

ОЦЕНКА КРЕДИТНОГО КАЧЕСТВА ЭМИТЕНТОВ ОБЛИГАЦИЙ НА ОСНОВЕ КЛАСТЕРНОГО АНАЛИЗА

А.С. Бирилов,

С.В. Ивлиев,

*Пермский государственный национальный
исследовательский университет, Пермь*

Исследуется вопрос построения оценки кредитного качества российских эмитентов облигаций на основе данных социально-экономической статистики и финансовой отчетности. Авторами предложена простая модель, позволяющая с помощью методов кластерного анализа получать результаты, согласующиеся с присвоенными международными кредитными рейтингами. Верификация рассматриваемого подхода осуществлялась на данных статистики и отчетности эмитентов за 2008-2010гг.

Введение

Рынок ценных бумаг играет исключительную роль в современной экономике. Выступая главным элементом инфраструктуры финансовых посредников, он во многом определяет доступность финансовых ресурсов для экономических субъектов, является сферой, в которой формируются финансовые источники экономического роста, концентрируются и распределяются инвестиционные ресурсы. В последние годы российский рынок корпоративных облигаций переживает настоящий бум. Вместе с этим растет и актуальность задач построения оценок справедливой стоимости финансовых инструментов, которые могли бы использоваться в целях учета и переоценки рыночной стоимости облигаций.

Проблема получения подобных оценок является многогранной и сложной. До сих пор остается неразрешенным множество вопросов, связанных с методологией их построения. Однако на сегодняшний день выявлены ключевые факторы, лежащие в основе формирования рыночной стоимости ценных бумаг. Одним из наиболее значимых среди них является оценка кредитоспособности эмитента, определяющая кредитный спрэд облигации.

В настоящее время в целях оценки кредитоспособности эмитента в мировой практике широко используется система кредитных рейтингов. Рейтинг присваивается независимым кредитным агентством и является выражением готовности и способности эмитента выполнять взятые на себя финансовые обязательства. Рейтинговыми агентствами используются уникальные методики построения подобных рейтингов.

Проблема использования данного подхода в российской практике заключается в том, что значительная часть эмитентов не имеет присвоенных кредитных рейтингов. В связи с этим особую актуальность приобретает задача моделирования кредитного качества на основе данных о деятельности субъекта. В практике существует значительное количество подобных моделей и методов оценки. Среди наиболее известных можно назвать Z-модель Альтмана [3] и ее модификацию для закрытых компаний – EM-Score [2], в российской практике – модель оценки вероятности банкротства предприятия по финансовым показателям [7,8], модель FS-Score [4], модель Moody's RiskCalc [5] и др. Вместе с тем следует отметить ограничения известных моделей с точки зрения оценки справедливого кредитного рейтинга в задаче ценообразования облигаций.

В рамках описываемого в настоящей работе подхода предлагается построение системы оценок кредитных рейтингов эмитентов с помощью применения алгоритмов кластеризации экономических субъектов на основе рассчитанных показателей финансово-экономической деятельности, а также данных о присвоенных международными агентствами кредитных рейтингах. Отличительной особенностью предлагаемой методики является относительная простота реализации, которая позволит применять ее в будущем в задачах ценообразования облигаций.

Методика

Ввиду различного характера хозяйственной деятельности и форм отчетности все контрагенты подразделяются на три группы: предприятия нефинансового сектора, банки и небанковские кредитные организации, регионы России.

Построение системы отчетных показателей и финансовых коэффициентов, а также проведение процедуры классификации осуществлялось отдельно по каждой из трех перечисленных групп. В рамках настоящей работы были использованы данные по 285

эмитентам облигаций, торгуемых на ММВБ в основном режиме торгов и режиме переговорных сделок, в том числе 62 банкам и небанковским кредитным организациям, 185 эмитентам нефинансового сектора, 38 субъектам РФ.

Исходными данными для построения модели являлись:

1. Кредитные рейтинги, присвоенные международными рейтинговыми агентствами (S&P, Moody's, Fitch), агрегированные по грейдам (BBB, BB, B);

2. Данные отчетности и экономической статистики:

- для предприятий нефинансового сектора: данные форм отчетности по РСБУ (форма №1 «Бухгалтерский баланс», форма №2 «Отчет о прибылях и убытках») за III кв. 2009 - II кв. 2010г. Источник данных – система «БИР-Аналитик» информационного агентства «Прайм-Тасс»;

- для банков и небанковских кредитных организаций: данные форм отчетности по РСБУ (форма №101 «Данные оборотной ведомости по счетам бухгалтерского учёта», ф.102 «Отчёт о прибылях и убытках», ф.135 «Информация об обязательных нормативах») за I-IV кв. 2010г. Источник данных – сайт Банка России;

- для субъектов РФ: основные экономические показатели развития регионов, информация об исполнении бюджетов за 2008-2009гг. Источник данных - ГМЦ Росстат, Федеральное казначейство.

Кластеризация эмитентов проводилась в два этапа:

1. Построение обучающей выборки;
2. Проведение кластеризации на основе построенного эталонного разбиения.

В качестве обучающей выборки принималось разбиение эмитентов на однородные классы (кластеры), осуществляемое применительно к эмитентам, которым международными рейтинговыми агентствами присвоены долгосрочные рейтинги кредитоспособности. Под классами в данном случае понимаются агрегированные по грейдам рейтинги (BBB, BB, B, ...). В связи с отсутствием эмитентов, имеющих присвоенные рейтинги AAA/AA/A, а также минимальным количеством эмитентов, имеющих рейтинги CCC/CC/C, данные группы рейтингов не рассматривались. По этой же причине для субъектов РФ не рассматривалась группа рейтингов BBB.

На основе указанных принципов определялся состав кластеров $S = (S_1, S_2, \dots, S_k)$, где k – количество кластеров. Для каждого

выделенного кластера S_l определялся центр \bar{X}_l как медианное либо среднее (в зависимости от использованной меры) значение финансовых показателей X_l эмитентов, входящих в данный класс.

Эмитенты, не имеющие кредитных рейтингов, присвоенных международными рейтинговыми агентствами, относились к кластерам S_l в соответствии со значениями своих финансовых показателей x_l . При этом для каждого финансового показателя эмитента рассчитывалось значение расстояния до центра каждой эталонной группы: $\rho(X_l, S_l)$, $l = 1, \dots, k$.

Были опробованы два метода расчета расстояния $\rho(X_l, S_l)$:

1. На основе евклидовой меры:

$$\rho(X_i, X_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^p \omega_k (x_i^{(k)} - x_j^{(k)})^2},$$

где веса ω_k задаются для нормирования значений финансовых показателей x^k и полагаются равными обратному значению дисперсии данного показателя.

2. На основе усредненной меры близости нахождения в вариационном ряде:

$$\rho(X_i, X_j) = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p \frac{1}{N} |\text{rank}(x_i^{(k)}) - \text{rank}(x_j^{(k)})|,$$

где N – общее количество наблюдений по данному показателю, $\text{rank}(x_i)$ – ранг показателя x_i в выборке по данному показателю.

Отнесение эмитента производилось к кластеру, расстояние $\rho(X_i, X_j)$ до центра которого минимально.

Результаты верификации

В ходе апробации алгоритма кластеризации было рассмотрено более 50 финансовых коэффициентов, отражающих эффективность деятельности экономических субъектов.

Для каждого показателя были построены эмпирические функции распределения и рассчитаны основные статистические показатели – среднее, медиана, дисперсия – как в целом по выборке, так и в разрезе рассматриваемых классов. Следует отметить тот факт, что наблюдаются значительные выбросы большинству рассматриваемых

показателей приводящее к тому, что средние значения оказываются не монотонными по группам рейтингов. Как следствие, в случае использования эвклидовой меры расстояния это вызывает значительные смещения центров классов.

Помимо этого, эмпирические функции распределения в разрезе рассматриваемых групп для большинства показателей находятся достаточно близко друг к другу либо пересекаются, что может свидетельствовать о низкой предсказательной способности таких показателей.

На основе анализа функций распределений, соответствующих различным группам рейтингов, для проведения классификации эмитентов были отобраны следующие показатели:

- для эмитентов нефинансового сектора:
 - коэффициент покрытия процентных платежей (ЕВГТ/процентные платежи);
 - логарифм активов;
 - валовая прибыль/задолженность;
 - процентные платежи/задолженность;
 - логарифм выручки;
- для эмитентов банковского сектора:
 - коэффициент достаточности капитала (норматив Н1);
 - коэффициент рентабельности собственных средств банка (прибыль/капитал);
 - логарифм суммарного объема активов;
 - коэффициент соотношения процентных доходов и расходов;
 - коэффициент эффективности затрат (доходы/расходы);
 - операционная эффективность (операционные доходы/операционные расходы);
- для регионов России:
 - валовый региональный продукт на душу населения;
 - индекс физического объема валового регионального продукта, в % к предыдущему периоду;
 - отношение долга региона к доходам бюджета;
 - отношение профицита (дефицита) бюджету к доходам;
 - доля средств, направляемых в бюджеты других уровней, в расходах;
 - доля прибыльных предприятий в общем количестве зарегистрированных на территории субъекта.

На рисунке 1 приведены функции распределения некоторых из этих показателей.

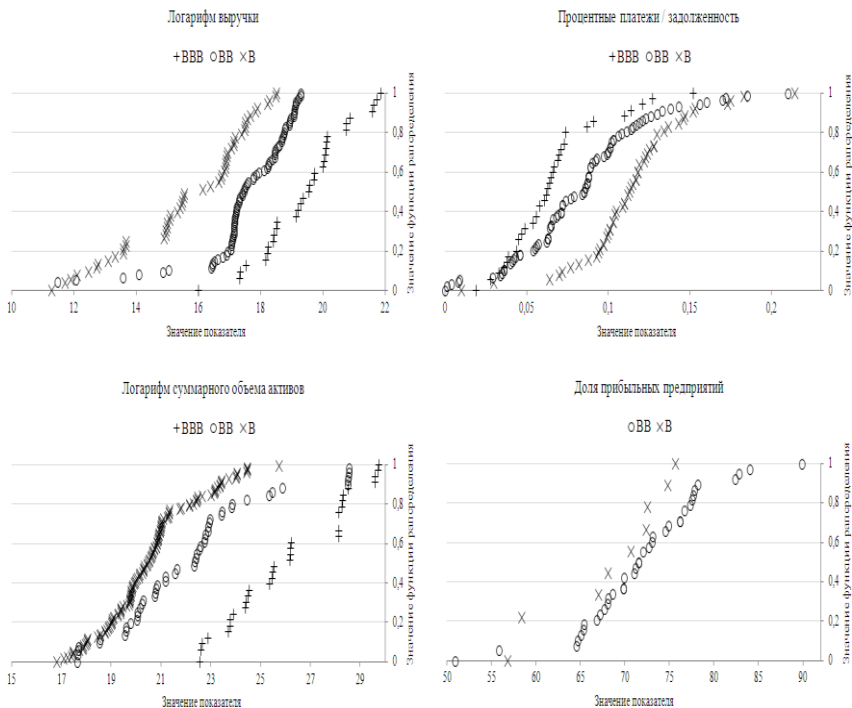


Рис. 1. Эмпирические функции распределения некоторых отобранных для классификации показателей

Результаты, полученные в ходе тестирования приведенной методики оценки кредитного рейтинга на эталонных выборках эмитентов, имеющих присвоенные международные рейтинги, приведены в таблице ниже.

При расчете расстояния на основе евклидовой меры центры кластеров рассчитывались как средние значения, при использовании расстояния на основе усредненной меры близости нахождения в вариационном ряду (неевклидова мера) центры кластеров рассчитывались как медианные значения.

Результаты верификации методики (средняя ошибка классификации)

	Эвклидова мера				Неэвклидова мера			
	ВВВ	ВВ	В	Итого	ВВВ	ВВ	В	Итого
Компании нефинансового сектора	0.29	0.52	0.45	0.46	0.44	0.47	0.26	0.4
Банки и НКО	0.25	0.59	0.15	0.27	0.33	0.55	0.34	0.39
Регионы		0.45	0.56	0.47		0.32	0.22	0.3

Выводы

Результаты говорят о том, что предлагаемая методика позволяет получать достаточно достоверные оценки кредитоспособности, совместимые с внешней шкалой кредитных рейтингов. Это дает возможность использовать ее для экспресс-оценки кредитного качества. Существенным плюсом рассмотренного подхода является отсутствие необходимости прибегать к экспертным оценкам и детальному анализу деятельности каждого эмитента в отдельности. Таким образом, описанный алгоритм может быть использован в ситуациях, требующих оперативного автоматизированного получения оценок кредитного качества, в том числе в моделях построения оценок справедливой стоимости облигаций.

Дальнейшее развитие методики с целью повышения предсказательной силы получаемых оценок может происходить в следующих направлениях:

- увеличение размера исходной выборки за счет включения большего числа организаций, имеющих присвоенные кредитные рейтинги, а также за счет включения финансовой отчетности организаций за предшествующие отчетные периоды;
- расширение состава рассматриваемых показателей;
- разработка формализованного критерия оценки качества рассматриваемых показателей;
- тестирование дополнительных метрик для расчета расстояний;
- Разработка процедуры фильтрации исходных данных с целью обнаружения в них «выбросов» с последующим исключением из рассматриваемой выборки;
- разработка процедуры получения нечетких оценок кредитного качества эмитентов.

Список литературы

1. *Standard & Poor's* . Default, Transition and Recovery: 2010 Annual Global Corporate Default Study And Rating Transitions. (http://www2.standardandpoors.com/spf/pdf/fixedincome/Global_DefaultStudy.pdf) (дата обращения: 01.04.2011)
2. *Altman E., Hartzell J. , and Peck M.* Emerging Markets Corporate Bonds: A Scoring System, Salomon Brothers Inc, New York, 1995.
3. *Altman I.* 1968 Financial ratios, discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy. 1968
4. *Ivliev S.* Simple Fuzzy Score for Russian Public Companies Risk of Default. ArXiv working paper, Available at: <http://arxiv.org/abs/1004.0685>
5. *Кораблева И.* Измерение риска дефолта частных российских фирм с помощью модели Moody's Analytics RiskCalc// Аналитический банковский журнал. 2011. №3 (189). Март.
6. Обзор банковского сектора Российской Федерации. Аналитические показатели. 2011. №104. Июнь.
7. *Помазанов М.В.* (2010) Продвинутый подход к управлению кредитным риском в банке: методология, практика, рекомендации: практ. пособие. М.: Изд. дом «Регламент-Медиа»,2010.
8. *Колоколова О. В., Помазанов М. В.* Разработка формулы вероятности банкротства компании на базе показателей бухгалтерской отчетности // Оперативное управление и стратегический менеджмент в коммерческом банке.2004. № 6. С. 65—84.

ОБЗОР МЕТОДОВ ПОСТРОЕНИЯ СЦЕНАРИЕВ ДЛЯ ЦЕЛЕЙ СТРЕСС-ТЕСТИРОВАНИЯ

*Т.А. Ефремова, С.В. Ивлиев,
Пермский государственный национальный
исследовательский университет, Пермь*

Представлен обзор основных методов построения стрессовых сценариев в целях риск-менеджмента финансовых институтов.