	0,219	0,586	0,122	0,000	н/д
Polyus PAO	1,352	0,123	0,144	0,446	0,073	0,000	0,77
AFK Sistema PAO	0,861	0,045	0,222	0,151	0,068	0,069	1,51
Lenta Ltd	0,226	0,154	0,040	0,079	0,122	0,000	0,73
Safmar PAO	3,846	0,109	0,202	0,474	0,062	0,000	н/д
Mobil'nye Telesistemy PAO	0,788	-0,032	0,051	0,225	0,141	0,003	0,75
MOESK PAO	0,532	0,075	0,113	0,160	0,060	0,000	0,82
MRSK Tsentra PAO	0,422	0,020	0,125	0,089	0,070	0,003	0,78
MegaFon PAO	0,871	-0,045	0,050	0,260	0,099	0,002	1,00
Среднее значение	0,825	0,063	0,168	0,204	0,099	0,022	1,07

Источник: расчеты авторов.

Анализируя полученные результаты, необходимо отметить, что в случае с КамАЗом высокая вероятность дефолта на основе модели связана прежде всего с низкими темпами роста выручки и низкой рентабельностью, а в случае с ЕврАЗом — с высокой волатильностью темпов роста выручки и высокой ставкой средневзвешенной стоимости капитала. Модель никак не учитывает тот факт, что по состоянию на ноябрь 2019 г. 47,1% акций ПАО «КамАЗ» принадлежат государству в лице корпорации РОСТЕХ. В случае, если прогнозная рентабельность КамАЗа увеличилась бы до 10%, то модель отреагировала бы снижением вероятности дефолта до 8,6%. Аналогичные утверждения, можно сформулировать относительно ЕврАЗа. При снижении параметра волатильности с текущего значения 0,403 до среднего по выборке значения 0,168, и снижении WACC до среднего значения 9,9% годовых, вероятность дефолта по модели снижается до 0,004.

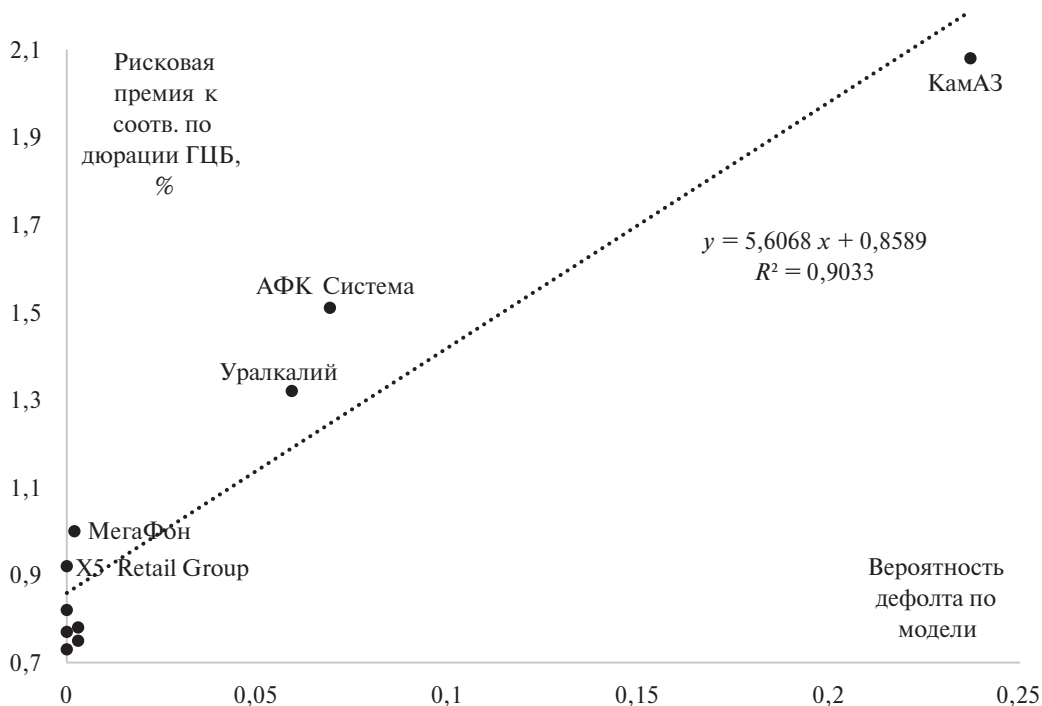


Рис. 4. Взаимосвязь между спредами доходностями облигаций российских компаний и сопоставимыми по срокам государственными облигациями и вероятностью дефолта

При первоначальном применении модели к исходным данным высокая вероятность дефолта в течение 10 лет получилась у МРСК Центра (26,2%). В результате факторного анализа результатов модели было обнаружено, что в период 2005–2007 гг. у этой компании наблюдался рост выручки в 94 раза, что было связано с присоединением 11 региональных распределительных сетевых компаний. Чтобы устранить влияние этого единовременного эффекта на прогнозные показатели, для построения модели использовались оценки по данным после 2007 г. В результате такой корректировки оцененная вероятность дефолта МРСК Центра снизилась до 0,003.

На рис. 4 представлена регрессионная зависимость между рыночной рисковой премией по облигациям анализируемых эмитентов, рассчитанная к гособлигации с соответствующей дюрацией, и полученной по модели вероятности дефолта. Коэффициент детерминации равен 0,903, t -статистика коэффициента угла наклона значима на 95%-ном уровне, что свидетельствует о зависимости между оценкой вероятности дефолта по предложенной модели и рыночной оценкой.

Заключение

В данной статье предложена модель оценки вероятности корпоративного дефолта на основе прогнозной динамики финансовых показателей. Показано, что полученные по модели оценки в среднем соответствуют историческим частотам дефолта по оценкам агентства *Moody's* для американских компаний рейтинга *Ba*. Также была продемонстрирована возможность применения данной модели для оценки вероятности дефолта эмитентов на российском рынке корпоративных облигаций. На современном этапе развития экономики отсутствие достаточной статистики по дефолту российских корпоративных эмитентов, а также отказ

«Большой тройки» соответствовать требованиям регулятора являются основными причинами для публичного обсуждения методов оценки вероятности дефолта. В этом смысле, предложенная модель обладает весомыми преимуществами перед другими подходами. Во-первых, она позволяет получить количественную оценку вероятности дефолта на основе публично доступной информации. Во-вторых, требуемые расчеты имеют умеренный уровень сложности и могут быть с легкостью воспроизведены выпускниками вузов. В-третьих, модель имеет расширения на случай оценки рисков кредитного портфеля и внесения экспертных аналитических корректировок как в прогнозные показатели, так и в характеристики условия дефолта. Последнее, в частности, необходимо при включении в анализ рыночных рисков (процентного и валютного рисков).

Предложенная модель не является финальной версией, а представляет первый шаг в построении имитационных моделей вероятности дефолта. Ее дальнейшее совершенствование должно быть проведено в следующих направлениях.

Провести аналогичную верификацию модели для большей выборки американских и европейских компаний с различными кредитными рейтингами;

Сравнить полученные по модели оценки с оценками по модели *KMV* (для компаний, имеющих рыночные котировки акций);

В случае значительных различий между оценками на основе кредитных рейтингов и оценками по модели *KMV*, с помощью предложенной модели проработать вопрос об однородности группировок, проводимых рейтинговыми агентствами;

Детализировать имитационную модель. Например, как было указано выше, для компаний с отрицательными прогнозными темпами роста выручки в величине генерируемых денежных потоков должны учитываться амортизация и капитальные расходы. Также возможно включение в модель выручки факторов, например отраслевого (странового) бенчмарка или параметров динамики отдельных рыночных сегментов. Основное ограничение при детализации имитационной модели связано с тем, что погрешность, возникающая при оценке параметров, не должна порождать высокий разброс итоговой вероятности дефолта;

Уточнить условия дефолта. Для этого требуется дополнительное эмпирическое исследование по выборке фирм, которые объявили дефолт. Кроме того, необходимо учитывать влияние нестабильности финансовых рынков на вероятность дефолта при рефинансировании долга (см. Ichkitidze, Zvontsov, 2016).

Источники

Дремова У. В. Совершенствование методики оценки банковских рисков долгосрочного кредитования инвестиций (на примере банков г. Севастополь) // Экономика региона. 2015. № 1. С. 234–244.

Информационный портал CBONDS [Электронный ресурс]. URL: <http://cbonds.ru/>

Информационный портал Moody's [Электронный ресурс]. URL: <https://www.moodys.com/>

Информационный портал Федеральной службой государственной статистики [Электронный ресурс]. URL: <https://www.gks.ru/>

Карминский А. М. Кредитные рейтинги и их моделирование. М., 2015.

Львова Н. А. Финансовая диагностика российских предприятий с применением модели Альтмана для развитых и формирующихся рынков // Финансовая аналитика: проблемы и решения. 2015. № 7 (241). С. 37–45.

Мезенцев В. В. Применение модели Мертона для оценки кредитных дефолтных свопов // Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Экономические науки. 2011. № 5 (132). С. 209–212.

Патласов О. Ю., Васина Н. В. Модели оценки кредитоспособности заемщиков — сельскохозяйственных организаций // Финансы и кредит. 2013. № 39 (567). С. 18–24.

Сергиенко О. В. Применение моделей и критериев Альтмана в анализе финансового состояния сельхозпредприятий // Финансовый менеджмент. 2006. № 6 [Электронный ресурс]. URL: <https://dis.ru/library/699/26221/>

Стрельников Е. В. Оценка вероятности дефолтов на основе рыночных цен акций // Journal of New Economy. 2012. № 4 (42). С. 36–41.

Тотьмянина К. М. Оценка вероятности дефолта промышленных компаний на основе финансовых показателей // Финансовая аналитика: проблемы и решения. 2011. № 11. С. 59–68.

Третьяк А. Как поменялся рынок рейтинговых услуг за пять лет // Ведомости. 2019 [Электронный ресурс]. URL: <https://www.vedomosti.ru/finance/articles/2019/11/20/816809-pomenyuysya-rinok>

Федеральный закон от 13.07.2015 № 222-ФЗ «О деятельности кредитных рейтинговых агентств в Российской Федерации, о внесении изменения в статью 76.1 Федерального закона “О Центральном банке Российской Федерации (Банке России)” и признании утратившими силу отдельных положений законодательных актов Российской Федерации».

Altman E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy // Journal of Finance. 1968. N 4. P. 589–609.

Altman E. I., Iwanicz-Drozdowska M., Laitinen E., Suvas A. Distressed Firm and Bankruptcy Prediction in an International Context: a Review and Empirical Analysis of Altman’s Z-score Model. The Safety of the Financial System. From Idiosyncratic to Systemic Risk. Proc. of the 7th International Risk Management Conference, 2014. URL: <http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/IRMC2014ZMO-DELpaper1.pdf>

Annual Default Study: Defaults Will Rise Modestly in 2019 amid Higher Volatility. Moody’s Investors Service. 01.02.2019. URL: https://www.moody.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC_1156859

Beaver W. H. Financial Ratios as Predictors of Failure // Journal of Accounting Research. 1966. N 4. P. 71–111.

Black F., Scholes M. The pricing of options and corporate liabilities // The Journal of Political economy. 1973. Vol. 81. N 3. P. 637–654.

Chan-Lau M. J. A. Market-based Estimation of Default Probabilities and its Application to Financial Market Surveillance // International Monetary Fund Working paper. 2006. N 6–104. P. 1–16.

Credit Metrics™ — Technical Document Copyright © 2007 RiskMetrics Group, Inc. J. P. Morgan & Co. URL: <https://www.msci.com/documents/10199/93396227-d449-4229-9143-24a94dab122f>

Crouhy M., Galai D., Mark R. A Comparative Analysis of Current Credit Risk Models // Journal of Banking and Finance. 2000. Vol. 24. N 1–2. P. 59–117.

Derbali A., Hallara S. The Current Models of Credit Portfolio Management: A Comparative Theoretical Analysis // International Journal of Management and Business Research. 2012. Vol. 2. N 4. P. 271–292.

Diaz D., Gemmill G. A Systematic Comparison of Two Approaches to Measuring Credit Risk: Credit Metrics versus Credit Risk+ 2002. URL: http://www.actuaires.org/EVENTS/congresses/Cancun/ica2002_subject/credit_risk/credit_x_diazledezma.pdf

Ichkitidze Y. R., Zvontsov A. V. The Optimal Debt Size under Instability of Financial Markets. 2016 XIX IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM). IEEE, 2016.

Introducing Moody’s Credit Transition Model. Moody’s Investors Service. 01.08.2007. URL: <https://www.moody.com/sites/products/DefaultResearch/2006800000445742.pdf>

Kollar B., Gondzarova B. Comparison of Current Credit Risk Models // Procedia Economics and Finance. 2015. N 23. P. 341–347.

Kovacova M., Kollar B. Modeling Default Probability via Structural Models of Credit Risk in Context of Emerging Markets // Financial Management From an Emerging Market Perspective. 2017. URL: <https://www.intechopen.com/books/financial-management-from-an-emerging-market-perspective/modeling-default-probability-via-structural-models-of-credit-risk-in-context-of-emerging-markets>

Li L., Faff R. Predicting Corporate Bankruptcy: What matters? // International Review of Economics & Finance. 2019. N 62. P. 1–19.

Merton R. C. On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates // Journal of Finance. 1974. Vol. 29. N 2. P. 449–470.

Qi H., Shi J., Xie Y. A. Default Correlation: Rating, Industry Ripple Effect, and Business Cycle // Applied Economics. 2019. Vol. 51. N 30. P. 3256–3273.

Valaskova K., Gavlakova P., Dengov V. Assessing Credit Risk by Moody's KMV Model // 2014 2nd International Conference on Economics and Social Science (icess 2014). PT 1. Information Engineering Research Institute. 2014. P. 40–44.

Vasicek O. A. Credit Valuation. KMV Corporation. 1999. URL: [http://www.ressources-actuarielles.net/EXT/ISFA/1226.nsf/0/c181fb77ee99d464c125757a00505078/\\$FILE/Credit_Valuation.pdf](http://www.ressources-actuarielles.net/EXT/ISFA/1226.nsf/0/c181fb77ee99d464c125757a00505078/$FILE/Credit_Valuation.pdf).

Weißbach R., Strohecker F. Modeling Rating Transitions with Instantaneous Default // Economics Letters. 2016. N 145. P. 38–40.

Wilson T. C. Portfolio Credit Risk // FRBNY Economic Policy Review. 1998. Vol. 4. N 3. P. 71–82.

References

Altman E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 1968, N 4, pp. 589–609.

Altman E. I., Iwanicz-Drozdzowska M., Laitinen E., Suvas A. *Distressed firm and bankruptcy prediction in an international context: a review and empirical analysis of Altman's Z-score model*. The safety of the financial system. From idiosyncratic to systemic risk. Proc. of the 7th International Risk Management Conference, 2014. Available at: <http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/IRMC2014ZMODELpaper1.pdf>

Annual default study: Defaults will rise modestly in 2019 amid higher volatility. *Moody's investors service*. 01.02.2019. Available at: https://www.moody.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC_1156859

Beaver W. H. Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 1966, N 4, pp. 71–111.

Black F., Scholes M. The pricing of options and corporate liabilities. *The journal of political economy*, 1973, vol. 81, N 3, pp. 637–654.

Chan-Lau M. J. A. Market-based estimation of default probabilities and its application to financial market surveillance. *International Monetary Fund Working paper*, 2006, N 6-104, pp. 1–16.

CreditMetrics™ — Technical Document Copyright © 2007 RiskMetrics Group, Inc. J. P. Morgan & Co. Available at: <https://www.msci.com/documents/10199/93396227-d449-4229-9143-24a94dab122f>

Crouhy M., D. Galai, Mark R. A comparative analysis of current credit risk models. *Journal of Banking and Finance*, 2000, vol. 24, N 1–2, pp. 59–117.

Derbali A., Hallara S. The Current Models of Credit Portfolio Management: A Comparative Theoretical Analysis. *International Journal of Management and Business Research*, 2012, vol. 2, N 4, pp. 271–292.

Diaz D., Gemmill G. *A Systematic Comparison of Two Approaches To Measuring Credit Risk: Credit Metrics versus CreditRisk+ 2002*. Available at: http://www.actuaires.org/EVENTS/congresses/Cancun/ica2002_subject/credit_risk/credit_x_diazledezma.pdf

Dremova U. V. Sovershenstvovanie metodiki ocenki bankovskih riskov dolgosrochnogo kreditovaniya investicij (naprimerebankov g. Sevastopol') [Improving the methodology for assessing bank risks of long-term lending to investments (on the example of banks in Sevastopol)]. *Ekonomika regiona [Regional Economy]*, 2015, N 1, pp. 234–244. (In Russian)

Federal'nyj zakon ot 13.07.2015 № 222-FZ «O dejatel'nosti kreditnyh rejtingovyh agentstv v Rossijskoj Federacii, o vnesenii izmenenija v stat'ju 76.1 Federal'nogo zakona "O Central'nom banke Rossijskoj Federacii (Banke Rossii)" i priznanii utrativsh imisiluotdel'nyhpolozhenij zakonodatel'nyh aktov Rossijskoj Federacii» [Federal Law of July 13, 2015 N 222-FZ "On the Activities of Credit Rating Agencies in the Russian Federation, on Amending Article 76.1 of the Federal Law "On the Central Bank of the Russian Federation (Bank of Russia)" and invalidating certain provisions of legislative acts of the Russian Federation"]. (In Russian)

Ichkitidze Y. R., Zvontsov, A. V. The optimal debt size under instability of financial markets. 2016 XIX IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM). IEEE, 2016.

Informacionnyj portal CBONDS [Information portal CBONDS]. Available at: <http://cbonds.ru/>. (In Russian)

Informacionnyj portal Moody's. *Moody's Information Portal*. Available at: <https://www.moody.com/>. (In Russian)

Information portal of the Federal State Statistics Service. Available at <https://www.gks.ru/>. (In Russian)

Introducing Moody's Credit Transition Model. *Moody's investors service*. 01.08.2007. Available at: <https://www.moody.com/sites/products/DefaultResearch/2006800000445742.pdf>

Karminskij A. M. *Kreditnye rejtingi i ih modelirovanie [Credit ratings and their modeling]*. Moscow, 2015. (In Russian)

Kollar B., Gondzarova B. Comparison of Current Credit Risk Models. *Procedia Economics and Finance*, 2015, N 23, pp. 341–347.

Kovacova M., Kollar B. Modeling Default Probability via Structural Models of Credit Risk in Context of Emerging Markets. *Financial Management from an Emerging Market Perspective. 2017*. Available at: <https://www.intechopen.com/books/financial-management-from-an-emerging-market-perspective/modeling-default-probability-via-structural-models-of-credit-risk-in-context-of-emerging-markets>

Li L., Faff R. Predicting corporate bankruptcy: What matters? *International Review of Economics & Finance*, 2019, N 62, pp. 1–19.

L'vova N. A. Finansovaja diagnostika rossijskih predpriyatij s primeneniem modeli Al'tmana dlja razvityh i formirujushihhsja rynkov [Financial diagnostics of Russian enterprises using the Altman model for developed and

emerging markets]. *Finansovaja analitika: problemy i reshenija* [*Financial analytics: problems and solutions*], 2015, N 7 (241), pp. 37–45. (In Russian)

Merton R. C. On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. *Journal of Finance*, 1974, vol. 29, N 2, pp. 449–470.

Mezencev V. V. Primenenie modeli Mertona dlja ocenki kreditnyh defoltnyh svopov [The use of Merton's model for assessing credit default swaps]. *Nauchno-tehnicheskie vedomosti Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo politehnicheskogo universiteta. Ekonomicheskie nauki* [*Scientific and Technical Journal of St. Petersburg State Polytechnic University. Economic Sciences*], 2011, N 5 (132), pp. 209–212. (In Russian)

Patlasov O. Ju., Vasina N. V. Modeli ocenki kreditosposobnosti zaemshhikov — sel'skhozozajstvennyh organizacij [Models for assessing the creditworthiness of borrowers — agricultural organizations]. *Finansy i kredit* [*Finance and Credit*], 2013, № 39 (567), pp. 18–24. (In Russian)

Qi H., Shi J., Xie Y. A. Default correlation: rating, industry ripple effect, and business cycle. *Applied Economics*, 2019, vol. 51, N 30, pp. 3256–3273.

Sergienko O. V. Primenenie modelej I kriteriev Al'tmana v analize finansovogo sostojanija sel'hozpredprijatij [The use of Altman models and criteria in the analysis of the financial condition of agricultural enterprises]. *Finansovyj menedzhment* [*Financial Management*], 2006, N 6. Available at: <https://dis.ru/library/699/26221/>. (In Russian)

Strel'nikov E. V. Ocenka verojatnosti defoltov na osnove rynochnyh cen akcij [Estimation of the probability of defaults based on market share prices]. *Journal of new economy*, 2012, N 4(42), pp. 36–41. (In Russian)

Tot'mjanina K. M. Ocenka verojatnosti defolta promyshlennyh kompanij na osnove finansovyh pokazatelej [Estimation of the default probability of industrial companies based on financial indicators]. *Finansovaja analitika: problemy i reshenija* [*Financial analytics: problems and solutions*], 2011, N 11, pp. 59–68. (In Russian)

Tret'jak A. Kak pomenjalsja rynek rejtingovyh uslug za pjat' let [How the rating services market has changed over five years]. *Vedomosti*. 2019. Available at: <https://www.vedomosti.ru/finance/articles/2019/11/20/816809-pomenyalsya-rinok>. (In Russian)

Valaskova K., Gavlakova P., Dengov V. *Assessing Credit Risk by Moody's KMV Model. v 2014 2nd international conference on economics and social science* (icess 2014), PT 1. Information Engineering Research Institute. 2014, pp. 40–44.

Vasicek O. A. *Credit Valuation. KMV Corporation. 1999*. Available at: [http://www.ressources-actuarielles.net/EXT/ISFA/1226.nsf/0/c181fb77ee99d464c125757a00505078/\\$FILE/Credit_Valuation.pdf](http://www.ressources-actuarielles.net/EXT/ISFA/1226.nsf/0/c181fb77ee99d464c125757a00505078/$FILE/Credit_Valuation.pdf)

Weißbach R., Strohecker F. Modeling rating transitions with instantaneous default. *Economics Letters*, 2016, Bd. 145, S. 38–40.

Wilson T. C. Portfolio credit risk. *FRBNY Economic Policy Review*, 1998, vol. 4, N 3, pp. 71–82.