

Измерение риска дефолта частных российских фирм с помощью модели Moody's Analytics RiskCalc

Текст: Ирина Кораблева, начальник отдела обработки данных и моделирования в составе исследовательской группы компании Moody's Analytics

Акционеры, стремящиеся максимизировать доходность риска, а также регулирующие органы, предъявляющие требования о поддержании достаточного уровня капитала, все чаще ставят финансовые учреждения перед необходимостью предоставления количественной оценки кредитных рисков частных компаний. Использование устойчивых моделей для оценки риска дефолта, позволяющих составлять точные прогнозы, дает финансовым учреждениям важное конкурентное преимущество, так как способствует созданию инфраструктуры, необходимой для систематического управления кредитными рисками. О разработке таких моделей - статья Ирины Кораблевой, начальника отдела по обработке данных и моделирования в составе исследовательской группы компании Moody's Analytics.

Разработка моделей, адекватно считающих риск дефолта заемщика на формирующихся рынках, сопряжена с серьезными проблемами. Надежные модели требуют надежных данных, а в странах с формирующейся рыночной экономикой получить данные для моделей оценки кредитного риска гораздо сложнее, чем в развитых странах.

Недавно компания Moody's Analytics представила RiskCalc Russia — новейшую модель оценки риска дефолта частных компаний, предназначенную специально для российского рынка. Она разработана в рамках общей концепции моделей Moody's Analytics RiskCalc и предусматривает прогнозирование вероятности дефолта на основании сведений, отражаемых в финансовой отчетности компаний, и информации, поступающей с фондовых рынков. Модель составлена с учетом уникальных особенностей российских фирм и конъюнктуры российского рынка с использованием обширной базы данных местной финансовой отчетности и сведений о дефолтах. При этом коэффициенты рассчитывались на основе статей, существующих в российском бухгалтерском учете. Дополнительно мы калибруем результаты расчетов по модели с учетом степени PD (Probability of Default, вероятность дефолта), характерной для местного рынка, а также рассчитываем коэффициенты поправ-

ки на кредитный цикл на основании данных российских биржевых сводок.

Зачем нужны модели оценки вероятности дефолта

Модели оценки вероятности дефолта используются для оценки вероятности неисполнения долговых обязательств заемщиками (компаниями или частными лицами). Существует множество различных видов моделей PD, которые банки применяют в рамках своих внутренних систем оценки рисков для получения входных данных, либо в качестве инструментов для осуществления сравнительного анализа (бенчмаркинга) и калибровки. Внутренние рейтинги риска используются банками в качестве основания для принятия множества деловых решений, включая решения о согласии на выдачу кредита и осуществление кредитного мониторинга, об установлении лимитов кредитования, о соответствии условий кредитования требованиям регулирующих органов, об определении стоимости кредита с учетом рисков и об активном управлении кредитным портфелем.

К числу наиболее важных применений моделей PD относится ее использование при расчете регулятивного и экономического капитала. Вероятность дефолта, связанная с внутренним рейтингом, играет главную роль при расчете требований к капиталу в рамках Базеля-II. Многие банки применяют разработанные внешними

Об авторе

Ирина Кораблева работает в компании Moody's Analytics с 1998 года. Ее первым проектом было создание системы регистрации дефолтов, от которой на данный момент зависит большинство моделей компании. В настоящее время Ирина возглавляет отдел обработки данных и моделирования в составе исследовательской группы, а также отвечает за валидацию моделей, создаваемых Moody's Analytics.

Ирина недавно закончила разработку модели нового поколения для оценки LGD (потеря при дефолте) на которой основана система Moody's Analytics LossCalc™, а также Российской модели для системы RiskCalc™. Ирина продолжает поддержку этих моделей.

Ирина окончила МГУ имени Ломоносова по специальности «прикладная математика», и затем продолжила образование в Эссекском университете (Великобритания) и Центрально-Европейском университете (Венгрия), в котором получила степень магистра по специальности «экономика».



специалистами модели PD при составлении своих внутренних рейтингов, используемых для расчета регулятивного капитала, а также для сравнительного анализа (бенчмаркинга) и калибровки своих внутренних моделей в рамках выполнения требований регулирующих

органов. Требуемый экономический капитал (Economic Capital, EC) — понятие, используемое финансовыми учреждениями для оценки своего портфельного риска. Его можно рассматривать как капитал, необходимый финансовому учреждению, чтобы избежать убытков в течение определенного периода времени, в соответствии с заданной вероятностью платежеспособности. Расчет EC обычно требует использования модели портфеля с вероятностью дефолта в качестве ее основного входного показателя.

Разработанный компанией Moody's Analytics пакет моделей RiskCalc позволяет оценивать риск дефолта частных фирм. Каждая модель составлена с учетом региональных или отраслевых особенностей и отражает местную практику кредитования, стандарты бухгалтерского учета и регулятивные требования. Первая модель была разработана в 2000 году на основании данных, полученных в рамках нашего сотрудничества с ведущими северо-

американскими банками. Впоследствии, используя ту же методику, мы разработали модели для ряда других стран. На сегодняшний день существует уже 28 страновых моделей RiskCalc, которые охватывают большую часть стран с развитой экономикой [рис. 1].

Общая схема разработки моделей RiskCalc

Все модели RiskCalc создаются в рамках единой схемы (методики). Их разработка осуществляется в несколько этапов на основе данных финансовой отчетности фирмы и информации по отрасли. На первом этапе мы отбираем ограниченное количество коэффициентов финансовой отчетности из списка возможных показателей, рассчитываемых на основе финансовой информации, полученной от компании. Составленный таким образом рабочий список разбивается на несколько групп по основным аспектам финансового положения фирмы. Например, группа «Покрытие задолженности»

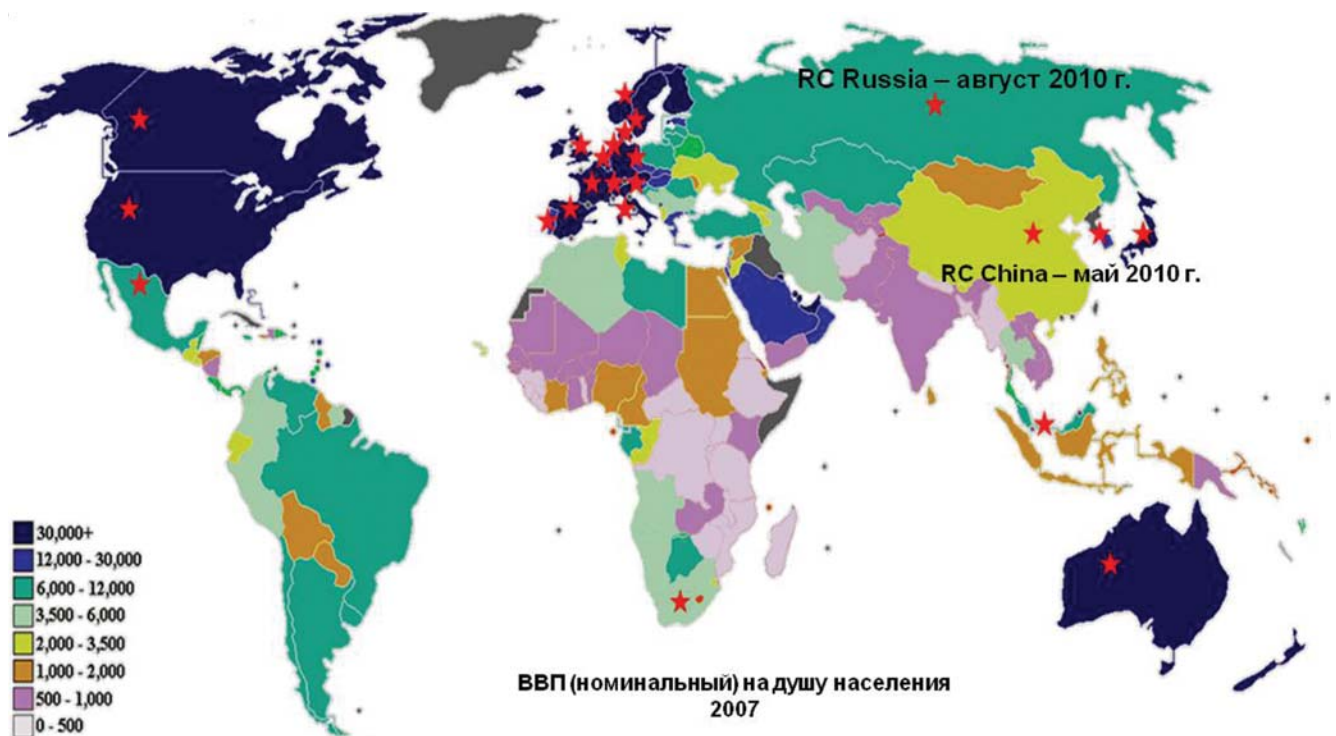
включает коэффициент соотношения потока наличности к процентным платежам, а также соотношение EBITDA к общей сумме задолженности. Высокое покрытие задолженности снижает вероятность дефолта, так как означает, что получаемая фирмой прибыль покрывает ее долги.

Сначала мы проверяем каждый показатель отдельно, затем рассматриваем их в совокупности на предмет определения корреляции и, наконец, отбираем самые эффективные показатели из каждой группы. В окончательную модель включаются коэффициенты, обладающие следующими свойствами: их можно легко рассчитать на основании доступных данных; они отличаются интуитивным характером; они полезны для измерения риска дефолта и не имеют корреляции с другими переменными, используемыми в данной модели.

Между коэффициентами финансовой отчетности и уровнем дефолтов наблюдается нелинейная взаимос-

[Рис. 1]
Страны, для которых разработаны модели RiskCalc (обозначены ★)

Источник: Международный валютный фонд, апрель 2008



вязь. Для сохранения этой нелинейной взаимосвязи мы преобразовываем переменные в промежуточные вероятности дефолта с использованием непараметрических методов. Затем мы проверяем, в какой степени каждый показатель влияет на изменение уровня дефолта. На [рис. 2] приведены примеры трансформант по каждой группе коэффициентов финансовой отчетности. По горизонтальной оси (x) откладываются значения процентиля коэффициента, а по вертикальной (y) — уровни вероятности дефолта для этого коэффициента.

На следующем этапе мы определяем вес показателей финансовой отчетности с использованием пробит-модели в сочетании с отраслевыми переменными и затем создаем окончательную (непараметрическую) трансформанту, которая превращает полученную с помощью модели оценку в реальный показатель кредитного риска EDF™ (1) (ожидаемую частоту дефолта).

На завершающем этапе, который также имеет большое значение, мы калибруем рассчитанные с помощью модели показатели вероятности дефолта с учетом центральной тенденции к дефолту (Central Default Tendency, CDT). CDT — это неподдающаяся непосредственному наблюдению оценка истинной средней вероятности дефолта в популяции. Оценка CDT осущест-

вляется на основании информации, представленной в разных источниках, например, данных об управленческих резервах под возможные потери от кредитования, полученных от местных банков, и данных по выборке, используемой для разработки модели.

На показатель вероятности дефолта влияют не только финансовые показатели компании, но и общеэкономический кредитный цикл. Чтобы учесть его влияние, модели RiskCalc включают поправочный коэффициент на стадию кредитного цикла. Он рассчитывается на основе данных о стоимости акций компаний, котирующихся на бирже.

Модель RiskCalc Russia и уникальные особенности российского рынка

Мы построили модель RiskCalc Russia в рамках общей схемы RiskCalc. При ее разработке учитывали перечисленные ниже уникальные особенности российского рынка. Учет этих особенностей помог нам точнее определить набор вводимых переменных, обеспечивающий максимальную эффективность модели.

Стремительный экономический рост

В течение последнего десятилетия наблюдался быстрый рост российской экономики. В период с 1999 по 2008 год среднегодовые темпы роста составили более 7%. Та-

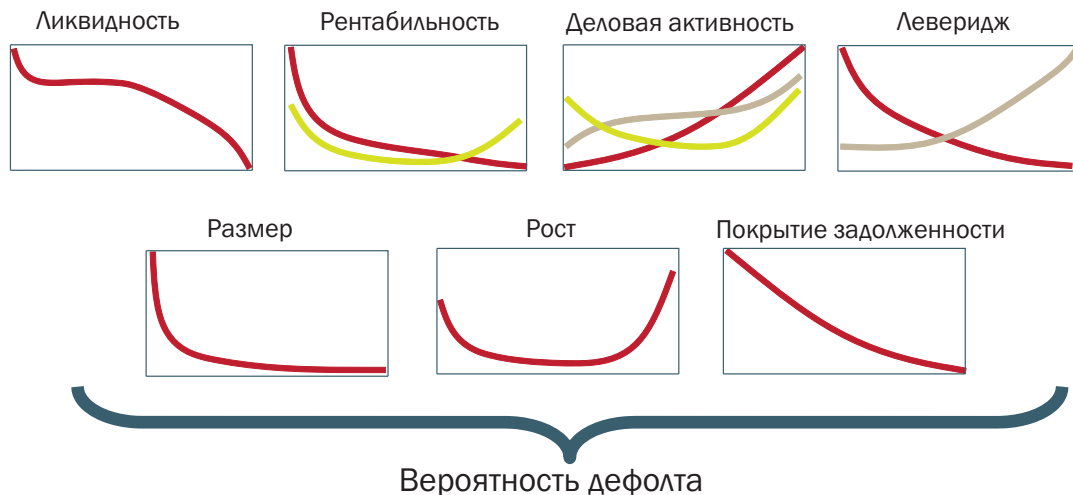
кой высокий рост способствовал масштабному притоку капитала, который продолжался до конца 2007 года.

В наших моделях RiskCalc мы часто используем показатель роста продаж (2). В странах со зрелой экономикой, например в США, слишком медленный или слишком резкий рост продаж сопровождается высоким риском дефолта. На формирующихся рынках, в частности в России, высокий рост продаж является нормой, и более высокие показатели вероятности дефолта характерны только для компаний с чрезвычайно высокими темпами роста. Вместе с тем, например, в Китае компании, продажи которых растут очень высокими темпами, отнюдь не характеризуются повышенными показателями риска дефолта. [Рис. 3] иллюстрирует описанные тенденции и показывает взаимосвязь между показателями роста продаж и уровня риска дефолта в США, Китае и России. (3)

Зависимость экономического роста от цен на энергоресурсы

Экономика России сильно зависит от экспорта нефти и газа (4). Соответственно, наблюдается тесная взаимосвязь между ценами на энергоносители и экономическим ростом или спадом. Так как компании обычно публикуют свою финансовую отчетность раз в год или квартал, последствия таких внешних потрясений, как изменение цены на нефть,

[Рис. 2] Общая схема разработки модели RiskCalc: эконометрическая модель объединяет несколько взаимосвязей между значениями коэффициентов и частотой дефолтов в устойчивый и объективный показатель кредитного риска



отражаются в ней с опозданием. Подобная задержка создает проблемы с применением модели RiskCalc, основанной на использовании финансовой информации. Однако наша модель предусматривает возможность корректировки результатов расчетов с учетом фактора кредитного цикла. Этот поправочный коэффициент позволяет учитывать прогнозную информацию, которая отражается в курсах акций компаний,отирующихся на российских биржах.

Переходный характер бухгалтерского учета

Российские стандарты бухгалтерского учета постепенно приближаются к международным. Некоторые крупные компании уже сегодня представляют финансовую отчетность параллельно в двух форматах, соответственно отражающих международный (МФСО) и российский стандарты финансовой отчетности. (5) Тем не менее, многие небольшие фирмы при составлении отчетности по-прежнему руководствуются исключительно российскими стандартами. Переживаемый переходный период делает особенно необходимым построение модели, использующей местные данные. Модель, разработанную в рамках иной системы бухгалтерского учета, было бы трудно использовать в России. Кроме того, такая модель, скорее всего, не была бы

[Таб.1] Показатели финансовой отчетности, используемые в модели RiskCalc Russia

Категория	Определение
Деловая активность	Кредиторская задолженность / Продажи
Покрытие задолженности	Операционная прибыль / Пассивы
Рост	Изменение объема продаж
Лeverедж	Собственный капитал / Активы
	Нераспределенная прибыль / Текущие обязательства
Ликвидность	Ден. средства и их эквиваленты / Активы
Рентабельность	Доходность активов (Return on Assets, ROA)

оптимальной. В процессе разработки модели мы проводим всестороннюю проверку качества финансовой отчетности, чтобы исключить использование проблематичной отчетности и отдельных проблематичных статей. При этом мы выбираем стандартные коэффициенты, которые можно рассчитать, на основе данных, используемых в различных системах бухгалтерского учета.

Высокий процент дефолтов

Мы отмечаем относительно высокий процент дефолтов в выборке. Данные о резервах под потери от кредитования, полученные от 132 российских банков в период с 1999 по 2008 год, подтверждают, что банки также прогнозируют высокий уровень убытков. Эта особенность находит отражение в калибровке модели с учетом местного уровня вероятности дефолта.

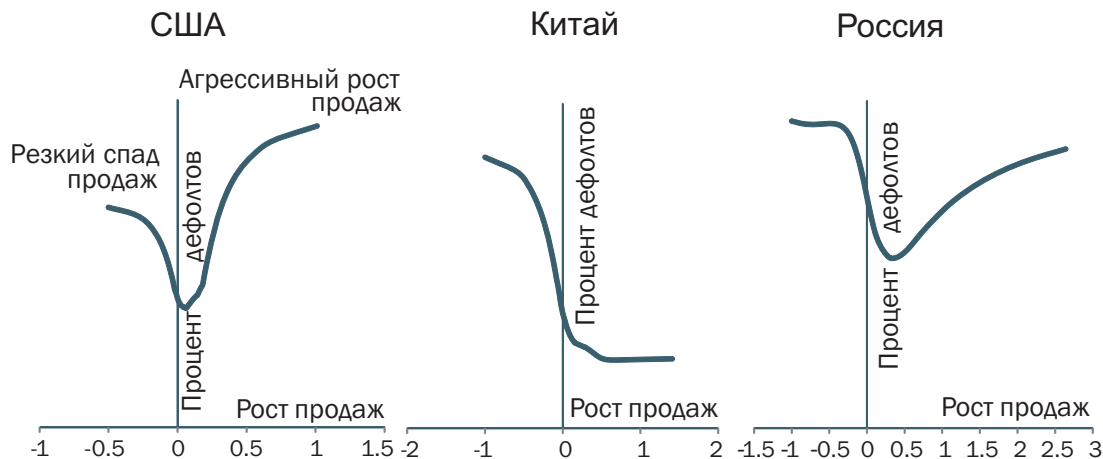
В [Таблице 1] приводятся финансовые показатели, отобранные в про-

цессе разработки российского варианта модели RiskCalc. Большинство моделей RiskCalc включает показатель размера компаний. В процессе работы над моделью для России мы выявили тенденцию, согласно которой небольшие фирмы имеют гораздо более низкие финансовые результаты (судя по основным финансовым соотношениям), чем более крупные компании. В связи с этим мы посчитали, что нет необходимости включать в модель размер компании в качестве фактора, обуславливающего более высокие уровни дефолта, наблюдающиеся среди мелких фирм.

Описание данных, используемых для построения российской модели

Страны с формирующимися рынками играют все более заметную роль в мировой экономике. Одновременно в них растет спрос на инструменты

[Рис. 3] Взаимосвязь между ростом продаж и риском дефолта в США, Китае и России: в США и падение и чрезмерный рост продаж связаны с высоким риском дефолта. В Китае U-образная зависимость между данными показателями не выявлена, а в России, хотя она и наблюдается, более высокий уровень риска характерен только для фирм с чрезвычайно высокими темпами роста продаж.



управления рисками. Вместе с тем, в связи с нехваткой достоверных данных разработка моделей для оценки кредитных рисков на формирующихся рынках сопряжена с особыми трудностями. Специалисты компании Moody's Analytics собрали данные по нескольким странам с формирующейся рыночной экономикой и после тщательного изучения полученной информации пришли к заключению, что общая схема разработки модели, апробированная в странах со зрелой экономикой, таких как США, хорошо работает и при построении моделей для формирующихся рынков. Тем не менее, все формирующиеся рынки, и в частности российский, обладают рядом уникальных особенностей, которые необходимо учитывать в процессе разработки модели.

Надежные модели требуют надежных местных данных. Летом 2009 года Moody's Analytics приобрела у стороннего поставщика большую базу данных, содержащую финансовую отчетность российских компаний и информацию о дефолтах. Мы тщательно проверили все полученные данные, а также еще раз перепроверили и дополнили информацию о дефолтах, ис-

пользуя вторичные источники. Часть информации о дефолтах была найдена в общедоступных источниках.

Массив данных, используемый для разработки модели, охватывает период с 2002 по 2009 год и содержит более 800 000 финансовых отчетов, представленных более чем 290 000 компаний и информацию более чем о 20 000 дефолтов. У нас есть все основания считать, что он является репрезентативным и достоверно отражает ситуацию, сложившуюся на российском рынке. Данные включают результаты наблюдений по разным отраслям, регионам и группам компаний, дифференцируемым на основании размера. Регионы России имеют разные уровни экономического развития. Ряд данных нашей выборки, представленных по регионам, сопоставим с распределением валового регионального продукта (ВРП) [рис. 4].

Результаты валидации модели

Разработав модель, необходимо доказать ее эффективность в качестве инструмента оценки риска дефолта. В ходе тестирования проверяется не только эффективность модели, но также ее устойчивость и то,

насколько она применима для работы с вневыборочными компаниями. Чтобы оценить эффективность модели в отношении не вошедших в выборку компаний, мы провели скользящий контроль по к-блокам (k-fold cross-validation test) и форвардный тест (walk-forward test). Результаты проверки показали, что российская модель, в принципе, превосходит другие модели при различных временных горизонтах прогнозирования, а также применительно к компаниям разной отраслевой принадлежности и разных размеров. Результаты по вневыборочным компаниям оказались аналогичными результатам, полученным в ходе разработки модели; в этой связи в данной статье приводятся только результаты, полученные по выборке. (6)

Дополнительно мы оценили, в какой степени модель позволяет проводить различие между компаниями, которые имели дефолт и компаниями, успешно выполняющими обязательства по кредиту. Оценка производилась при помощи построения графиков, отражающих кумулятивные характеристики точности (CAP — от англ. Cumulative Accuracy Profiles), и расчета коэффициентов точности (AR — от англ. Accuracy Ratios) (7).

На [рис. 5] представлена CAP-кривая для всей выборки при однолетнем горизонте прогнозирования. В качестве альтернативной модели нами использовалась скоринговая Z-модель, предложенная Альтманом. (8) При этом коэффициент точности (AR) модели RiskCalc Russia составил 64%. Это намного превышает значение AR для Z-модели, равное 48%. (9)

В [Таблице 2] представлены совокупные результаты сравнения двух моделей по регионам и объемам продаж. В результате тестирования были получены устойчивые результаты, согласно которым модель RiskCalc Russia превосходит альтернативную Z-модель во всех категориях. Результаты тестирования по другим категориям и для пятилетнего горизонта прогно-

[Таб.2] Статистическая мощность однолетней модели по регионам и объемам продаж

		AR RC Russia, (%)	AR Z-модель (%)	AR разница, (%)
Полная выборка		64	48	16
Регион	Центральный	64	49	15
	Северо-Западный	58	45	12
	Южный	62	52	10
	Поволжский	67	46	21
	Уральский	62	53	10
	Сибирский	62	48	15
	Дальневосточный	60	52	18
Объем продаж	Менее \$100 тыс.	63	47	15
	\$100 - 500 тыс.	65	47	18
	\$500 тыс.- 1 млн	63	46	17
	\$1 – 3 млн	59	46	13
	\$3 – 5 млн	57	48	9
	\$5 – 10 млн	55	45	9
	Более \$10 млн	46	37	9

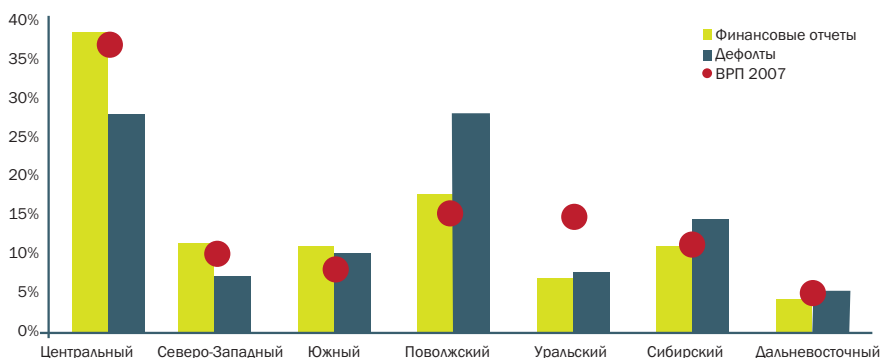
зирования приводятся в полном тексте статьи, опубликованной Д. Дуайером, И. Кораблевой и Дж. Джао (10).

Заключение

Страны с формирующейся рыночной экономикой и, в частности, Россия имеют ряд уникальных особенностей, затрудняющих оценку кредитных рисков. Используя тщательно выверенный массив местных данных, мы построили модель оценки кредитных рисков, которая хорошо работает на российском рынке. Результаты проведенной нами валидации показали, что данная модель позволяет эффективно выявлять фирмы с высоким и низким уровнем кредитного риска, как по всей выборке, так и по различным подвыборкам, составленным на основании имеющихся данных. Уровни вероятности дефолта, рассчитанные с применением модели, калибруются с учетом центральной тенденции к дефолту для обеспечения соответствия базельским определениям дефолта. Как и другие модели RiskCalc v3.1, российская модель предлагает пользователям ряд аналитических инструментов, предназначенных для управления риском.

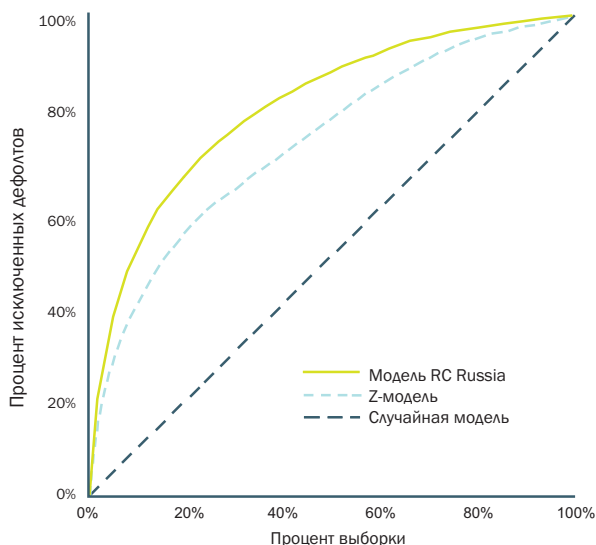
[Рис. 4]

Распределение финансовых отчетов и информации о дефолтах по регионам. Красные точки обозначают распределение валового регионального продукта (ВРП) по данным Росстата.



[Рис. 5]

САР- кривая при одностороннем горизонте прогнозирования: модель RiskCalc Russia в сопоставлении с Z-моделью



Литература

- Aslund, Anders and Andrew Kuchins, 2009, "The Russian Balance Sheet," Peterson Institute for International Economics and Center for Strategic and International Studies.
- Altman, Edward, 2000, "Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-Score and Zeta® Models," Working paper, New York University.
- Письмо Базельского комитета №. 8, 2006, "Use of Vendor Products in the Basel II IRB Framework."
- Даглас Дуайер, Ирина Кораблева и Джанет Джао, 2010, Модель RiskCalc v3.1 Russia компании, методика моделирования. Moody's Analytics.
- Engelmann, Bernd, Hayden Evelyn and Dirk Tasche, 2003, "Testing Rating Accuracy", RISK.
- PricewaterhouseCoopers, 2010, IFRS Adoption by Country. Публикация на сайте. Анализ выполнен 29 Июня 2010 г.

Сноски

- (1) EDF™ (Expected Default Frequency, ожидаемая частота дефолта) – это запатентованный термин для обозначения вероятности дефолта, предложенный компанией Moody's Analytics (2) Показатель роста продаж определяется по формуле: $(\text{Объем продаж}_i - \text{Объем продаж}_{i-1}) / (\text{Объем продаж}_{i-1})$ (3) Для построения данных графиков мы делим каждую выборку на 50 групп в соответствии со значениями роста продаж и рассчитываем процент дефолтов для каждого сегмента. На горизонтальной оси представлены значения показателя роста продаж в каждом сегменте. (4) Aslund and Kuchins, 2009 (5) В 1998 г., Россия приступила к реализации Программы реформирования бухгалтерского учета в соответствии с международными стандартами финансовой отчетности (МСФО). Министерство финансов объявило о переходе на МСФО в июле 2004 года. В настоящее время компаниям, акции которых торгуются на бирже, разрешено готовить консолидированную отчетность по МСФО; коммерческие банки обязаны представлять неконсолидированную годовую финансовую отчетность по МСФО в дополнение к отчетности по Российским стандартам бухгалтерского учета (PricewaterhouseCoopers, 2010 г) (6) Более подробные результаты приводятся в полном тексте статьи, опубликованной Д. Дуайером, И. Кораблевой и Дж. Джао (2010) (7) Подробное описание нумерационных характеристик точности и примеры расчета коэффициента точности приводятся у Engelmann, Hayden and Tasche (2003) (8) Мы использовали скоринговую Z-модель, описанную Альтманом (2000) (9) Значение AR случайной модели равно 0 %. Чем выше значение AR, тем выше дискриминирующая способность модели (10) Описание методики моделирования для разработанной компанией Moody's Analytics в 2010 г. модели RiskCalc v3.1 Russia, имеется на сайте компании, а также может быть предоставлено в индивидуальном порядке при получении соответствующей просьбы