Исследование взаимосвязи кредитных рейтингов эмитентов облигаций России и США с оценками кредитного риска

Людмила ГАДИЙ,
призер конкурса студенческих работ Cbonds по рынку облигаций

Для анализа взаимосвязи кредитных рейтингов, присвоенных эмитентам облигаций США и России различными рейтинговыми агентствами, и оценок кредитного риска, получаемых с использованием рыночных данных, было проведено построение кривых кредитных спредов на основе кривых бескупонной доходности, полученных с помощью моделей Нельсона-Зигеля и кубических сплайнов. На основании оценок дискриминационной способности кредитных спредов сделан вывод о том, что кредитные спреды не могут использоваться для аппроксимации кредитных рейтингов.

ПРЕДПОСЫЛКИ ИССЛЕДОВАНИЯ

Распространенным подходом к оценке кредитоспособности заемщиков является анализ кредитных рейтингов, присваиваемых публичным компаниям рейтинговыми агентствами. В то же время кредитные рейтинги обновляются довольно редко, что не позволяет получать оценки кредитоспособности с достаточной регулярностью и своевременностью. Это обстоятельство делает актуальным поиск альтернативных способов оценки кредитоспособности заемщиков.

В качестве такого способа могла бы выступать оценка, получаемая на основе данных о рыночных инструментах — например, котировок облигаций компаний-заемщиков. Так, с помощью моделей временной структуры процентных ставок на основании этих данных предполагается возможность получения оценок кредитных спредов, которые можно было бы использовать в целях аппроксимации кредитных рейтингов, при этом с большей частотой и регулярностью.

Логично предположить, что взаимосвязь между кредитными рейтингами и кредитными спредами как оценками кредитного риска может описываться так: чем выше кредитный спред по инструменту, тем ниже кредитный рейтинг заемщика. В то же время на практике данная взаимосвязь не всегда обнаруживается в силу того, что на значение кредитного спреда оказывают влияние многие факторы, не связанные с кредитным риском.

Цель данного исследования состоит в том, чтобы подтвердить или опровергнуть гипотезу о том, что данные, заложенные в котировках рыночных

инструментов на примере кредитных спредов по облигациям, могут использоваться для аппроксимации кредитного рейтинга компании-заемщика.

МЕТОДОЛОГИЯ ИССЛЕДОВАНИЯ

Временная структура процентных ставок — это зависимость между доходностью и сроком до погашения для некоторого набора рыночных инструментов. Моделирование срочной структуры можно проводить двумя способами:

- через кривую доходности к погашению;
- через кривую бескупонной доходности.

Мы будем следовать второму способу, поскольку в его рамках, в отличие от первого, учитывается наличие так называемого купонного эффекта за счет представления купонной облигации как набора бескупонных. Так, под моделью временной структуры процентных ставок мы будем понимать оценку кривой бескупонной доходности (или кривую спот-ставок), для построения которой необходимо применять специальные методы оценки — модели временной структуры, поскольку спот-ставки не наблюдаемы напрямую.

Формально термин «модель» подразумевает функцию, с помощью которой осуществляется интерполяция наблюдаемых рыночных данных и подгонка к ним смоделированных значений. В данной работе предполагается применение моделей, принадлежащих к классам параметрических и непараметрических методов.

Подход, реализуемый в рамках непараметрических методов (также называемых сплайновыми), состоит в том, что при моделировании кривой доходности производится разбиение периода обращения облигаций на кусочно-линейные многочлены, связанные друг с другом в заданных узловых точках и попарно непересекающиеся. Гибкость сплайновых методов позволяет получать достаточно точное соответствие смоделированных значений кривой реальным рыночным данным за счет независимости отдельных сегментов кривой друг от друга. В то же время данные методы обладают и рядом недостатков: это возможная недостаточная гладкость кривой в силу большого количества параметров и сложность экономической интерпретации результатов.

Идея, лежащая в основе параметрических методов, заключается в применении для моделирования срочной структуры некоторой параметрической функции и оценке ее параметров. Кривые, построенные с использованием методов данного класса, основываются на предположениях о структуре форвардных ставок. Преимуществами данных методов являются их вычислительная простота и возможность содержательной интерпретации оцениваемых параметров. Среди недостатков методов отмечают, что они менее точны, чем сплайновые, а предположения о форме кривой являются экономически необоснованными, и результаты их применения могут быть довольно неустойчивыми. Вместе с этим они популярны среди центральных банков многих развитых стран. Одной из наиболее распространенных моделей данного класса является модель Нельсона-Зигеля.

На сегодняшний день нет однозначного мнения о том, какому методу следует отдавать предпочтение на практике. В связи с этим в эмпирических исследованиях часто применяют несколько моделей, принадлежащих к разным классам методов, и сравнивают их с точки зрения качества приближения оценок к реальным данным.

Кредитный спред представляет собой разницу между спот-ставками по рисковой и безрисковой ценным бумагам с одинаковыми сроками до погашения. Под безрисковыми часто понимают государственные облигации. За счет того что вложения в корпоративные ценные бумаги являются более рискованными для инвестора, последний в связи с этим требует дополнительную доходность, которая определяет величину кредитного спреда — премию за риск.

Известно, что рейтинговые агентства присваивают свои оценки в терминах вероятности дефолта, то есть кредитный рейтинг представляет собой некоторую меру риска дефолта. В то же время премия за риск, определяющая значение спреда между рисковой и безрисковой ценными бумагами сопоставимой срочности, состоит из ряда риск-компонент: премий за риск дефолта, риск ликвидности, риск налогообложения и др. Идентифицировать каждую из них в отдельности представляется трудоемкой задачей, выходящей за рамки данного исследования. Мы будем рассматривать дискриминационную способность кредитных спредов относительно кредитных рейтингов и взаимосвязь между ними в терминах оценки кредитного риска как риска дефолта заемщика.

Согласно эмпирическим исследованиям, для получения наиболее корректных оценок временной структуры релевантно проводить построение кривых кредитных спредов в разрезе уровней кредитного качества заемщиков. Иными словами, построение должно производиться по сопоставимым с этой точки зрения инструментам или заемщикам.

Алгоритм расчета выглядит следующим образом:

1. Выбирается функция интерполяции (модель Нельсона-Зигеля и кубические сплайны), оцениваются ее параметры для выборок государственных и корпоративных облигаций, производится вычисление доходностей и построение на их основе кривых бескупонной доходности по корпоративным и государственным облигациям.
2. Вычисляется спред в каждый момент времени как разница между доходностями по корпоративным и государственным облигациям, и строится кривая кредитных спредов по найденным точкам.
3. После построения кривой кредитных спредов производится сравнение результатов оценивания, полученных с использованием различных функций интерполяции.
4. Делается вывод о способности кредитных спредов аппроксимировать кредитный рейтинг эмитента на основе оценки дискриминационной способности кривой кредитных спредов относительно изменений рейтингов эмитентов как модели бинарной классификации.

Для построения модели бинарной классификации производится расчет *Z-score* для каждого уровня кредитного рейтинга каждого рейтингового агентства:

$$Z\text{-}score = \frac{X_i - \mu}{\sigma_i},$$

где X_i — среднее значение кредитного спреда за квартал для компании, μ — среднее значение кредитного спреда за квартал по всем компаниям с данным кредитным рейтингом на момент построения, σ_i — стандартное отклонение спреда для компании.

Использование данной метрики позволяет оценить отклонение кредитного спреда по компании относительно всего рынка отобранных облигаций с данным уровнем кредитного рейтинга на момент построения кривой. Ожидается, что чем выше

рейтинг эмитента, тем меньше должно быть значение кредитного спреда.

Каждому значению *Z-score* ставится в соответствие флаг изменения рейтинга в рассматриваемом квартале относительно предыдущего: повышение, понижение или отсутствие изменений. Затем производится упорядочение пар *Z-score* и флагов изменений рейтингов в рамках одного уровня кредитного рейтинга. После этого производится оценка качества моделей бинарной классификации с помощью построения ROC-кривой. Сравниваются оценки *Gini*:

$Gini = 2 * AUC - 1$,

где *AUC* — площадь под ROC-кривой.

Считается, что модель ранжирует лучше, чем «случайное угадывание», если AUC находится в интервале от 0.5 до 1 и *Gini*, соответственно, в интервале от 0 до 1. Так, чем больше *Gini*, тем выше разделяющая способность модели.

Важным условием для получения корректных результатов оценивания является однородность эмитентов и инструментов, включаемых в выборку. Под однородностью эмитентов будем понимать тот факт, что эмитенты являются резидентами США или России. Однородными будем считать инструменты, удовлетворяющие следующим критериям (соответственно для данных рынка США/России):

- валюта: инструменты выпущены в национальной валюте (в долларах США / российских рублях);
- листинг: инструменты торгуются на Нью-Йоркской фондовой бирже (NYSE) / Московской бирже (в том числе торговля на внебиржевом рынке);
- оценка: в расчетах используются котировки, предоставляемые одним источником рыночных данных (Cbonds Estimation / Московская биржа);
- тип купона: постоянный или фиксированный;
- обеспечение: отсутствуют гарантии, залоги, поручительства и пр.;
- конвертируемость: облигации, не конвертируемые в другие ценные бумаги;
- амортизация: не амортизируемые облигации;
- не субординированные облигации;
- облигации, не обеспеченные ипотекой;
- облигации без привязки к индексам;
- облигации без встроенного опциона.

Для расчета использовались данные Cbonds: параметры и котировки облигаций, находящихся в обращении в период с 01.01.2012 по 31.12.2019, а также данные о динамике кредитных рейтингов эмитентов отобранных инструментов за соответствующий период. Также важными условиями при отборе инструментов являлись их достаточная ликвидность, наличие рейтинга эмитента и достаточное количество инструментов, выпущенных эмитентом (не меньше трех). В результате применения ограничений анализ удалось провести для небольшого числа рейтинговых уровней.

Кредитные рейтинги обновляются довольно редко, что не позволяет получать оценки кредитоспособности с достаточной регулярностью и своевременностью

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

На Рисунке 1 представлен пример построения кривых бескупонной доходности с помощью модели Нельсона-Зигеля для облигаций рынка США.

Поскольку значения *Z-score* упорядочивались по возрастанию, оценка дискриминационной способности кредитных спредов в некоторых случаях имеет отрицательный знак. В случае подтверждения предположения о том, что кредитные спреды и кредитные рейтинги связаны друг с другом обратной зависимостью, *Gini* для признака «снижение рейтинга» должен иметь положительный знак, а для признака «повышение рейтинга» — отрицательный. В Таблице 1 представлены оценки дискриминационной способности кривых

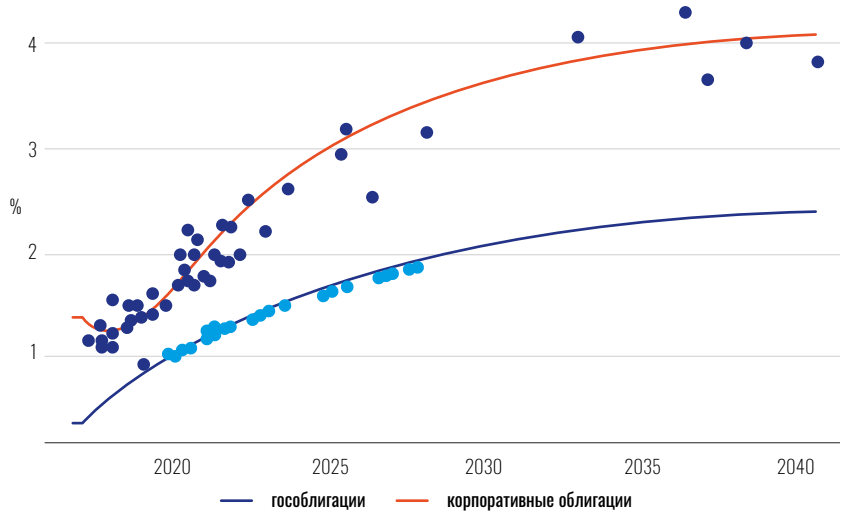

Рисунок 1
Пример кривых бескупонной доходности, построенных с помощью модели Нельсона-Зигеля по облигациям США, находящимся в рейтинговом уровне A агентства Fitch

Источник: составлено автором

кредитных спредов для облигаций эмитентов США в разрезе рейтинговых уровней агентства Fitch, изменение рейтинга относительно которых удалось проанализировать. Красным цветом выделены случаи подтверждения гипотезы об обратной зависимости между кредитными спредами и кредитными рейтингами.

Как можно видеть из Таблицы 1, предположение об обратной взаимосвязи кредитных рейтингов и кредитных спредов для рынка США скорее не выполняется: так, подтверждение гипотеза получила лишь при анализе понижений рейтингов, причем не для всех рейтинговых уровней. При этом даже в ситуациях, когда она не отвергается, объясняющая способность обеих моделей в большинстве случаев довольно низка.

Таким образом, на основании анализа данных по облигациям эмитентов США гипотеза исследования о возможности аппроксимации кредитных рейтингов с помощью кредитных спредов скорее отвергается.

В Таблице 2 представлены аналогичные результаты для рынка облигаций России.

Согласно результатам, представленным в Таблице 2, гипотеза не отвергается практически во всех случаях при построении кривых кредитных спредов с помощью кубических сплайнов для рейтинговых уровней агентства Fitch. Для спредов, построенных с помощью модели Нельсона-Зигеля, гипотеза практически во всех случаях отвергается, за исключением случаев повышения рейтинга в грейдах BB-, B+ и A+(rus) агентства Fitch. В то же время дискриминационная способность обеих моделей во всех случаях, когда гипотеза не отвергается, находится на невысоком уровне. Одновременно оценки дискриминационной способности кредитных спредов относительно рейтинговых уровней S&P в целом противоречат выдвинутой гипотезе.

Таким образом, полученные результаты по данным об облигациях как эмитентов США, так и эмитентов России не позволяют сделать однозначного вывода о способности кредитных спредов аппроксимировать кредитные рейтинги эмитентов. Подтверждение данная гипотеза получила лишь в ряде случаев, однако даже тогда дискриминационная способность кредитных спредов довольно низка при использовании как модели Нельсона-Зигеля, так и кубических сплайнов. Согласно эмпирическим исследованиям, это может быть связано с тем, что помимо кредитного риска кредитный спред составляют и другие риск-компоненты, искажающие получаемую оценку. Кроме того, кредитные рейтинги обычно изменяются в рамках близких друг к другу уровней, и, поскольку кредитные спреды по облигациям эмитентов с близкими кредитными рейтингами практически неразличимы между собой, это также может быть одним из факторов, обусловливающих низкую дискриминационную способность кредитных спредов.

Агентство	Рейтинг	Понижение рейтинга, %		Повышение рейтинга, %	
		NS	CUB	NS	CUB
Fitch	AA-	51	60	74	79
	A+	17*	0	53	53
	A	31	19	12	34

* Отрицательные значения Gini.

Таблица 1
Значения Gini для кредитных спредов по облигациям эмитентов США, построенных с использованием модели Нельсона-Зигеля и кубических сплайнов (долгосрочный рейтинг в иностранной валюте)

Источник: составлено автором

ВЫВОДЫ

Полученные результаты в общем случае указывают на то, что кредитные спреды, оцененные по данным об облигациях публичных компаний США и России, не могут использоваться для аппроксимации кредитных рейтингов.

В то же время результат не позволяет сделать однозначного вывода о применимости и выборе в пользу конкретной модели временной структуры с целью аппроксимации кредитных рейтингов. Даже в случаях, когда оценка дискриминационной способности кредитных спредов имеет согласующийся с теоретическим предположением знак, дискриминационная способность спредов является довольно низкой.

Дальнейшими действиями в целях разработки данной тематики могут быть ослабление предпосылок об однородности инструментов, а также корректировка оценок кредитных спредов с учетом наличия риск-компонент, не относящихся к кредитному риску.

Кредитные спреды, оцененные по данным об облигациях публичных компаний США и России, не могут использоваться для аппроксимации кредитных рейтингов

Таблица 2
Значения Gini для кредитных спредов по облигациям российских эмитентов, построенных с использованием модели Нельсона-Зигеля и кубических сплайнов

Источник: составлено автором

Агентство	Шкала	Рейтинг	Понижение рейтинга, %		Повышение рейтинга, %	
			NS	CUB	NS	CUB
Fitch	Долгосрочный рейтинг в иностранной валюте	BB	24*	27	2	33*
		BB-	28*	25	30*	12
		B+	35*	22	16*	37*
	Национальная шкала	A+(rus)			23*	52
S&P	Долгосрочный рейтинг в иностранной валюте	BB			15	22
		BB-	56*	39*	4	3
	Долгосрочный рейтинг в национальной валюте	BB			15	22
		BB-	57*	39*	2*	3

* Отрицательные значения Gini.