

ОБЗОР МОДЕЛЕЙ ВЕРОЯТНОСТИ ДЕФОЛТА

В статье представлен обзор фундаментальных моделей оценки вероятности дефолта. Автор рассматривает предпосылки, достоинства и недостатки, а также представляет их классификацию. Данный обзор формирует основу для практического использования подобных моделей при решении задач риск-менеджмента.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: банки, оценка кредитного риска, вероятность дефолта, моделирование риска

ВВЕДЕНИЕ

К настоящему моменту коммерческими банками развитых стран разработано и протестировано множество математических моделей для оценки кредитного риска заемщиков. Многие из них выдержали проверку временем и сейчас используются в мировой практике. Так, Базельский комитет по банковскому надзору предлагает для оценки кредитного риска стандартный подход (standardized approach), основанный на оценке внешних рейтинговых агентств, и подход на основе внутренних рейтингов (Internal Rating Based approach, IRB) [8]. В современных российских условиях, когда большую часть кредитного портфеля банков составляют заемщики, не имеющие рейтингов международных агентств, построить гибкую систему оценки кредитного риска с помощью стандартного подхода достаточно затруднительно. Именно поэтому для российской банковской системы наиболее актуальными становятся модели оценки кредитного риска на основе внутренних рейтингов банков. В рамках данного подхода банкам необходимо рассчитать одну из ключевых



Тотьмянина Ксения Михайловна — аспирант кафедры банковского дела ГУ-ВШЭ (г. Москва)

составляющих кредитного риска — вероятность дефолта.

В данной работе представлен обзор основных моделей для оценки вероятности дефолта заемщика и предложена классификация существующих подходов (Приложение 1), проведен анализ достоинств и недостатков каждого класса моделей (Приложение 2), что дает возможность сформировать комплексный подход.

МОДЕЛИ НА ОСНОВЕ РЫНОЧНЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ

Существенный класс составляют рыночные модели, в основе которых лежит информация, доступная игрокам фондового рынка. Прежде всего это рыночные данные по котируемым ценным бумагам заемщика. Такие модели можно разделить на структурные и модели сокращенных форм.

Структурные модели вероятности дефолта

В основе структурных моделей лежит идея о том, что стоимость акций компании является опционом call на активы компании с ценой сделки, равной стоимости ее обязательств. Основоположниками данного класса моделей считаются Блэк и Шоулз, Мертон. Мертон рассмотрел кредиторскую задолженность компании как требование, которое может быть обращено на ее стоимость, и использовал формулу ценообразования опционов Блэка — Шоулза для оценки вероятности дефолта компании [11]. В рамках данной модели предоставление кредита трактуется как покупка активов компании у акционеров и передача им опциона call на данные активы с ценой исполнения, равной стоимости кредита, и временем исполнения, равным сроку погашения кредита [18].

Пусть V_t представляет собой стоимость активов фирмы в момент времени t , а при наступлении срока платежа в момент T кредиторы предъявят требования в размере номинальной суммы

долга D . В модели применяется упрощенное описание структуры долга: предполагается, что фирма имеет один-единственный долг в сумме D в форме облигации с нулевым купоном, т.е. вся сумма долга должна быть уплачена единовременно в момент времени T .

Предположим, что величина долга полностью обеспечена активами фирмы, т.е. $V_T \geq D$, тогда акционерам предоставляется разница $V_T - D$. В случае если долг не обеспечен активами компании, т.е. $V_T < D$, кредиторам достается то, что есть в наличии, акционеры же не получают ничего (это следует из приоритета исполнения требований кредиторов перед акционерами в случае банкротства фирмы).

Таким образом, в рамках модели Мертона получаемая кредиторами сумма в момент T может быть описана следующей системой уравнений:

$$\begin{cases} D, & \text{если } V_T \geq D \\ V_T & \text{в противном случае} \end{cases}$$

Мертон применяет модель Блэка — Шоулза, предполагая, что стоимость активов фирмы V_T распределена нормально с волатильностью σ , а величина безрисковой ставки r является постоянной. На основе данных предпосылок стоимость опциона put в момент t представляет собой следующую величину:

$$P = D \times e^{-r(T-t)} N(-d + \sigma\sqrt{T-t}) - V_t N(-d),$$

где: $N(\cdot)$ — интегральная форма стандартного нормального распределения, а d — вероятность исполнения опциона put:

$$d = \frac{\ln(V_t/D) + (r + \sigma^2/2)(T-t)}{\sigma\sqrt{T-t}} \quad [18].$$

Стоит отметить, что именно данная предпосылка о нормальном распределении доходности активов компании, заложенная в формуле Блэка — Шоулза, является существенным недостатком модели Мертона, т.к. может привести к недооценке вероятности дефолта в случае краткосрочного периода.

Модели сокращенных форм

В моделях сокращенной формы для определения вероятности дефолта используется информация о текущей стоимости долговых обязательств заемщика, спредах доходности данных обязательств по сравнению с безрисковой ставкой. Такие модели не смогут ответить на вопрос о причинах возникновения дефолта, но смогут предоставить оценку его вероятности на основе данных, полученных от рынка. Этот подход получил свое развитие в работах Джерроу и Тернбула, Даффи и Синглтона (1999). Так, Джерроу и Тернбул в своей статье Pricing Derivatives on Financial Securities Subject to Credit Risk продолжили исследование Мертона, предложив модель ценообразования и хеджирования производных ценных бумаг, которые несут в себе кредитный риск, при условии непрерывности и случайной природы функций дефолта и процентных ставок [17].

Общим достоинством рыночных моделей является тот факт, что при использовании рыночных данных о финансовых инструментах компании мы обрабатываем информацию о заемщике, доступную всем инвесторам, действующим на рынке. Между тем показательной данная информация будет при условии эффективности фондового рынка, что является достаточно жестким ограничением. Более того, в российской действительности информация, доступная на фондовом рынке, является весьма ограниченной, и на практике достаточно сложно оценить рыночную стоимость активов большинства заемщиков. Также не всегда ведется статистика о стоимости фирмы и ее волатильности, которая необходима для расчета. Между тем, несмотря на некоторые недостатки данных моделей, они получили широкое распространение на практике. Так, например, структурные модели были положены в основу популярного программного продукта CreditMonitor корпорации KMV, который использует ведущее рейтинговое агентство Moody's.

В модели CreditMonitor используется четырехшаговая процедура для оценки кредитного риска фирм, акции которых торгуются на открытом рынке.

1. Определяется некоторая критическая точка дефолта D и принимается утверждение, что тенденция к дефолту имеет место, если рыночная цена активов фирмы падает ниже некоторой критической точки, которая обычно находится ниже бухгалтерской стоимости всей кредиторской задолженности фирмы, но выше бухгалтерской стоимости краткосрочной кредиторской задолженности. Как правило, точка дефолта определяется как сумма краткосрочных обязательств и половины долгосрочных обязательств компании:

$$DP = STD + 0,5LTD.$$

2. Точка дефолта используется для инверсии стоимости и волатильности капитала и далее для определения стоимости и волатильности активов фирмы.

3. На основе полученных значений рассчитывается расстояние до дефолта (количество стандартных отклонений до точки дефолта), т.е. определяется, каким должно быть падение стоимости активов фирмы, для того чтобы объявить дефолт.

$$Distance\ to\ default = \frac{V_t - DP}{V_t \times \sigma}.$$

4. На основе базы данных системы CreditMonitor определяется ожидаемая частота дефолта — доля фирм, которые имеют одинаковое значение расстояния до дефолта и которые объявили дефолт в данный период [15].

По утверждениям разработчиков, данный подход позволяет предсказать будущее изменение кредитного рейтинга за 6–18 месяцев до наступления события. Более того, в этом случае вероятность дефолта является не дискретной величиной (как при использовании рейтинговой оценки), а непрерывной и изменяется вместе с изменением рыночной стоимости активов компании.

МОДЕЛИ НА ОСНОВЕ ФУНДАМЕНТАЛЬНЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ

Большой класс составляют модели на основе фундаментальных показателей деятельности

заемщика. В зависимости от природы показателей, лежащих в основе, можно выделить модели:

- на базе макроэкономических показателей;
- на базе показателей финансовой и бухгалтерской отчетности;
- на базе показателей внешних рейтинговых агентств.

Модели на основе макроэкономических показателей

В основе данного подкласса моделей лежит идея о том, что вероятность дефолта государственных, корпоративных и розничных заемщиков банка имеет циклический характер и возрастает во время экономической рецессии. Как правило, такие модели используют регрессионный анализ, в котором участвуют какие-либо макроэкономические показатели: ВВП, инфляция, курс национальной валюты, уровень безработицы и др. С их помощью мы можем получить не только краткосрочную, но и долгосрочную оценку вероятности дефолта заемщика. Такой метод оценки долгосрочной вероятности дефолта (которая остается неизменной в течение одного экономического цикла) носит название Through The Cycle estimation (ТТС) [21]. Базельский комитет по банковскому надзору определяет ТТС-оценку следующим образом: «...оценка вероятности дефолта, которая остается относительно постоянной в различных экономических условиях, в отличие от текущей оценки вероятности дефолта — Point In Time estimation (PIT), которая изменяется раз за разом вслед за изменением состояния экономики...» [7, 8].

В данном классе можно разграничить модели, в основе которых лежат экзогенные и эндогенные факторы.

Макроэкономические модели на основе экзогенных факторов исходят из предпосылки, что макроэкономические показатели сами по себе являются экзогенными (заданными вне модели) и не влияют на экономическую рецессию. К данному классу моделей относится модель

Уилсона [23, 24], которая легла в основу программного продукта CreditPortfolio View, предназначенного для оценки кредитного риска и разработанного консалтинговой группой McKinsey & Co.

В рамках данного класса моделирование вероятности дефолта можно описать следующим образом:

$$p = f(y_t),$$

где p — вероятность дефолта в течение заданного горизонта времени, y_t — макроэкономический индикатор, отражающий состояние экономики. Он, в свою очередь, может быть выражен как функция от совокупности макроэкономических показателей:

$$y_t = g(X_t, V_t),$$

где $X_t = (X_1, X_2, X_3, X_n)$ — набор макроэкономических показателей, V_t — случайная ошибка.

При разработке CreditPortfolio View учитывались следующие предпосылки: величина систематической компоненты вероятности дефолта заемщика в момент времени t описывается логистической ре-

$$\text{грессией } P(X_i) = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1 \times X_{i1} + b_2 \times X_{i2} + \dots + b_n \times X_{in})}}.$$

Обычно заемщиков делят по секторам экономики или индустрии, в которой они действуют. В качестве факторов модели выбираются ставка роста ВВП, уровень потребительских цен, уровень инфляции, уровень безработицы и т.д. Значение каждого фактора, в свою очередь, определяется по его предыдущим показателям согласно авторегрессионной модели AR порядка q : $X_{it} = b_{i0} + b_{i1} X_{i,t-1} + \dots + b_{iq} X_{i,t-q} + v_{i,t}^{\xi}$. Эти данные используются для моделирования совместного распределения величин вероятностей дефолта и переходных вероятностей для тех или иных секторов экономики или индустрии. Риски каждого сегмента затем агрегируются (с учетом значений корреляций и спрогнозированного значения состояния данного сегмента). Затем при помощи метода Монте Карло модель генерирует совместное распределение убытков в результате дефолта для всех сегментов

портфеля, т.е. для совокупного кредитного портфеля, на основе которого определяется оценка кредитного VaR (Credit Value at Risk estimation, CVaR). Несмотря на то что данная модель не позволяет определить вероятность дефолта детально по каждому контрагенту, т.к. анализ строится на уровне сегментов экономики, она незаменима для оценки по портфелю спекулятивных инструментов, которые наиболее чувствительны к экономическим циклам и первыми реагируют на изменения в экономике.

Макроэкономические модели на основе эндогенных факторов предполагают, что существует обратная связь между масштабом экономической рецессии (и, следовательно, вероятностью дефолта заемщика) и макроэкономическими показателями. Так, например, можно предположить, что снижение чистого дохода корпораций уменьшит их возможность инвестировать, что в результате может негативно отразиться на уровне ВВП. Представителями данного класса являются модели Хоггарта, Соренсена и Зикчино (2005), Алвеса (2005), Тройтлера и Вайнера (2006). Как правило, в их основе лежит подход векторной авторегрессии:

$$Z_{t+1} = C + \sum_{j=1}^p \Phi_j Z_{t+1-j} + \varepsilon_{t+1},$$

где C — вектор постоянных величин, Φ — матрица коэффициентов, ε — вектор остатков, Z — вектор эндогенных переменных, который включает как вероятность дефолта (или другие прокси масштаба экономической рецессии), так и другие элементы, отражающие состояние экономики в данный период [12].

Свое практическое применение данные модели нашли в системе стресс-тестирования вероятности дефолтов банков в рамках программы оценки финансового сектора (Financial Sector Assessment Programme, FSAP), которая была разработана совместно Мировым банком и Международным валютным фондом. На основе результатов этой программы был принят документ по оценке стабильности финансового сектора

(Financial Sector Stability Assessment, FSSA) и выдвинуты основные показатели финансовой устойчивости банков (Financial Soundness Indicators, FSI) [12], которые являются макроэкономическими индикаторами для оценки устойчивости банковского сектора и системных рисков банковской системы в целом.

Сильной стороной моделей на основе макроэкономических факторов является то, что при их помощи можно учесть циклический характер вероятности дефолта и получить долгосрочную оценку. Часто они используются для стресс-тестирования других моделей вероятности дефолта. Кроме того, ввиду доступности статистики по макроэкономическим показателям данный подход можно использовать для кросс-анализа вероятности дефолта заемщиков, имеющих различную географическую принадлежность (например, для банков разных стран). Однако слабой стороной является тот факт, что для удачного применения данных моделей необходимо использовать показатели, относящиеся к одному бизнес-циклу, а определить периодичность циклов в экономике достаточно затруднительно. Более того, макроэкономические показатели могут служить лишь расширением модели, т.к. на их основе сложно оценить вероятность дефолта конкретного заемщика (в отличие от отрасли или банковской системы в целом).

Модели на основе показателей бухгалтерской и финансовой отчетности

Достаточно распространены модели, в основе которых лежат данные финансовой и бухгалтерской отчетности корпоративных заемщиков банка. В зависимости от используемого статистического метода их можно разделить на скоринговые модели, линейные модели дискриминантного анализа (среди которых, в свою очередь, выделяют модели однопеременного и множественного дискриминантного анализа) и модели бинарного выбора.

Кредитный скоринг — статистический прием, предложенный американским ученым Дэвидом

Дюраном в 1941 г., который первоначально использовался для классификации розничных заемщиков. При использовании *скоринг-модели* каждому заемщику присваивается рейтинг, который характеризует его финансовое состояние и способность своевременно погасить свои обязательства перед кредитором. В дальнейшем весь диапазон возможных значений разбивается на интервалы, рейтинговые группы. Посредством калибровки модели на основе исторических данных каждому рейтинговому баллу ставится в соответствие вероятность дефолта, которая по большей части является определением доли компаний этой группы, испытавших дефолт в течение года.

На данный момент модели кредитного скоринга являются весьма распространенными в банковской практике, особенно для оценки вероятности дефолта по однородным портфелям розничных ссуд. Однако первоначальная модель скоринговой оценки Дюрана была весьма упрощенной. Автор рассматривал определенные характеристики каждого розничного заемщика (такие как пол, возраст, срок проживания на одном месте, профессия, место и опыт работы, финансовое состояние) и в зависимости от их значения присваивал каждому клиенту определенный балл. Если суммарная оценка всех характеристик превышала 1,25 балла, то клиент считался кредитоспособным.

Современные системы кредитного скоринга стали гораздо более сложными и универсальными, однако их недостатком является дискретность, а также обязательное условие наличия обширной базы кредитных историй. Поскольку для выявления тех или иных зависимостей скоринговые модели нуждаются в значительных массивах исходной информации о ранее выданных кредитах и кредитных историях заемщиков, существует необходимость периодической актуализации исходных данных, а следовательно и выявленных зависимостей.

В рамках группы моделей дискриминантного анализа наиболее простыми для оценки дефолта

заемщика являются *модели однопеременного дискриминантного анализа*, родоначальником которых является Бивер [9]. Он сравнил финансовые коэффициенты 79 дефолтных фирм с показателями 79 компаний, сохранивших свою платежеспособность, и пришел к выводу, что в предсказании вероятности дефолта наибольшей силой наряду с такими показателями, как удельный вес заемных средств, рентабельность активов, коэффициент текущей ликвидности, доля чистого оборотного капитала в активах, обладает отношение чистого денежного потока компании к заемным средствам: $K_{Beaver} = \frac{Cash\ flow}{Total\ debt}$ [9].

Весовые коэффициенты для индикаторов в модели Бивера не предусмотрены, и итоговый коэффициент вероятности дефолта не рассчитывается. Полученные значения этих показателей сравниваются с имеющимися данными трех состояний фирмы: благополучных компаний, компаний, обанкротившихся в течение года, и фирм, ставших дефолтами в течение пяти лет [9]. Хотелось бы отметить, что преимуществом модели Бивера является ее относительная простота. Однако предложенная методика характеризуется смещением в прогнозах: классификация кредитоспособных заемщиков более достоверна, чем распределение будущих дефолтов, более того, вводится жесткая предпосылка линейности связей между значением показателей и кредитоспособностью заемщика.

Модели множественного дискриминантного анализа также широко используются для оценки вероятности дефолта. Наиболее популярной в данном классе является модель, представленная Альтманом в статье *Discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy* [4], а также его последующие модели. Автор описал модель Z-дискриминанта, построенную с помощью аппарата мультипликативного анализа и позволяющую разделить заемщиков на потенциальных банкротов и небанкротов. В данной работе Альтман рассмотрел два класса компаний, по 33 предприятия в каждом, в период с 1946 по 1965 гг.: предприятия,

объявленные банкротами согласно требованиям Американской комиссии по ценным бумагам, и функционирующие организации из тех же отраслей, размеры активов которых соизмеримы с показателями компаний первого класса [4].

Для анализа финансового состояния заемщика была исследована бухгалтерская отчетность предприятий за год, предшествующий банкротству. На основе этих данных для каждого предприятия были рассчитаны 22 финансовых коэффициента, характеризующих их ликвидность, рентабельность, устойчивость, платежеспособность и деловую активность. В каждой группе был выбран один наиболее значимый показатель, в результате чего была выведена следующая функция:

$$Z = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 0,999X_5,$$

где Z — значение дискриминанта, X_1 — доля чистого оборотного капитала в сумме активов, X_2 — нераспределенная прибыль / активы, X_3 — отношение прибыли до уплаты процентов и налогов к величине активов, X_4 — отношение собственного капитала к объему заемных средств, X_5 — выручка / активы.

На основе значения дискриминанта Альтман сделал вывод о вероятности дефолта заемщика. Модели Альтмана обладают большой предсказательной силой (позволяют предвидеть дефолт на период до пяти лет с точностью до 70%) [4]. Однако для данного класса моделей, безусловно, необходима адаптация к условиям российской практики, т.к. они могут не соответствовать современной специфике экономической ситуации, а также организации бизнеса в России. Например, при создании версии модели Альтмана для развивающихся рынков, которая получила название «модель скоринга развивающихся рынков» (Emerging Market Scoring, EMS), коэффициенты рассчитывались на основе статистики компаний Мексики и некоторые из них были видоизменены [5].

Еще одной популярной моделью в данном классе является модель Чессера, которая позволяет предсказать не только дефолт как таковой, но и невыполнение клиентом условий договора,

т.е. любые отклонения от кредитного соглашения, которые делают предоставленную ссуду менее выгодной для банка. Модель Чессера основывается на оценке 74 ссуд различных банков, половина из которых принадлежит к классу «удовлетворительных», а другая половина — к классу «неудовлетворительных» [13]. Были проанализированы финансовые показатели каждого контрагента на основе данных отчетности за год до предоставления ссуды. В результате для оценки вероятности невыполнения условий договора автор выводит следующую зависимость:

$$Z_{\text{Chesser}} = \frac{1}{1 + e^{-Y}},$$

где Y — линейная комбинация независимых переменных.

$$Y = -2,0432 - 5,24X_1 + 0,0053X_2 - 6,6507X_3 + 4,4009X_4 - 0,0791X_5 - 0,1220X_6;$$

$$X_1 = \frac{\text{Наличность} + \text{Ликвидные ЦБ}}{\text{Совокупные активы}};$$

$$X_2 = \frac{\text{Нетто-продажи}}{\text{Наличность} + \text{Ликвидные ЦБ}};$$

$$X_3 = \frac{\text{Брутто-доходы}}{\text{Совокупные активы}};$$

$$X_4 = \frac{\text{Совокупная задолженность}}{\text{Совокупные активы}};$$

$$X_5 = \frac{\text{Основной капитал}}{\text{Чистые активы}};$$

$$X_6 = \frac{\text{Оборотный капитал}}{\text{Нетто-продажи}}.$$

Z_{Chesser} — значение дискриминанта: если $Z_{\text{Chesser}} \geq 0,5$, то заемщика следует отнести к группе ненадежных клиентов, которые, вероятно, нарушат условия договора [13]. В данной модели наиболее значимыми оказались показатели, отличные от коэффициентов, используемых в пятифакторной модели Альтмана (кроме показателя доходности

активов). Однако стоит помнить о том, что модель Альтмана предсказывает именно банкротство (и строилась она на статистике банкротств), в то время как модель Чессера более чувствительна и предсказывает отклонение от условий кредитного договора.

Следует отметить, что модели дискриминантного анализа, как правило, не предполагают конкретную оценку вероятности дефолта, а позволяют только классифицировать заемщиков в зависимости от степени угрозы. Между тем они могут послужить ценным инструментом определения общей кредитоспособности клиентов банка и неким сигналом раннего предупреждения о возможности ухудшения их финансового состояния.

Несколько иной класс представляют модели бинарного выбора для оценки вероятности дефолта, в основе которых лежит метод максимального правдоподобия, а основная идея заключается в том, чтобы на первом этапе выявить влияющие на кредитоспособность заемщика факторы, а затем на основе их значений оценить вероятность возможного дефолта. В данной группе выделяют logit- или probit-модели, которые имеют различные предпосылки относительно распределения вероятности банкротства и характера функциональной зависимости между финансовыми показателями заемщика и вероятностью его дефолта.

Модель бинарного выбора включает два типа переменных:

■ зависимую бинарную переменную вида $y = \{1, 0\}$, которая принимает данные значения в следующих случаях:

$$y = \begin{cases} 1 & \text{заемщик признается дефолтом;} \\ 0 & \text{в противном случае} \end{cases}$$

■ совокупность объясняющих переменных, образующих вектор $X_i = \{X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in}\}^T$.

Таким образом, вероятность дефолта i -го заемщика равна вероятности того, что $y = 1$: $p_i = P(y_i = 1) = F(X_i^T \beta)$ [3].

В зависимости от вида функциональной зависимости $F(\cdot)$ различают:

1) *probit-модели*, в случае если $F(\cdot)$ — функция стандартного нормального распределения;

2) *logit-модели*, которые подразумевают применение линейного логарифмического регрессионного анализа к прогнозированию данных на основе метода наибольшего правдоподобия. В рамках данного подхода функциональная зависимость может быть представлена в виде:

$$P(y_i = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1 \times X_{i1} + b_2 \times X_{i2} + \dots + b_n \times X_{in})}}$$

где $P(y_i = 1)$ — вероятность дефолта i -го заемщика, X_{ij} — значение j -го признака для i -ой фирмы, b_j — коэффициент регрессии для j -го признака.

Следует отметить, что logit-модели весьма чувствительны к мультиколлинеарности переменных, но при этом менее чувствительны к нормальному распределению и однородности ковариаций по сравнению с моделями дискриминантного подхода [19].

Общим достоинством моделей на основе данных финансовой отчетности клиента является относительная доступность необходимой информации: бухгалтерскую отчетность может предоставить практически любой корпоративный заемщик банка. Между тем далеко не всегда предоставленные данные являются достоверными. Кроме того, бухгалтерская отчетность показывает результаты деятельности компании постфактум и, соответственно, обладает недостаточной предсказательной силой относительно будущих перспектив компании.

Модели на основе данных рейтинговых агентств

На практике широкое распространение получил класс моделей на основе данных рейтинговых агентств. Одним из создателей рейтинговой модели можно считать Тамари. Основой его подхода явилась простейшая балльная система: каждой фирме присваивается определенное количество баллов от 0 до 100 в зависимости от значений показателей, вовлеченных в модель. Таким образом, большая сумма баллов свидетельствует

о хорошем финансовом состоянии компании, и наоборот. При этом баллы распределены таким образом, что наиболее важным показателям присваивается наибольший вес [20]. Данный подход был усовершенствован Мозесом и Лиано в работе *On developing models for failure prediction* (1987). Авторы дополнили простейшую балльную систему расчетом нормативных показателей на основе однопеременного анализа.

В рассматриваемом классе моделей часто применяется подход на основе межгрупповых переходов (cohort approach). В рамках данного подхода для заданного временного интервала строятся матрицы перехода (transition matrix), которые оценивают частоту смены одного кредитного рейтинга на другой для заданной выборки компаний [12]. При этом вероятность дефолта может быть получена теоретически посредством построения моделей (для моделирования обычно используют марковские процессы — случайные процессы, развитие которых после заданного момента зависит только от значения в этот момент и не зависит от всех предшествующих значений) или на основе анализа исторических данных. В последнем случае вероятность дефолта определяется как отношение числа фирм, которые сделали переход к дефолтному рейтингу, к общему числу наблюдений на начало временного интервала. Матрицы переходных вероятностей публикуются с некоторой периодичностью крупнейшие мировые рейтинговые агентства.

Существует также подход на основе дюрации, который учитывает, что дефолт заемщика происходит постепенно в течение рассмотренного интервала (т.е. учитывает временную структуру), а не просто рассматривает результат на конец временного интервала.

Достоинством данного класса моделей является их относительная простота и между тем высокая предсказательная сила. Однако далеко не все корпоративные заемщики коммерческих банков имеют кредитный рейтинг. Также не стоит забывать о том, что переоценка рейтинга происходит с некоторой временной задержкой, в результате

полученная оценка вероятности дефолта заемщика не всегда является своевременной.

СОВРЕМЕННЫЕ ПОДХОДЫ К ОЦЕНКЕ ВЕРОЯТНОСТИ ДЕФОЛТА ЗАЕМЩИКА

Относительно молодым направлением в оценке вероятности дефолтов заемщиков являются модели на основе продвинутых подходов (advanced models), которые, как правило, используют непараметрические методы. В данную группу можно включить модели нейронных сетей, методы нечеткой логики, метод к ближайших соседей и др. Некоторые авторы, например Галиндо и Тамай или Янг и др., действительно подтверждают, что непараметрические подходы к оценке дефолта могут дать более показательные результаты [7].

Модели нейронных сетей создаются на основе компьютерных алгоритмов с использованием тех же данных, что и при построении эконометрических моделей, но при этом взаимосвязи определяются не на основе выделения лучшей модели, а путем многократного повторения, методом проб и ошибок [10].

В последнее время достаточно часто для прогнозирования потерь по кредитам используется подход стоимости под риском Value at Risk, VaR первоначально разработанный для оценки рыночного риска. «Кредитный VaR (Credit VaR) отражает максимально возможные убытки по кредитному портфелю для заданного временного горизонта и доверительной вероятности» [1].

Применение метода нечеткой логики для оценки вероятности дефолта контрагента, как правило, основывается на нечетких экспертных оценках. Всех контрагентов относят к одной из категорий риска, для которых экспертно задается вероятность дефолта на основе треугольного нечеткого числа $\{a_1, a_2, a_3\}$, а для точечной оценки берется центр тяжести этого числа в виде $0,25a_1 + 0,5a_2 + 0,25a_3$ [2]. Однако в этом случае итоговая оценка может быть сильно искажена в результате погрешности экспертных оценок.

Часто в страховой практике используется модель Крамера — Лунберга, которая предполагает, что момент наступления страхового события имеет распределение Пуассона с параметром λ : $P(X = k) = e^{-\lambda} \lambda^k / k!$, где $k = 0, 1, 2, \dots$, а величина выплат по страховому договору — независимая неотрицательная величина с функцией распределения $F(x)$. Задача в данной модели состоит в поиске цены страхового контракта, гарантирующей стабильную работу страховой компании и выполнение страховых обязательств.

Подобная идея была использована в банковской практике в программном продукте Credit Risk+ корпорации Credit Swiss, созданном в 1997 г. В данной модели предполагается, что величина убытка по выданному кредиту описывается пуассоновским процессом со случайным параметром, имеющим гамма-распределение

$$\Gamma(a, \beta) = \int_0^{\infty} e^{-x} x^{a-1} dx \text{ с функцией плотности}$$

$$f(x) = \frac{1}{\Gamma(a)} e^{-\beta x} x^{a-1}, \text{ где } x \geq 0. \text{ В этом случае мо-}$$

мент наступления дефолта имеет отрицательное биномиальное распределение, для которого вероятность принятия значения $k = 0, 1, 2, \dots$ равна $P(X = k) = C_{r+k-1}^k p^r (1-p)^k$, где $r = au, p = \beta / (1 + \beta)$ [22].

Прогноз вероятности дефолта на основе моделей данного класса, как правило, требует значительных временных и физических затрат. Между тем многие ученые придерживаются мнения, что такие затраты не всегда оправданы. Так, Альтман

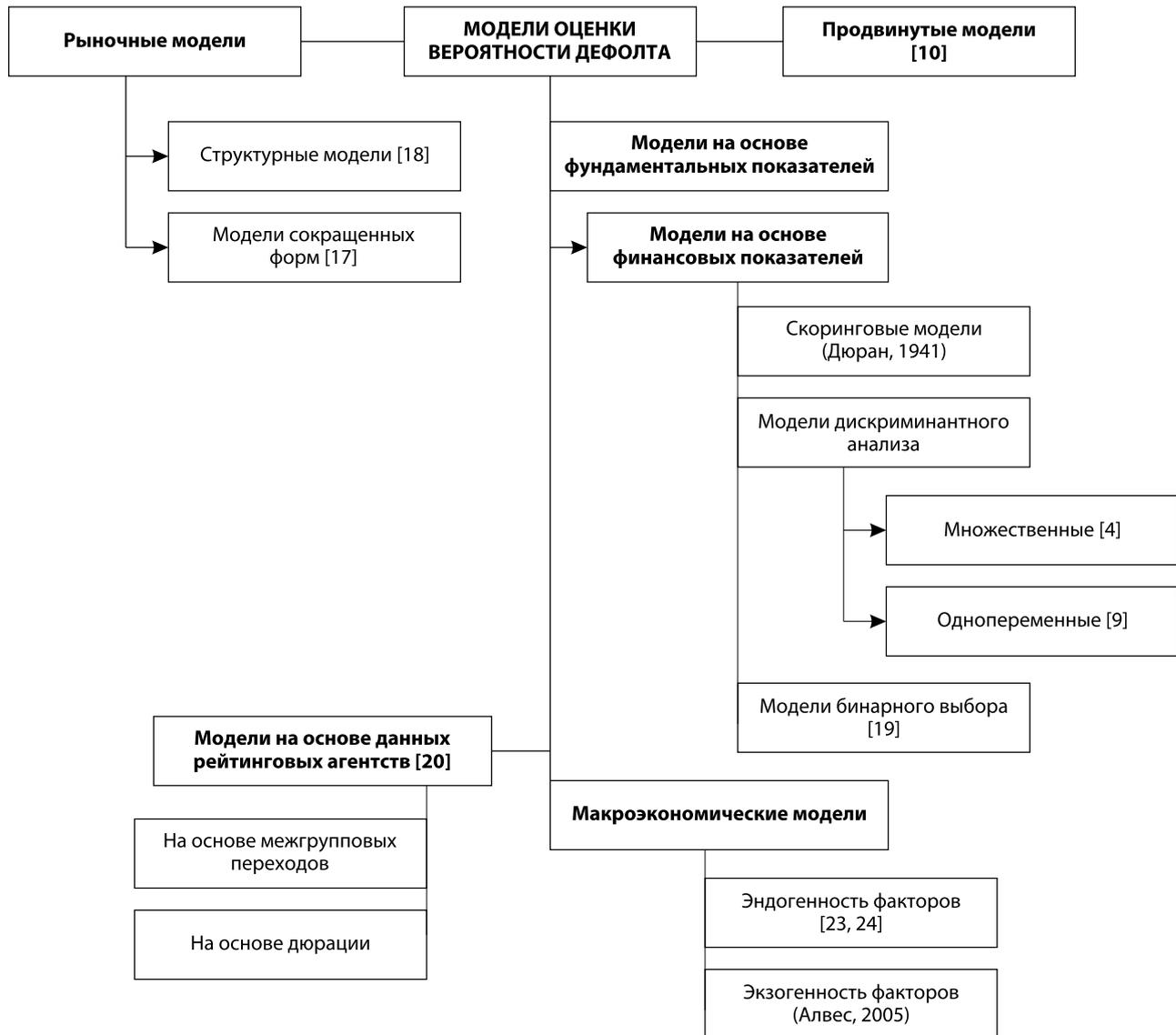
продемонстрировал, что простой дискриминантный анализ дает более точные результаты, чем модель на основе нейросетей [6].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе проведенного анализа мы смогли убедиться в том, что на данный момент существует большое число моделей оценки вероятности дефолта, каждая из которых, безусловно, имеет свои сильные и слабые стороны. Комплексный обзор позволил классифицировать существующие подходы и представить их в схематическом виде. Модели оценки вероятности дефолта могут различаться в зависимости от:

- используемого математического аппарата;
- исходных данных или классов заемщиков;
- критерия дефолта, лежащего в основе;
- предпосылок, на которых модель основывается, и других признаков.

Обзор существующих методик крайне важен для выбора, внедрения и адаптации наиболее приемлемой модели. При этом, делая выбор в пользу того или иного подхода, необходимо учитывать доступный математический инструментарий, природу и качество исходных данных, горизонт планирования и преследуемые цели исследования. Большое значение также имеет уровень квалификации персонала, степень внедрения и использования в банке новейших IT-систем и продуктов.

ПРИЛОЖЕНИЕ 1.**Классификация моделей вероятности дефолта**

ПРИЛОЖЕНИЕ 2.

Анализ моделей вероятности дефолта



ЛИТЕРАТУРА

1. Бобышев А., Гальперин Ф., Мищенко Я. Практика применения VaR-методологии для оценки и управления кредитным риском в «Альфа-Банке» // Управление финансовыми рисками. — 2005. — №2.
2. Ивлиев С.В. Исследование кредитного риска методом Монте-Карло. — <http://www.riskland.ru/lib/free/CreditRiskMonteCarlo.pdf>.
3. Карминский А.М., Пересецкий А.А., Петров А.Е. Рейтинги в экономике: методология и практика: Монография / Под ред. А.М. Карминского. — М.: Финансы и статистика, 2005.
4. Altman E.I. (1968). «Financial ratios. Discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy». *Journal of Finance*, September.
5. Altman E.I. (2003). «Managing credit risk: a challenge for the new millennium». *Economic Notes*, Vol. 31, Issue 2 (December), pp. 201–214.
6. Altman E.I., Marco G., Varetto F. (1994). «Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience)». *Journal of Banking and Finance*, Vol. 18, No. 3.
7. *Bank for International Settlements, Credit Risk Modeling: Current Practices and Applications*. — www.bis.org/publ/bcbs49.htm.
8. *Basel Committee on Banking Supervision, International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards, Comprehensive Version*. — <http://www.bis.org/publ/bcbsc111.htm>.
9. Beaver W.H. (1966). «Financial ratios as predictors of failure». *Journal of Accounting Research*, Vol. 4, pp. 71–111.
10. Bigus J.P. (1996). *Data mining With Neural Networks: Solving Business Problems from Application Development to Decision Support*. McGraw-Hill, Inc., Hightstown, NJ.
11. Black F., Scholes M. (1973). «The pricing of options and corporate liabilities». *The Journal of Political Economy*, Vol. 81, No. 3 (May — Jun.), pp. 637–654.
12. Chan-Lau J.A. (2006). «Fundamentals-based estimation of default probabilities: a survey». — <http://ideas.repec.org/p/imf/imfwpa/06-149.html>.
13. Chesser D. (1974). «Predicting loan noncompliance». *The Journal of Commercial Bank Lending*, August, pp. 28–38.
14. *CreditMetrics™ technical document*. (1997). — <http://www.riskmetrics.com/publications/techdoc.html>.
15. *CreditMonitor™ Specifications*. (1999). — <http://www.kmv.com/>.
16. Gupton G.M., Finger C.C., Bhatia M. «CreditMetrics™ — technical document». — <http://www.creditrisk.ru/publications>.
17. Jarrow R.A., Turnbull S. (1995). «Pricing derivatives on financial securities subject to credit risk». *Journal of Finance*, Vol. 50 (March), pp. 53–85.
18. Merton R.C. (1974). «On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates». *Journal of Finance*, Vol. 29, No. 2, (May), pp. 449–470.
19. Ohlson J.A. (1980). «Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy». *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, No. 1, pp. 109–131.
20. Tamari M. (1966). «Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy». *Management International Review*, No. 4, pp. 15–21.
21. Valles V. (2006). «Stability of a «through-the-cycle» rating system during a financial crisis bank for international settlements». — www.bis.org/fsi/awp2006.pdf.
22. Wilde T. (1997). «CreditRisk+. A credit risk management framework». — http://www.defaultrisk.com/pp_model_21.htm.
23. Wilson T. (1997). «Portfolio Credit Risk: part II». *Risk Magazine*, October, pp. 56–61.
24. Wilson T. (1997). «Portfolio Credit Risk: part I». *Risk Magazine*, September, pp. 111–117.