

А. А. Пересецкий

## Измерение компоненты внешней поддержки рейтингов агентства Moody's

*В статье представлен эконометрический анализ рейтингов банков агентства Moody's Investors Service. Согласно методологии агентства рейтинг долгосрочных банковских депозитов в иностранной валюте присваивается на основе рейтинга финансовой устойчивости банков с поправкой на «факторы внешней поддержки». Моделирование этих двух рейтингов позволяет строить модели (ненаблюдаемого) фактора внешней поддержки. Модели позволяют выяснить, какую часть информации, содержащейся в рейтингах, можно получить из публично доступной информации. Прогнозы, построенные по моделям, дают достаточно хорошее приближение рейтингов. Показано наличие особого подхода агентства Moody's к развивающимся странам, в частности, к России.*

### Введение

Ведущая роль в оценке кредитных рисков принадлежит трем крупнейшим международным рейтинговым агентствам: Moody's, Standard and Poor's и Fitch. Значение этих агентств особенно возрастает в связи с новым Базельским соглашением, которое предполагает наличие системы оценок кредитного риска партнеров банка.

Особенно велика роль этих рейтинговых агентств в развивающихся странах, поскольку в них отсутствует длительная история рыночной экономики и у экономических агентов нет достаточного опыта оценки рисков. Однако именно в этих странах лишь небольшое количество фирм имеют рейтинги международных рейтинговых агентств. Например, в конце 2007 г. только 120 из 1135 российских банков имели рейтинг хотя бы одного из трех рейтинговых агентств.

В данной работе построим модели банковских рейтингов агентства Moody's, которое занимает ведущее положение в рейтинговании российских банков и на конец 2007 г. присвоило рейтинги 84 российским банкам. Модели строятся на основе публично доступной информации, что позволяет выяснить, какую часть информации, содержащейся в рейтингах, можно получить на основе публично доступной информации и какая доля информации получена экспертами агентства при анализе конфиденциальной информации банка.

Поскольку для моделирования рейтингов российских банков невелики количество наблюдений и разброс рейтингов, мы строим модели рейтингов по международным данным (включая российские банки). Идея состоит в том, что, выбрав функциональную форму модели по международным данным, можно настроить ее на сравнительно небольшом наборе данных по российским банкам.

Согласно методологии агентства Moody's, введенной в 2007 г. (см. [Moody's (2007a, b)], [Карминский и др. (2008)]), рейтинг долгосрочных депозитов в иностранной валюте (РД) присваивается банку на основе рейтинга финансовой устойчивости банка (Bank Financial

Strength Rating) — РФУБ с учетом размера и вероятности внешней поддержки (например, со стороны государства, промышленной или финансовой группы), а также риска обменного курса. Эта методология, сравнительно недавно введенная Moody's (чтобы сделать процесс присвоения рейтинга более прозрачным), называется JDA (Joint Default Analysis — анализ совместных дефолтов).

Построим эконометрические модели обоих рейтингов. Какова цель построения моделей по публичным данным? Подобные модели могут быть использованы для ответов на следующие вопросы:

- Насколько точно рейтинги могут быть приближены моделями, использующими только публично доступную информацию? Какова прогнозная сила моделей?
- Существует ли тенденция к ужесточению («деградация») рейтинговых оценок Moody's на самом деле?
- Верно ли, что Moody's использует особый подход к присвоению рейтингов банкам в развивающихся странах (в частности, в России)?
- Возможно ли построить модель ненаблюдаемого «фактора внешней поддержки», который Moody's принимает во внимание, присваивая РД? Какие финансовые индикаторы банков и макроэкономические факторы важны для фактора поддержки?

На практике подобные модели могут использоваться банками в рамках внедрения предложенного соглашением «Базель-2» внутреннего подхода к оценке риска (IRB approach). Также эконометрические дистанционные модели рейтингов могут использоваться органами банковского надзора (в России — ЦБ РФ) как часть систем раннего предупреждения (Early Warning System — EWS), особенно в развивающихся странах, в которых органы надзора еще не имеют достаточного опыта, а большинство банков не имеет рейтингов.

Существует обширная литература по эконометрическому моделированию рейтингов. Работа [Altman, Saunders (1998)] содержит обзор подходов к моделированию кредитных рисков. В фундаментальной работе [Altman, Rijken (2004)] модели рейтингов используются для прояснения наблюдаемой стабильности рейтингов, которую рейтинговые агентства декларируют как методологию, ориентированную на среднесрочную (5–7 лет) перспективу (through the cycle methodology). Авторы работы [Blume et al. (1998)], используя модели рейтингов, приходят к выводу о «деградации» рейтингов, т.е. в рамках построенной модели показано, что рейтинговые стандарты становятся более строгими. В то же время в работе [Amato, Furfine (2004)] была предложена другая интерпретация полученных результатов, состоящая в том, что происходят системные изменения в мерах риска, связанные с развитием экономики и банковской системы.

В работе [Карминский, Пересецкий (2007)] были построены эконометрические модели рейтинга долгосрочных депозитов (РД), в которых использовались как финансовые индикаторы банков, так и макроэкономические переменные. Рейтинг финансовой устойчивости банка (РФУБ) выражает мнение агентства Moody's о надежности банка, взятого отдельно, без учета внешних факторов<sup>1</sup>. Присвоение банку РФУБ является первым шагом в рейтинговом процессе. РФУБ не принимает во внимание вероятность того, что банк в случае кризиса может получить внешнюю поддержку. Также не принимаются во внимание внешние риски, свя-

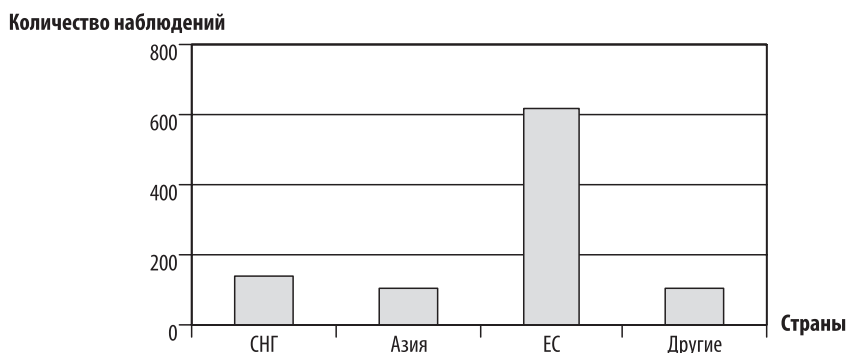
<sup>1</sup> Автор благодарен М. Ю. Матовникову (генеральный директор компании «Интерфакс Бизнес Сервис»), указавшему, что РФУБ должен лучше поддаваться эконометрическому моделированию, чем РД, поскольку содержит меньше неформализуемых факторов.

занные с действиями правительства, которые могут повлиять на способность банка выполнять свои обязательства перед внутренними или внешними кредиторами. РД является мнением агентства о кредитном риске и включает как РФУБ, так и мнение экспертов Moody's о различных возможностях внешней поддержки. Работа [Карминский и др., (2008)] посвящена моделям РФУБ.

В данной статье модели, построенные по методологии, аналогичной работам [Карминский, Пересецкий (2007)] и [Карминский и др. (2008)], используются для изучения того, какая публично доступная информация значима для прогноза «фактора внешней поддержки» банка.

### **1. Данные**

Набор данных состоит из финансовых показателей банков 42 развитых ( $DEV = 0$ ) и развивающихся ( $DEV = 1$ ) стран за 2002–2005 гг. Рейтинги Moody's этих банков известны за 2003–2006 гг. соответственно. Всего имеется около 1000 наблюдений примерно за 380 банками. На рис. 1 представлено распределение банков, имеющих РФУБ, в выборке по регионам. Это распределение схоже с распределением всех банков в мире, за исключением того, что банки Северной Америки не представлены в выборке.



**Рис. 1.** Распределение банков, имеющих РФУБ, по регионам

Распределение банков из выборки, имеющих РФУБ, по рейтинговым градациям представлено на рис. 2. Две моды распределения объясняются неоднородностью развития стран. Большинство банков в развитых странах имеют высокие значения рейтинга, для таких банков сомнительна выгода от публикации низкого рейтинга. Напротив, в развивающихся странах наличие любого рейтинга от международного рейтингового агентства является положительным сигналом рынку. Кроме того, в связи с тем что рейтинг банка не может превышать рейтинг страны, большинство банков развивающихся стран имеют рейтинг не выше  $D+$ .

В табл. 1 показано соответствие между градациями РФУБ (от E до A) и РД (от B3 до Aaa) по всем банкам на январь 2007 г. Каждая клетка таблицы содержит число, равное количеству банков, имеющих соответствующую пару рейтинговых градаций. Большая часть банков сосредоточена вокруг диагонали, это соответствует тому, что РД определяется на основе РФУБ. Многие банки, особенно с невысокими рейтингами, расположены над диагональю. Это соответствует тому, что при присвоении им РФУБ были учтены факторы внешней поддержки. Возможно, такие банки представляют развивающиеся страны.

Количество наблюдений

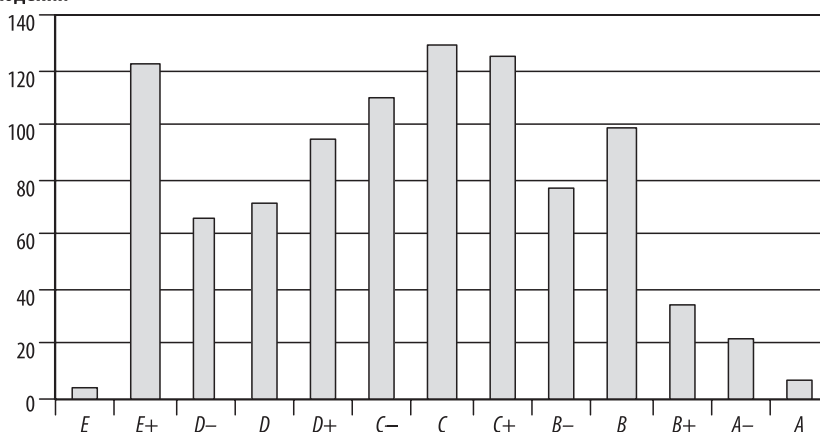


Рис. 2. Распределение банков из набора данных по градациям РФУБ

Таблица 1

Совместное распределение РФУБ и РД

РД \ РФУБ	РФУБ													
	A	A-	B+	B	B-	C+	C	C-	D+	D	D-	E+	E	
Aaa	6	1		1	2		3	2	1			1		
Aa1		8	2	4	2		3	3	2	1				
Aa2			28	16	2	2	6	2	1		1			
Aa3			2	48	18	15	11	9	8					
A1					36	15	13	11	16	1	1			
A2					2	83	23	19	16	6	7			
A3						1	72	15	17	10	10	2		
Baa1						1	4	24	13	6	5	1		
Baa2								18	10	14	12	11		
Baa3									8	5	4	3	1	
Ba1									3	5	6	2		
Ba2									4	4	11	6	6	
Ba3						1	2	2	9	3	24	10	1	
B1								1	9	7	5	26	3	
B2										1	2	39	3	
B3										1	3	16		

Измерение компоненты внешней поддержки рейтингов агентства Moody's

Чтобы оценивать модели, рейтинговым градациям были присвоены числовые значения от 12 до 0 для РФУБ и от 15 до 0 для РД. Ноль соответствует самой высокой градации рейтинга.

Финансовые показатели банков, содержащиеся в наборе данных, их описательные статистики и корреляции приведены в табл. 5–7. Финансовые показатели сгруппированы в табл. 6 в соответствии с методологией Moody's [Moody's (2007a)]. Основными группами показателей являются: размер банка, достаточность капитала, рентабельность, эффективность, качество активов. Внутри каждой группы показатели высококоррелированы, поэтому в модели включается, как правило, один показатель из группы.

Кроме финансовых показателей банка, в модели включаются также следующие регрессоры:

- фиктивные переменные — индикаторы принадлежности банка развивающимся странам ( $DEV = 1$ ) и России ( $RUS = 1$ );
- фиктивные переменные D03 — D05 — индикаторы того, что наблюдения финансовых показателей принадлежат к 2003–2005 гг. соответственно;
- индекс коррупции страны (Corruption Perceptions Index)<sup>2</sup> — TI CPI, по данным международного агентства Transparency International, 2007. Малые значения индекса соответствуют высокому уровню коррупции;
- индекс волатильности экономического роста страны, которой принадлежит банк, — VOLAT, он принимает значения от 1 до 5. Индекс рассчитан по методологии Moody's по стандартному отклонению номинального годового прироста ВВП страны за последние 20 лет.

## **2. Модели**

Поскольку рейтинг является качественной ординальной переменной, естественно использовать модель упорядоченного выбора (*ordered logit*). Впервые такая эконометрическая модель применялась для моделирования рейтингов в работе [Kaplan, Urwitz (1979)].

Кратко опишем модель упорядоченного выбора *ordered logit* (см., например, [Магнус и др. (2007)]. Пусть есть порядковая зависимая переменная  $y_t$ , принимающая значения  $0, 1, \dots, k$  (в нашем случае — численные значения рейтинговых градаций). Пусть есть также ненаблюдаемая (латентная) переменная  $y_t^*$ , удовлетворяющая уравнению

$$y_i^* = x_i' \beta + \varepsilon_i, \tag{1}$$

где  $x_i$  — вектор значений регрессоров, соответствующих объекту  $i$ .

Все ошибки  $\varepsilon_i$  независимы, имеют нулевое математическое ожидание и функцию распределения  $F(z)$ . Пусть  $y_t$  зависит от  $y_t^*$  следующим образом:

$$\begin{cases} y_i = 0, & \text{если } y_i^* \leq c_0, \\ y_i = r, & \text{если } c_{r-1} < y_i^* \leq c_r, \quad 1 \leq r < k, \\ y_i = k, & \text{если } y_i^* > c_{k-1}. \end{cases} \tag{2}$$

<sup>2</sup> Transparency International. Corruption Perceptions Index, 2007. URL: [http://www.transparency.org/policy\\_research/surveys\\_indices/cpi/2007](http://www.transparency.org/policy_research/surveys_indices/cpi/2007)

Предполагая, что выполняется (1), получаем:

$$\begin{cases} P(y_i = 0) = F(c_0 - x_i' \beta), \\ P(y_i = r) = F(c_{r-1} - x_i' \beta) - F(c_r - x_i' \beta), \quad 1 \leq r < k, \\ P(y_i = k) = 1 - F(c_{k-1} - x_i' \beta). \end{cases} \quad (3)$$

Если  $\varepsilon_i$  имеет логистическое распределение, модель (1)—(3) называется моделью упорядоченного выбора. Оценивание параметров модели, вектора  $\beta$  и набора пороговых значений  $(c_0, \dots, c_{k-1})$  проводится методом максимума правдоподобия.

Выбираем один и тот же набор объясняющих переменных для моделей двух рейтингов — РД, РФУБ — из финансовых показателей банка, фиктивных переменных по времени наблюдения и переменных, характеризующих страну. При выборе модели главными критериями являются экономическая интерпретируемость, а также статистические критерии: критерий Акаике, псевдо- $R^2$  и  $t$ -статистики коэффициентов. Конечно, используется также опыт моделирования рейтингов РД в [Карминский, Пересецкий (2007)] и РФУБ в [Карминский и др. (2008)]. В частности, взят временной лаг 18 месяцев между наблюдением финансовых показателей банка и наблюдением его рейтинга, указанный как оптимальный в работе [Карминский и др. (2008)].

В табл. 2 представлены результаты оценивания двух моделей для каждого рейтинга. Выбран один набор регрессоров для моделей двух рейтингов, поскольку далее эти модели используются для оценки фактора внешней поддержки. Финансовые показатели банков, включенные в модели, показывают лучшие результаты в рамках своей группы из табл. 6. Включать несколько показателей из одной группы нецелесообразно, так как они сильно коррелированы (табл. 7).

Таблица 2

Модели РД и РФУБ

Моделируемый рейтинг		Модель 1	Модель 2	Модель 3	Модель 4
		РД	РД	РФУБ	РФУБ
Регрессоры	Обозначение	Абсолютная шкала	Квантильная шкала	Абсолютная шкала	Квантильная шкала
2003 г.	D03	0,586*** (0,153)	0,192 (0,154)	0,571*** (0,158)	0,005 (0,156)
2004 г.	D04	0,660*** (0,151)	-0,011 (0,145)	0,869*** (0,162)	-0,059 (0,151)
2005 г.	D05	1,332*** (0,320)	0,162 (0,319)	1,552*** (0,321)	0,133 (0,364)
Принадлежность к развивающимся странам	DEV	-0,078 (0,263)	-0,342 (0,277)	2,058*** (0,350)	2,322*** (0,312)
Принадлежность к российским банкам	RUS	0,256 (0,232)	0,261 (0,208)	2,827*** (0,394)	2,176*** (0,341)
Волатильность экономического роста	VOLAT	-0,036 (0,074)	0,059 (0,073)	-0,034 (0,068)	-0,014 (0,065)

Моделируемый рейтинг		Модель 1	Модель 2	Модель 3	Модель 4
		РД	РД	РФУБ	РФУБ
Регрессоры	Обозначение	Абсолютная шкала	Квантильная шкала	Абсолютная шкала	Квантильная шкала
Индекс коррупции	TI CPI	-0,588*** (0,045)	-0,647*** (0,046)	-0,610*** (0,047)	-0,598*** (0,047)
Логарифм активов	LTA	-0,734*** (0,052)	-4,576*** (0,412)	-1,159*** (0,067)	-7,419*** (0,418)
Средства клиентов/ Собственный капитал	D_EQ	0,144*** (0,015)	3,094*** (0,295)	0,103*** (0,016)	1,419*** (0,329)
Собственный капитал/ Активы	EQ_TA	0,088*** (0,022)	2,980*** (0,455)	0,031 (0,023)	0,255 (0,473)
Просроченная задолженность/ Вся задолженность	PL_GL	0,012 (0,010)	0,596* (0,313)	0,087*** (0,025)	1,941*** (0,336)
Расходы на персонал/ Операционный доход	PE_OI	1,451** (0,615)	0,019 (0,239)	4,737*** (0,910)	1,159*** (0,292)
Стоимость процентных обязательств, %	CIBL	0,386*** (0,074)	1,753*** (0,622)	0,407*** (0,101)	2,960*** (0,788)
Рентабельность приносящих процентный доход активов, %	YAEA	-0,035 (0,037)	-0,410 (0,518)	-0,119*** (0,038)	-1,657*** (0,639)
Процентные расходы/ Процентные доходы	IE_II	-0,0070 (0,0058)	1,020** (0,518)	0,0058 (0,0088)	0,599 (0,590)
Псевдо- $R^2$		0,254	0,242	0,385	0,367

\* Значимость на 10%-м уровне.

\*\* Значимость на 5%-м уровне.

\*\*\* Значимость на 1%-м уровне.

**Примечание.** В скобках приведены стандартные ошибки.

Модели 1 и 2 являются моделями рейтинга депозитов РД. Модель 1 использует исходные финансовые показатели банков, модель 2 — квантильные шкалы для этих показателей. То есть вместо значения финансового показателя  $x$  в модели 2 используется доля банков в выборке данного года  $t$  со значениями показателя  $x$  меньшими, чем значение  $x_{it}$  для данного банка  $i$ . Таким образом в регрессиях в квантильных шкалах вместо  $x_{it}$  используется  $\tilde{x}_{it} = P(X < x_{it} | year = t)$ . В этих регрессиях вместо абсолютных значений показателей используются их квантили, отражающие относительное положение банка в банковской системе по данному показателю в данный год.

Модели 3 и 4 являются моделями рейтинга финансовой устойчивости РФУБ соответственно в абсолютных и квантильных шкалах.

Как и в работе [Карминский, Пересецкий (2007)], фиктивные переменные по времени оказались незначимы в квантильных регрессиях. Это означает, что, по-видимому, эффект «деградации» рейтингов отсутствует. В моделях 1 и 3 в абсолютных шкалах коэффициенты при фиктивных переменных по времени возрастают. Это означает, что банк с теми же абсолютными показателями получает, например, в 2005 г. рейтинг ниже, чем в 2002 г. Эти эффекты можно объяснить тем, что рейтинговое агентство обращает внимание скорее на относительное положение банка в банковской системе, а не на его абсолютные показатели. Например, банк, размер которого был большой в 2002 г., возможно, не будет казаться большим в 2005 г., если его размер останется тем же, а размеры остальных банков вырастут. Однако показатель качества подгонки модели, псевдо- $R^2$ , выше в моделях 1 и 3 с абсолютными шкалами, чем в моделях 2 и 4 с квантильными шкалами, поэтому в дальнейшем используем модели в абсолютных шкалах.

Рассмотрим влияние различных факторов на рейтинги. Коэффициенты при размере банка (логарифм активов) отрицательные, это означает, что при прочих равных большие банки получают более высокие рейтинги. Банки с высокими значениями отношения средств клиентов к собственному капиталу получают более низкие рейтинги, поскольку берут на себя больший риск. Неэффективность (высокие расходы на персонал) снижает рейтинги. Высокая капитализация понижает рейтинг депозитов и незначима для РФУБ. Возможно, это связано с влиянием внешней поддержки.

При прочих равных, РФУБ ниже для банков развивающихся стран по сравнению с банками развитых стран и еще ниже для российских банков. Это означает, что при присвоении рейтинга финансовой устойчивости Moody's принимает во внимание политические и структурные риски. Влияние этих двух факторов (DEV, RUS) незначимо для рейтинга депозитов, очевидно, оно сглаживается факторами внешней поддержки, более ярко выраженной в развивающихся странах. Этот вывод согласуется с выводами работы [Somerville, Taffler (1995)], авторы которой, изучив *Institutional Investor*, страновой кредитный рейтинг, и частоту задержек выплат по внешнему долгу, пришли к выводу, что банкиры излишне пессимистичны относительно кредитоспособности менее развитых стран.

Банки стран с высоким уровнем коррупции получают более низкие рейтинги (напомним, что малые значения индекса TI CPI означают высокий уровень коррупции).

Качество подгонки модели — псевдо- $R^2$  — существенно выше для рейтинга финансовой устойчивости (0,36–0,38), чем для рейтинга депозитов (0,24–0,25). Это неудивительно, поскольку РД по построению включает больше экспертных мнений (например, «факторы внешней поддержки») и, следовательно, в меньшей степени может быть воспроизведен только по публичной информации, чем РФУБ, который является оценкой самого банка, без учета его окружения (stand alone) рейтингом.

### 3. Модели «факторов внешней поддержки банка»

Logit-модель упорядоченного выбора имеет следующий вид (см. формулу (1)):

$$y_i^* = X_i' \beta + \varepsilon_i, \quad (4)$$

$$P(\text{rating}_i = r) = P(c_{r-1} < y_i^* < c_r),$$



где случайная величина  $\varepsilon_i$  имеет логистическое распределение. Методом максимального правдоподобия получаем оценки параметров модели — порогов  $c_j$  и вектора коэффициентов  $\beta$ .

В качестве прогнозного значения латентной переменной можно взять величину  $x'_i \hat{\beta}$ , которую рассмотрим как непрерывную меру рейтинга. Обозначим через  $\hat{z}_i$  и  $\hat{y}_i$  построенные таким образом оценки латентных переменных для рейтингов РД и РФУБ соответственно. Согласно JDA-методологии Moody's  $\hat{z}_i$  содержит информацию из  $\hat{y}_i$  и дополнительно информацию о «факторах внешней поддержки». Тогда модель «факторов внешней поддержки» можно получить из уравнения (5):

$$\hat{z}_i = f(\hat{y}_i) + q'_i \gamma + \varepsilon_i, \quad (5)$$

где  $f$  — некоторая монотонно возрастающая функция;

$q'_i \gamma$  — линейная по регрессорам  $q$  модель внешней поддержки.

Поскольку функция  $f$  не известна, будем аппроксимировать ее разложением в ряд Тейлора порядка  $k$ , выбирая порядок так, чтобы коэффициенты при степенях  $\hat{y}_i$  статистически значимо отличались от 0:

$$\hat{z}_i = \beta_0 + \beta_1 \hat{y}_i + \dots + \beta_k (\hat{y}_i)^k + q'_i \gamma + \varepsilon_i. \quad (6)$$

Оценивая уравнение (6) для различных дополнительных регрессоров  $q$ , можно найти показатели, важные для «факторов внешней поддержки», по мнению экспертов Moody's.

Результаты оценки двух регрессий (6) для  $k = 5$  представлены в табл. 3 (оценки вектора  $\beta$  опущены, представлены только оценки коэффициентов  $\gamma$ ). Модель *A* не содержит никаких регрессоров  $q$  и приведена как точка отсчета. Модель *B* содержит набор регрессоров  $q$ , состоящий из фиктивных переменных по времени и фиктивных переменных по странам. Получаем, что внешняя поддержка была меньше в 2007 г. (напомним, что лаг между наблюдением показателей банка и рейтингом выбран равным 18 мес.). Поддержка в развивающихся странах выше, чем в развитых, а в России еще выше, чем средняя величина поддержки в развивающихся странах. Большое значение коэффициента  $R^2$  в регрессии *A* показывает, что в значительной степени РФУБ определяет РД (сравните с табл. 1).

Взяв за основу модель *B* из табл. 3, будем рассматривать по очереди дополнительные объясняющие переменные в квадратичной функциональной форме  $\gamma_1 q_i + \gamma_2 q_i^2$ , допускающей возможность нелинейного влияния фактора  $q_i$ . При этом каждый раз заново оценивается уравнение (6). Результаты приведены в табл. 4, в которой каждая строка соответствует одной регрессии. Приведены только оценки  $\hat{\gamma}_1$ ,  $\hat{\gamma}_2$ ,  $R^2$  и значение  $F$ -статистики для тестирования нулевой гипотезы о том, что фактор  $q$  не влияет на внешнюю поддержку,  $H_0: \gamma_1 = \gamma_2 = 0$ . Строки отсортированы по убыванию  $R^2$ , т. е. по убыванию значимости фактора для внешней поддержки.

Последняя колонка показывает направление влияния фактора  $q$  на внешнюю поддержку. Знак «+» означает, что увеличение показателя ведет к увеличению внешней поддержки. Знак «-» означает, что с увеличением показателя внешняя поддержка уменьшается. Знак «Г»

означает, что влияние показателя различное при его разных значениях: при малых значениях показателя его рост приводит к увеличению внешней поддержки, а при больших — наоборот, к ее уменьшению. Пустое место в последней колонке означает, что не удастся выявить значимое влияние показателя на внешнюю поддержку.

Таблица 3

Модели «факторов внешней поддержки»

Регрессоры	Модель А	Модель В
2003 г.	—	0,111** (0,058)
2004 г.	—	-0,021 (0,056)
2005 г.	—	0,462*** (0,154)
Развивающиеся страны (DEV)	—	-0,255** (0,114)
Россия (RUS)	—	-0,873*** (0,105)
$R^2$	0,942	0,947
$R^2$ скорректированный	0,941	0,946

\* Значимость на 10%-м уровне.

\*\* Значимость на 5%-м уровне.

\*\*\* Значимость на 1%-м уровне.

Таблица 4

Модели «факторов внешней поддержки»

Показатель (q)	$\hat{\gamma}_1$	$\hat{\gamma}_2$	F-stat	$R^2$	Поддержка
Рентабельность приносящих процентный доход активов, %	0,194*** (0,011)	-0,0020*** (0,0003)	396	0,971	—
Просроченная задолженность/ Вся задолженность	-0,069*** (0,005)	0,00 001 (0,00 008)	278	0,966	+
Индекс коррупции	-1,088*** (0,069)	0,068*** (0,005)	180	0,961	∩
Стоимость процентных обязательств, %	0,107*** (0,018)	0,0028*** (0,0010)	151	0,960	—
Расходы на персонал/ Операционный доход	0,186 (0,778)	-4,66*** (1,268)	75	0,954	+

Показатель (q)	$\hat{\gamma}_1$	$\hat{\gamma}_2$	F-stat	R <sup>2</sup>	Поддержка
Собственный капитал/Активы	0,022* (0,012)	0,00 098*** (0,00 034)	46,5	0,951	–
Волатильность экономического роста	–0,284*** (0,104)	0,070*** (0,016)	30,5	0,950	+
Процентные расходы/ Процентные доходы	–0,0003 (0,0051)	–0,000 067 (0,000 043)	17,7	0,949	
Логарифм активов	–0,520*** (0,112)	0,029*** (0,006)	12,9	0,948	∩
Средства клиентов / Собственный капитал	–0,011 (0,015)	0,0013* (0,0007)	6,5	0,947	

\* Значимость на 10%-м уровне.

\*\* Значимость на 5%-м уровне.

\*\*\* Значимость на 1%-м уровне.

**Примечание.** В скобках приведены стандартные ошибки.

Таблица 5

**Описательные статистики**

	VOLAT	TI CPI	LTA	TA	D_EQ	EQ_TA	PL_GL	PE_OI	CIBL	YAЕA	IE_II
Среднее	3,07	5,82	9,414	263 073	8,49	7,63	4,63	0,30	3,92	6,92	55,29
Максимум	5,00	9,70	14,239	16 334 506	26,12	50,51	87,77	0,69	28,22	46,35	157,1
Минимум	1,00	2,1	4,007	107,5	0,00	0,78	0,00	0,00	0,01	1,29	0,144
Стандартное отклонение	1,35	2,36	1,930	1 097 524	4,87	4,81	7,21	0,10	2,56	4,36	18,3

Таблица 6

**Финансовые показатели (выделенные показатели включены в модели)**

Обозначение	Показатель	Группа
TA	Чистые активы (USD, млн) (Total assets)	Размер
LTA	Логарифм чистых активов (Log of Total assets)	
EQ	Собственный капитал (USD, млн) (Shareholders' Equity)	
YAЕA	Процентные доходы / Средние работающие активы (Interest Income / Average Interest Earning Assets)	Прибыльность
CIBL	Процентные расходы / Средние обязательства (Interest Expense / Average Interest Bearing Liabilities)	

Окончание табл. 6

Обозначение	Показатель	Группа
NIM	Чистая процентная маржа (Net Interest Margin)	
ROA	Рентабельность активов (Return on Assets), %	
ROE	Рентабельность капитала (Return on Equity), %	
IE_II	Процентные расходы / Процентные доходы (Interest Expense / Interest Income)	
CIR	Затраты / Доход (Cost to Income Ratio), %	Эффективность
PE_OI	Расходы на персонал / Операционный доход (Personnel Expenses / Operation Income)	
PL_GL	Проблемные кредиты / Кредиты брутто (Problem Loans / Gross Loans)	Качество активов
LLR_GL	Резервы под возможные потери кредитам / Кредиты брутто (Loan Loss Reserve / Gross Loans)	
PL_EQ_LLР	Проблемные кредиты / (Собственный капитал + Резервы под возможные потери кредитам) (Problem Loans / (Shareholders' Equity + Loan Loss Reserve))	
T1	Норматив капитала 1-го уровня (Tier 1 ratio), %	Достаточность капитала
EQ_TA	Собственный капитал / Чистые активы (Shareholders' Equity / Total Assets)	
CAR	Достаточность капитала (Capital Adequacy), %	
D_EQ	Клиентские депозиты / Собственный капитал (Customer Deposits / Shareholders' Equity)	

Таблица 7

Корреляции\*

	LTA	EQ	YAEA	CIBL	NIM	ROA	ROE	IE_II	CIR
LTA	1								
EQ	0,008	1							
YAEA	-0,364	0,133	1						
CIBL	-0,186	0,133	0,730	1					
NIM	-0,370	0,020	0,687	0,240	1				
ROA	-0,291	0,018	0,451	0,120	0,763	1			
ROE	0,012	0,053	0,160	0,013	0,162	0,511	1		
IE_II	0,258	0,082	-0,048	0,496	-0,426	-0,334	-0,123	1	

Продолжение табл. 7

	LTA	EQ	YAEA	CIBL	NIM	ROA	ROE	IE_II	CIR
CIR	0,160	-0,053	-0,165	-0,150	-0,214	-0,468	-0,341	0,060	1
PE_OI	0,296	-0,037	-0,248	-0,257	-0,153	-0,320	-0,232	-0,058	0,755
PL_GL	-0,107	0,150	0,026	-0,005	0,027	-0,083	-0,173	-0,016	0,074
PL_EQ_LLР	0,123	0,076	0,041	0,036	-0,022	-0,228	-0,253	-0,019	0,135
T1	-0,296	0,093	0,119	0,078	0,138	0,275	0,078	-0,050	-0,314
EQ_TA	-0,555	-0,019	0,317	0,055	0,443	0,525	0,082	-0,453	-0,287
D_EQ	0,248	0,111	-0,101	-0,049	-0,142	-0,237	-0,098	0,093	0,270

Окончание табл. 7

	PE_OI	PL_GL	PL_EQ_LLР	T1	EQ_TA	D_EQ
PE_OI	1					
PL_GL	-0,063	1				
PL_EQ_LLР	0,131	0,568	1			
T1	-0,336	0,057	-0,213	1		
EQ_TA	-0,265	0,053	-0,166	0,516	1	
D_EQ	0,309	0,016	0,215	-0,310	-0,434	1

\* Приведены корреляции, представляющие наибольший интерес. Например, из TA и LTA = ln(TA) оставлен только показатель LTA, использованный в моделях.

Рассмотрим, например, рентабельность приносящих процентный доход активов. Функциональная форма  $\Gamma$ -образна, но вершина параболы находится в точке 48,8, которая значительно больше, чем среднее по выборке, равное 6,8. Следовательно, чем больше  $q$  — рентабельность приносящих процентный доход активов, тем больше  $\gamma_1 q + \gamma_2 q^2$  и тем меньше внешняя поддержка. Таким образом, высокая рентабельность приносящих процентный доход активов соответствует меньшей внешней поддержке.

Аналогичные рассуждения указывают на  $\Gamma$ -образное влияние размера банка и индекса коррупции. При увеличении этих факторов внешняя поддержка сначала уменьшается, а после некоторого порога увеличивается. Таким образом, внешняя поддержка для средних банков менее выражена, чем для мелких или крупных. Аналогично внешняя поддержка более выражена для банков в странах с низким и высоким уровнями коррупции.

Банки с плохим портфелем кредитов и банки в странах с высокой волатильностью экономического роста также нуждаются во внешней поддержке.

#### 4. Прогнозная сила моделей

В этом разделе рассмотрим прогнозную силу четырех моделей РД и РФУБ, приведенных в табл. 2. Отметим сразу: при построении моделей задачей было исследование принципиальной возможности моделирования рейтингов. Для «промышленного» моделирования в целях использования моделей в реальных бизнес-процессах необходимо провести более точную настройку моделей, возможно, расширить набор регрессоров.

Не вполне ясен и вопрос о том, что является наилучшим прогнозом по модели упорядоченного выбора. Естественный способ (по духу соответствующий методу максимального правдоподобия, по которому оценивались модели) заключается в следующем. При заданных значениях регрессоров  $x_i$  можно рассчитать  $x_i' \hat{\beta}$ , оценить вероятности  $p_i(r) = P(\text{rating}_i = r)$  и затем в качестве прогноза выбрать такой рейтинг  $\hat{r}_i$ , который соответствует максимальной вероятности:  $\hat{r}_i = \arg \max p_i(r)$ . Назовем этот способ ML-прогнозом.

Однако такой способ прогноза не является самым лучшим даже для logit-модели бинарного выбора. Согласно ML-прогнозу надо прогнозировать тип 1, если оцененная вероятность этого типа превосходит 0,5. Однако в случае малой доли наблюдений типа 1 в исходной выборке, зачастую получается излишнее количество (неверных) прогнозов типа 1. Поэтому некоторые авторы в подобной ситуации рекомендуют выбирать другой (большой, чем 0,5) порог.

В качестве второго способа прогноза можно взять следующий. Рассчитываем  $x_i' \hat{\beta}$  и находим интервал  $[c_{r-1}, c_r]$ , содержащий это значение:  $c_{r-1} < x_i' \hat{\beta} < c_r$ . В качестве прогноза рейтинга берем  $\hat{r}_i = r$ . Назовем этот способ интервальным прогнозом.

Как и ожидалось при сравнении статистической меры качества подгонки — псевдо- $R^2$ , модели 1 и 3 (см. табл. 2) в абсолютных шкалах имеют более высокую прогнозную силу по сравнению с моделями в квантильных шкалах — 2 и 4, поэтому далее результаты представлены только для моделей 1 и 3.

В табл. M1a и M1b представлена статистика прогнозов рейтинга РД на данных нашей выборки (in sample forecast) по модели 1 с использованием двух методов прогноза (ML-прогноз и интервальный прогноз). Числа в клетках таблицы означают количество прогнозов. Например, число 31 в табл. M1a на пересечении колонки Aa3 и строки Aa2 означает, что 31 банк с рейтингом Aa2 был классифицирован с прогнозным рейтингом Aa3 по методу ML-прогноза. Соответственно для интервального метода прогноза это число равно 22 (см. табл. M1b).

В табл. M1a заметен недостаток метода ML-прогноза — в прогнозах полностью отсутствуют 7 градаций: Aaa, Aa1, A1, Baa1, Baa3, Ba1, Ba3. Техническая причина этого проста: соответствующие интервалы  $(c_{r-1}, c_r)$  оказались слишком узкими и вероятности  $P(c_{r-1} < y_i^* < c_r)$  — малыми по сравнению с вероятностями для других интервалов. Есть несколько объяснений этого эффекта. Во-первых, в нашем наборе данных относительно мало наблюдений с этими рейтинговыми градациями: 13 — для Aaa, 22 — для Aa1, 9 — для Baa3 и т. д. (см. табл. M1c). Поэтому оценка модели по методу максимального правдоподобия настроена на другие — более «популярные» — рейтинговые градации. Во-вторых, рейтинг Aaa трудно предсказывать, так как он присваивается в исключительных обстоятельствах, при этом принимается во внимание множество неформализуемых факторов, не включенных в модель. Рейтинги Baa3 и Ba1 лежат на границе между спекулятивными и инвестиционными рейтингами. Различие между

этими классами рейтингов существенно для страховых компаний, пенсионных фондов и некоторых других организаций, которые могут инвестировать только в ценные бумаги с инвестиционным рейтингом. Поэтому, возможно, существует психологический барьер при присваивании этих пограничных рейтингов. Подобные рассуждения применимы к градации Аа1 (граница между двумя высшими рейтинговыми классами — Ааа и Аа), к градации А1 (граница «верхнего инвестиционного класса») и к градации Ва3 (граница между рейтинговыми классами Ва и В).

Таблица М1а

РД, модель 1, ML-прогноз

		Прогноз рейтинговой градации															
		Ааа	Аа1	Аа2	Аа3	А1	А2	А3	Ваа1	Ваа2	Ваа3	Ва1	Ва2	Ва3	В1	В2	В3
Рейтинговая градация	Ааа	<b>0</b>	0	3	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Аа1	0	<b>0</b>	13	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Аа2	0	0	<b>7</b>	31	0	14	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Аа3	0	0	12	<b>62</b>	0	36	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0
	А1	0	0	1	40	<b>0</b>	45	12	0	2	0	0	3	0	0	0	0
	А2	0	0	2	21	0	<b>97</b>	25	0	16	0	0	11	0	0	0	0
	А3	0	0	0	6	0	78	<b>37</b>	0	6	0	0	3	0	0	0	0
	Ваа1	0	0	0	1	0	12	30	<b>0</b>	1	0	0	0	0	0	0	0
	Ваа2	0	0	0	0	0	16	10	0	<b>14</b>	0	0	17	0	2	1	0
	Ваа3	0	0	0	0	0	2	7	0	0	<b>0</b>	0	0	0	0	0	0
	Ва1	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	<b>0</b>	14	0	1	2	0
	Ва2	0	0	0	0	0	1	5	0	8	0	0	<b>48</b>	0	5	0	0
	Ва3	0	0	0	0	0	3	3	0	2	0	0	10	<b>0</b>	6	8	0
	В1	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	16	0	<b>17</b>	17	2
	В2	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	16	0	7	<b>25</b>	2
В3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	1	2	<b>2</b>	

В табл. М1b приведена статистика прогнозов рейтинга РД по интервальному методу. Этот прогноз почти свободен от отмеченного выше недостатка ML-прогноза. Только 1 градация

отсутствует в прогнозах — Aaa. Как указано выше, эта градация является границей качественно различающихся рейтинговых классов.

Таблица M1b

РД, модель 1, интервальный прогноз

		Прогноз рейтинговой градации															
		Aaa	Aa1	Aa2	Aa3	A1	A2	A3	Baa1	Baa2	Baa3	Ba1	Ba2	Ba3	B1	B2	B3
Рейтинговая градация	Aaa	0	0	7	3	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Aa1	0	0	14	3	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Aa2	0	1	8	22	13	8	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Aa3	0	0	18	33	45	12	4	1	1	0	0	0	0	0	0	0
	A1	0	0	1	18	41	23	13	2	5	0	0	0	0	0	0	0
	A2	0	0	2	7	29	77	18	11	18	0	2	8	0	0	0	0
	A3	0	0	0	3	16	52	41	7	9	0	1	1	0	0	0	0
	Baa1	0	0	0	1	0	10	25	7	1	0	0	0	0	0	0	0
	Baa2	0	0	0	0	1	12	11	1	18	2	5	7	0	3	0	0
	Baa3	0	0	0	0	0	1	4	4	0	0	0	0	0	0	0	0
	Ba1	0	0	0	0	0	0	0	0	3	1	1	12	1	0	2	0
	Ba2	0	0	0	0	0	1	0	3	12	2	9	34	6	0	0	0
	Ba3	0	0	0	0	0	2	2	2	2	0	0	7	6	6	5	0
	B1	0	0	0	0	0	0	0	0	3	2	2	7	8	20	12	0
	B2	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	4	10	2	15	16	2
	B3	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	9	2	0	2	2

В табл. M1с представлена статистика точных ( $\Delta = 0$ ) и точных в пределах одной градации рейтинга ( $|\Delta| \leq 1$ ) прогнозов. Например, для наиболее часто встречающейся в выборке рейтинговой градации A2 процент точных прогнозов по ML-прогнозу и интервальному прогнозу равен 56,4% и 44,8%, а процент точных в пределах одной градации прогнозов равен соответственно 64,9% и 84,2%.

В целом проценты точных прогнозов практически совпадают для двух рассматриваемых методов вычисления прогноза: примерно 32% для точных и 67–69% для точных в пределах одной градации прогнозов.

Измерение компоненты внешней поддержки рейтингов агентства Moody's



РД, модель 1, доля точных прогнозов в каждой рейтинговой градации, %

		Рейтинговая градация															Всего	
		Aaa	Aa1	Aa2	Aa3	A1	A2	A3	Baa1	Baa2	Baa3	Ba1	Ba2	Ba3	B1	B2		B3
Число наблюдений		13	22	53	114	103	172	130	44	60	9	20	67	32	54	51	16	960
ML-прогноз, %	$\Delta = 0$	0,0	0,0	13,2	54,4	0,0	56,4	28,5	0,0	23,3	0,0	0,0	71,6	0,0	31,5	49,0	12,5	32,2
Интервальный прогноз, %		0,0	0,0	15,1	28,9	39,8	44,8	31,5	15,9	30,0	0,0	5,0	50,7	18,8	37,0	31,4	12,5	31,7
ML-прогноз, %	$ \Delta  \leq 1$	0,0	59,1	71,7	64,9	82,5	70,9	88,5	70,5	23,3	0,0	71,6	71,6	50,0	63,0	62,7	25,0	66,9
Интервальный прогноз, %		0,0	63,6	58,5	84,2	79,6	72,1	76,9	75,0	35,0	0,0	73,1	73,1	59,4	74,1	64,7	25,0	68,8

Рассмотрим точность прогноза рейтинговых классов РФУБ.

В табл. М1d представлена статистика прогнозов рейтинговых классов РФУБ на данных нашей выборки по модели 1 с использованием двух методов прогноза (ML-прогноз и интервальный прогноз). Числа в таблице означают количество прогнозов.

Таблица М1d

РД, модель 1, прогноз рейтинговых классов

		ML-прогноз рейтингового класса						Интервальный прогноз рейтингового класса						
		Aaa	Aa	A	Baa	Ba	B	Aaa	Aa	A	Baa	Ba	B	
Рейтинговый класс	Aaa	0	13	0	0	0	0	Aaa	0	10	3	0	0	0
	Aa	0	134	54	1	0	0	Aa	0	99	88	2	0	0
	A	0	70	294	24	17	0	A	0	31	310	52	12	0
	Baa	0	1	77	15	17	3	Baa	0	1	64	33	12	3
	Ba	0	0	12	13	72	22	Ba	0	0	5	25	76	13
	B	0	0	0	3	43	75	B	0	0	0	8	44	69

Таблица М1е содержит статистику точных прогнозов рейтинговых классов РД. По классам точность двух методов прогноза несколько различается, но в среднем точность двух методов практически одинакова: около 61% точных и 96% точных в пределах одного рейтингового класса прогнозов.

Таблица М1е

РД, модель 1, доля точных прогнозов в каждом рейтинговом классе, %

		Рейтинговый класс						Всего
		Ааа	Аа	А	Ваа	Ва	В	
Число наблюдений		13	189	405	113	119	121	960
ML-прогноз, %	$\Delta = 0$	0,0	70,9	72,6	13,3	60,5	62,0	61,5
Интервальный прогноз, %		0,0	52,4	76,5	29,2	63,9	57,0	61,1
ML-прогноз, %	$ \Delta  \leq 1$	100,0	99,5	95,8	96,5	89,9	97,5	96,1
Интервальный прогноз, %		76,9	98,9	97,0	96,5	95,8	93,4	96,5

В табл. М3а—М3е представлена статистика прогнозов градаций и классов РФУБ по модели 3 в виде, аналогичном соответственно табл. М1а—М1е. В табл. М3а в отличие от табл. М1а только 3 градации — А, В-, Е — отсутствуют в ML-прогнозах рейтинговых градаций.

Таблица М3а

РФУБ, модель 3, ML-прогноз

		Прогноз рейтинговой градации												
		А	А-	В+	В	В-	С+	С	С-	Д+	Д	Д-	Е+	Е
Рейтинговая градация	А	<b>0</b>	2	1	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	А-	0	<b>10</b>	4	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	В+	0	2	<b>3</b>	26	0	3	0	0	0	0	0	0	0
	В	0	0	5	<b>56</b>	0	38	0	0	0	0	0	0	0
	В-	0	0	0	37	<b>0</b>	34	4	2	0	0	0	0	0
	С+	0	0	0	15	0	<b>77</b>	21	12	0	0	0	0	0
	С	0	0	0	4	0	43	<b>49</b>	27	6	0	1	0	0
	С-	0	0	0	6	0	11	29	<b>40</b>	20	1	0	2	0
	Д+	0	0	0	2	0	8	4	14	<b>43</b>	17	4	3	0
	Д	0	0	0	0	0	1	1	2	18	<b>32</b>	11	6	0
	Д-	0	0	0	0	0	0	0	0	11	17	<b>14</b>	24	0
	Е+	0	0	0	0	0	0	0	0	4	9	11	<b>98</b>	0
Е	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	<b>0</b>	

Измерение компоненты внешней поддержки рейтингов агентства Moody's

РФУБ, модель 3, интервальный прогноз

		Прогноз рейтинговой градации												
		A	A-	B+	B	B-	C+	C	C-	D+	D	D-	E+	E
Рейтинговая градация	A	0	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	A-	0	6	9	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	B+	0	0	8	20	4	2	0	0	0	0	0	0	0
	B	0	0	7	40	29	23	0	0	0	0	0	0	0
	B-	0	0	2	19	26	24	4	2	0	0	0	0	0
	C+	0	0	0	13	8	72	21	11	0	0	0	0	0
	C	0	0	0	3	4	41	49	26	6	0	1	0	0
	C-	0	0	0	4	3	11	31	37	20	1	0	2	0
	D+	0	0	0	2	0	8	5	13	37	23	5	2	0
	D	0	0	0	0	0	1	1	2	11	40	15	1	0
D-	0	0	0	0	0	0	0	0	7	22	22	15	0	
E+	0	0	0	0	0	0	0	0	3	10	23	86	0	
E	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	

Таблица М3с

РФУБ, модель 3, доля точных прогнозов в каждой рейтинговой градации, %

		Рейтинговая градация													Всего
		A	A-	B+	B	B-	C+	C	C-	D+	D	D-	E+	E	
Число наблюдений		7	22	34	99	77	125	130	109	95	71	66	122	3	960,0
ML-прогноз, %	$\Delta = 0$	0	45	9	57	0	62	38	37	45	45	21	80	0	44,0
Интервальный прогноз, %		0	27	24	40	34	58	38	34	39	56	33	70	0	44,1
ML-прогноз, %	$ \Delta  \leq 1$	29	64	91	62	92	78	92	82	78	86	83	89	33	81,8
Интервальный прогноз, %		0	68	82	77	90	81	89	81	77	93	89	89	0	83,3

Таблица М3д

РФУБ, модель 3, прогноз рейтинговых классов

		ML-прогноз рейтингового класса					Интервальный прогноз рейтингового класса						
		A	B	C	D	E	A	B	C	D	E		
Рейтинговый класс	A	12	17	0	0	0	Рейтинговый класс	A	6	23	0	0	0
	B	2	127	81	0	0		B	0	155	55	0	0
	C	0	25	309	28	2		C	0	35	299	28	2
	D	0	2	30	167	33		D	0	2	30	182	18
	E	0	0	0	26	99		E	0	0	0	39	86

Как и ожидалось, точность прогноза рейтинга РФУБ выше, чем прогноза рейтинга РД. РФУБ отображает положение банка самого по себе (stand alone) и по построению принимает во внимание меньшее количество качественных, неформализуемых факторов, чем РД.

Средний процент точных прогнозов рейтинговых градаций практически совпадает для двух методов: примерно 44% для точных и 82–83% для точных в пределах одной градации прогнозов (см. табл. М3с). Точность прогноза рейтинговых классов равна 74–75% для точных и 99,6% для точных в пределах одного класса прогнозов (табл. М3е).

Таблица М3е

**РФУБ, модель 3, доля точных прогнозов в каждом рейтинговом классе, %**

		Рейтинговый класс					
		А	В	С	Д	Е	Всего
Число наблюдений		29	210	364	232	125	960
ML-прогноз	$\Delta = 0$	41,4	60,5	84,9	72,0	79,2	74,4
Интервальный прогноз, %		20,7	73,8	82,1	78,4	68,8	75,8
ML-прогноз	$ \Delta  \leq 1$	100,0	100,0	99,5	99,1	100,0	99,6
Интервальный прогноз, %		100,0	100,0	99,5	99,1	100,0	99,6

Два рассмотренных метода прогноза в среднем дают похожие результаты. Однако для статистики прогнозов по отдельным градациям интервальный прогноз выглядит несколько предпочтительнее ML-прогноза.

**Заключение**

В данной статье построены эконометрические модели двух рейтингов банков агентства Moody's: рейтинга долгосрочных депозитов в иностранной валюте (РД) и рейтинга финансовой устойчивости (РФУБ). Модели используют только публично доступную информацию и имеют хорошую прогнозную силу. Модели подобного типа могут быть использованы как компоненты системы раннего предупреждения органами банковского надзора и как модели внутренней системы оценки рисков в рамках IRB-подхода соглашения «Базель-2».

Значимыми факторами для методологии Moody's в моделях являются:

- страновые показатели: волатильность экономического роста, индекс коррупции;
- показатели финансового положения банка: размер (логарифм чистых активов), достаточность капитала (отношение собственного капитала к активам), качество активов (доля просроченных кредитов), эффективность (отношение расходов на персонал к операционному доходу), стоимость процентных обязательств.

При прочих равных, банки из развивающихся стран получают более низкие рейтинги, а российские банки получают рейтинги ниже, чем средние для развивающихся стран. Возможно, агентство Moody's принимает во внимание политические и системные риски в этих странах.

Отрицательный временной тренд в рейтингах («деградация» рейтингов) наблюдается в регрессиях в абсолютных шкалах и отсутствует в регрессиях в квантильных шкалах. По-ви-

димому, рейтинговое агентство ориентируется не на абсолютные значения финансовых показателей банка, а на их относительные значения во всей банковской системе. Таким образом, «деградация» рейтингов может объясняться развитием банковской системы в целом.

В статье предложена методология измерения ненаблюдаемых «факторов внешней поддержки» банков, которые принимают во внимание эксперты агентства. Показано, что банки в развивающихся странах, особенно в России, обладают большей внешней поддержкой, чем банки в развитых странах. Рассмотрено направление влияния различных факторов на мнение экспертов агентства о вероятной внешней поддержке.

Модели рейтинга РФУБ обладают большей прогнозной силой, чем модели РД. Интервальный прогноз имеет некоторое преимущество перед ML-прогнозом для построенных моделей множественного выбора.

### Благодарности

Автор благодарен А. Карминскому, S. Caner, С. Голованю, М. В. Karan, П. Катышеву, участникам 2-й международной конференции по кредитным рискам и рейтингам (Анкара, 2008), 3-го коллоквиума по математическим финансам (Metabief, 2008), 9-й международной конференции «Модернизация экономики и глобализация» (Москва, 2008), семинаров в ЦЭМИ РАН, РЭШ, Банке Финляндии за обсуждения и комментарии, а также и А. Мяконьких за помощь в работе с данными.

### Список литературы

- Карминский А. М., Мяконьких А. В., Пересецкий А. А. Модели рейтингов финансовой устойчивости // *Управление финансовыми рисками*. 2008. № 1. С. 2–18.
- Карминский А. М., Пересецкий А. А. Модели рейтингов международных агентств // *Прикладная эконометрика*. 2007. № 1. С. 3–19.
- Магнус Я., Катышев П., Пересецкий А. *Эконометрика*. Начальный курс. 8-е изд. М.: Дело, 2007.
- Пересецкий А. А., Карминский А. М., ван Суст А. Г. О. Моделирование рейтингов надежности российских банков // *Экономика и математические методы*. 2004. № 40(4). С. 10–25.
- Altman E., Rijken H. How rating agencies achieve rating stability // *Journal of Banking and Finance*. 2004. № 28. P. 2679–2714.
- Altman E., Saunders A. Credit risk measurement: Developments over the last 20 years // *Journal of Banking & Finance*. 1998. № 21. P. 1721–1742.
- Amato J., Furfine C. Are credit ratings procyclical? // *Journal of Banking & Finance*. 2004. № 28. P. 2641–2677.
- Blume M. E., Lim F., MacKinlay A. C. The declining credit quality of US corporate debt: Myth or reality? // *Journal of Finance*. 1998. № 53. P. 1389–1413.
- Kaplan R., Urwitz G. Statistical models of bond ratings: A methodological inquiry, *Journal of Business*. 1979. № 52. P. 231–261.
- Bank Financial Strength Ratings: Global Methodology // *Moody's*. 2007a. February.
- Incorporation of Joint-Default Analysis into Moody's Bank Ratings: A Refined Methodology // *Moody's*. 2007b. March.
- Somerville R., Taffler R. Banker judgment versus formal forecasting models: The case of country risk assessment // *Journal of Banking and Finance*. 1995. № 19. P. 281–297.