

А.Д. Живайкина

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва

А. А. Пересецкий

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», ЦЭМИ РАН, Москва

Кредитные рейтинги российских банков и отзывы банковских лицензий 2012–2016 гг.¹

Аннотация. В работе рассматриваются 11 кредитных рейтингов российских банков, присвоенные банкам международными и российскими рейтинговыми агентствами в период 2012–2016 гг. Построены эконометрические модели этих рейтингов по открытым данным – финансовым показателям банков и макроэкономическим параметрам. На основе исторических данных об отзывах лицензий банков построены эконометрические модели вероятности отзыва лицензии (дефолта банка) отдельно по различным формулировкам причин отзыва лицензии. Эти модели позволили проанализировать, в какой степени при отзыве лицензий ЦБ опирается на рейтинги и как (в какой мере) рейтинговые агентства учитывают возможность отзыва лицензии в краткосрочном периоде. Показано, что модели, построенные по рейтингам агентств S&P, Moody's и «Эксперт РА», лучше, чем другие рейтинги, прогнозируют отзывы лицензий. Однако модели бинарного выбора, построенные по историческим данным отзывов лицензий, превосходят модели рейтингов в прогнозе дефолтов банков.

Ключевые слова: банки, кредитные рейтинги, рейтинговые агентства, Центральный банк РФ, Россия, модели рейтингов, модели дефолта.

Классификация JEL: C25, C58, G18, G21, G24, G33, G38.

1. Введение

За последние три года Банк России отозвал лицензии почти у 300 банков. Наличие такого объема информации позволяет эконометрическими методами исследовать вопрос о том, в какой мере ЦБ РФ, отзывая лицензии, учитывает банковские рейтинги (или их модельные аналоги). Также интересен и вопрос, до какой степени рейтинговые агентства принимают во внимание вероятность отзыва лицензии у банка в краткосрочном плане. Дело в том, что рейтинговые агентства пользуются методологией «through the cycle» (проциклическая), т.е. оценивают положение банка в долгосрочной (5–7 лет) перспективе, в то время как горизонт для принятия решения об отзыве лицензии составляет, вероятно, один–два квартала.

Кредитные рейтинги представляют собой независимое мнение рейтингового агентства (РА) о финансовом состоянии и уровне стабильности оцениваемого банка или компании. Они имеют очень большое практическое значение для вкладчиков и самих банков. Во-первых, кредитные рейтинги позволяют упростить анализ долго-

¹ Авторы благодарны факультету экономических наук НИУ ВШЭ за доступ к базе «Мобиле».

вых обязательств банка и не разбираться в большом объеме информации, характеризующей уровень его надежности. Во-вторых, высокий рейтинг способствует расширению клиентской базы финансовой организации и установлению более крепких деловых отношений с партнерами. Можно сказать, что независимое агентство, присваивая рейтинг банку, создает своего рода портрет его кредитоспособности, учитывая множество значимых факторов. Роль рейтинговых агентств в экономике детально обсуждалась, например, в работах (Partnoy, 1999; Altman, Rijken, 2004).

Все рейтинговые агентства публикуют свои методики присвоения рейтингов, формулируют показатели финансового состояния банка, на основании которых они строятся. Однако они не раскрывают количественных методов, которыми они пользуются, поэтому эти методики невозможно повторить (Balios, 2016).

Обширная литература посвящена моделированию рейтингов на основе публично доступной информации (см. например, обзоры (Пересецкий, 2011; Карминский, 2015)). Такие модели могут использоваться для присвоения модельных рейтингов банкам, которые не имеют рейтингов, присвоенных рейтинговыми агентствами. Эти модельные или прогнозные, рейтинги может использовать регулятор в целях банковского надзора, а также коммерческие банки для выбора партнеров по бизнесу.

Модели рейтингов позволяют анализировать особенности РА в подходе к формированию рейтинга, выявляя различия в значимости тех или других показателей финансового состояния банка в моделях рейтингов. Точность прогноза рейтинга по модели показывает, какую часть в выставлении рейтинга составляет публично доступная информация по сравнению с конфиденциальной информацией, доступной только рейтинговому агентству.

Новизна нашей работы состоит в анализе связи модельных рейтингов и отзывов банковских лицензий. Рассматривается также и связь эконометрических моделей с моделями отзыва лицензий. Для этого в данной работе строятся эконометрические модели 11 рейтингов, присваиваемых различными рейтинговыми агентствами российским банкам за период I квартала 2012 г. – I квартала 2016 г. Кроме того, на основании данных о формулировках причин отзыва банковских лицензий строятся эконометрические модели вероятности отзыва лицензии. Получены оценки ранговых корреляций модельных рейтингов и прогнозных вероятностей отзыва лицензии. Рассчитана доля отзывов лицензий в каждом из 5%-ного набора проблемных наблюдений банк-квартал², полученных по этим моделям.

В 2015 г. банковские лицензии были отозваны у нескольких банков, имеющих высокие рейтинги российских рейтинговых агентств. В связи с этим ЦБ РФ в 2016 г. запустил процесс аккредитации и отбора рейтинговых агентств, рейтинги которых будут исполь-

² То есть наблюдением являются показатели банка в данный квартал.

зоваться регулятором. Это подчеркивает актуальность темы данной работы.

В работе рассмотрены все наиболее значимые РА на периоде наблюдений, включающем последние события, связанные со сложившейся во второй половине периода экономической ситуацией: введение санкций против России, значительное падение цен на нефть, девальвация рубля.

2. Обзор литературы

В данной статье рассматриваются в основном модели рейтингов банков, использующие модели упорядоченного выбора (ordered logit). Для моделирования рейтингов облигаций такие модели впервые применялись в работе (Kaplan, Urwitz, 1979). В работе (Morgan, 2002) модель упорядоченного выбора (ordered probit) применялась для анализа различия рейтингов банков, присвоенных двумя рейтинговыми агентствами (Moody's и Standard and Poor's).

Из более поздних работ можно отметить (Belotti et al., 2011), в которой сравнивалась точность прогноза рейтингов банков (присвоенных рейтинговым агентством Fitch Rating), полученных с помощью модели упорядоченного выбора и метода опорных векторов (support vector machines, SVM). Показано, что финансовые показатели банков, страновые эффекты и временной тренд являются значимыми объясняющими факторами в этих моделях.

В работе (Caporale et al., 2012) модель упорядоченного выбора (ordered logit) применялась для рейтингов банков, присвоенных агентством Fitch за период 2000–2007. Как и в работе (Belotti et al., 2011), показана общая тенденция – ухудшение со временем рейтингов. Точность прогноза рейтинга, довольно высокая до 2007 г., снижается перед банковским кризисом 2007–2008 гг.

В работе (Iannotta et al., 2013) модели упорядоченного выбора используются для анализа рейтингов европейских банков за период 2000–2009 гг., выставленных агентствами Standard and Poor's (S&P), Fitch Rating и Moody's. Для двух последних анализируются как кредитные рейтинги, учитывающие возможность внешней поддержки, так и индивидуальные рейтинги, основанные только на финансовом положении банка³. Показано, что банки с государственной собственностью получают кредитные рейтинги выше, чем аналогичные частные банки, что соответствует возможной государственной поддержке. Однако при прочих равных их индивидуальные рейтинги (т.е. финансовая устойчивость) ниже, чем у аналогичных частных банков.

Модель упорядоченного выбора (ordered probit) применялась в работе (Gogas et al., 2014) для моделирования рейтингов банков США. Рассматривался вопрос, насколько точно можно прогнозировать долгосрочный рейтинг Fitch (long-term rating of Fitch) за 2012 г. на основе публично доступной информации по банкам США за период

³ Соответствующие индивидуальные рейтинги агентств Moody's и Fitch называются «Moody's Bank Financial Strength ratings» и «Fitch Ratings' Individual ratings».

2008–2011 гг. Индикаторами, дающими наибольший вклад в рейтинг, оказались размер, показатели эффективности и качество активов. Значимость лагированных значений этих индикаторов в модели объясняет запаздывание снижения рейтингов по сравнению с очевидным ухудшением текущих финансовых показателей банков во время финансового кризиса. При разделении рейтингов на три группы: (AA, A); (BBB), (BB, B, CCC) – доля точных прогнозов для модели с восемью регрессорами составила 81,5%.

Конфиденциальный рейтинг CAMELS, присваиваемый банкам США Федеральной резервной системой, состоит из пяти градаций. В работе (Bassett et al., 2015) этот рейтинг анализируется с помощью моделей панельных данных *ordered probit* со случайными эффектами на периоде 1991–2013 гг. Показано, что включение в модель макроэкономических переменных в большинстве рассмотренных моделей устраняет эффект ужесточения требований регулятора к банкам. Аналогичный вывод относительно рейтингов фирм США, присвоенных агентством Standard and Poor's за 1981–2001 гг., содержится в работе (Amato, Furfur, 2004). Авторы этой работы показали, что ужесточение требований к рейтингам, отмеченное в работе (Blume et al., 1998), можно объяснить изменением в макроэкономической среде.

Первые модели рейтингов российских банков с использованием эконометрических моделей упорядоченного выбора были построены в работах (Soest et al., 2003; Пересецкий и др., 2004; Карминский, Пересецкий, 2007; Пересецкий, 2009; Peresetsky, Karminsky, 2011; Василюк, Карминский, 2011).

В работе (Soest et al., 2003) представлены модели рейтингов российских банков по состоянию на 2001 г. В то время только 15 банков имели рейтинг агентства Fitch, а числа банков, имевших рейтинг двух других крупнейших международных агентств, было недостаточно для эконометрического моделирования. С тех пор интерес к рейтингам возрастал как со стороны банков, так и со стороны государственных органов. Во время кризиса 2008–2009 гг. ЦБ РФ помогал банкам, и для выбора получателям помощи понадобились оценки надежности банков. Постановлением совета директоров ЦБ утвердил список четырех российских рейтинговых агентств, мнение которых, как и мнение международных агентств, принималось при решении о поддержке⁴. Лишь небольшое число российских банков имело рейтинг хотя бы одного международного РА. Нужны были российские рейтинги, что привело к расширению деятельности уже существовавших российских и созданию новых российских РА (Моисеев, 2009).

В более поздних работах с ростом числа рейтингов российских банков появилась возможность анализировать рейтинги всех трех международных рейтинговых агентств. В работе (Василюк, Карминский, 2011) рассматривается выборка кредитных рейтингов российских банков за 2006–2010 гг., присвоенных международными

⁴ Решение совета директоров Банка России от 11 декабря 2008 г. (О предоставлении Банком России ..., 2008).

агентствами Standard and Poor's, Moody's и Fitch (по международной и национальной шкалам), а также российскими агентствами «Анализ, консультации и маркетинг», «Эксперт РА», «Национальное РА», «РусРейтинг». Выборка состоит из 2646 наблюдений по 370 российским банкам, причем каждый имеет рейтинг хотя бы одного агентства. В работе авторов показан консерватизм мнений агентства Standard and Poor's по сравнению с двумя другими международными агентствами. Получен неожиданный результат: сокращенная модель, включающая только размер банка, вид собственности и суверенный рейтинг, — не уступает в прогнозной силе полной модели, в которую входят также показатели банковской отчетности по Российскому стандарту бухгалтерского учета (РСБУ). В некоторых случаях прогнозная сила сокращенной модели даже превосходит полную модель. Авторы объясняют этот результат качеством отчетности банков по российским стандартам учета.

3. Данные

В данной работе используется информация с сайтов Banki.ru и Bankodrom.ru за период I квартала 2012 г. — I квартала 2016 г. (далее: 2012:01 — 2016:01) по всем присвоенным кредитным рейтингам банков семью известными рейтинговыми агентствами: Standard&Poor's, Moody's Investors Service, Fitch IBCA, «РусРейтинг», «Эксперт РА», «Национальное РА» (НРА) и «Рейтинговое агентство “Анализ, консультации и маркетинг”» (АК&М). Три международных рейтинговых агентства — Standard&Poor's, Moody's, Fitch — и «РусРейтинг» присваивают рейтинги как по международной (долгосрочные рейтинги в иностранной валюте), так и по национальной шкале. Таким образом, как и в работе (Василюк, Карминский, 2011), в нашем исследовании анализируются 11 банковских рейтингов. Данные рассматривались на конец квартала.

С каждым наблюдением рейтинга банк-квартал связывался набор финансовых показателей банка с некоторым лагом, так как рейтинговому агентству необходимо время на подготовку рейтингов. В работе (Айвазян и др., 2011) было показано незначительное различие в результатах связанного с выбором лага. В данной работе авторы выбрали лаг в один квартал. Соответственно, данные по финансовым показателям взяты на конец предыдущего квартала, за период 2011:04 — 2015:04. В качестве источника данных по финансовым показателям банков взята база информационного агентства «Мобиле».

Финансовые показатели, показавшие значимость в моделях рейтингов в упомянутых выше работах, можно разделить на несколько основных групп, характеризующих размер банка, уровень его ликвидности, рентабельности и прибыльности, качество активов и достаточность капитала. Список использованных показателей приведен в Приложении (в табл. П1).

Из полученной таким образом базы данных с 15 538 наблюдениями банк-квартал были удалены наблюдения с пропусками финансовых показателей. Кроме того, чтобы получить более однородную выборку банков, были удалены выбросы, относящиеся либо к ошибкам в данных, либо к необычным банкам. К таким выбросам были отнесены наблюдения с отрицательным или малым собственным капиталом, $lnsk < 10$; с необычно большими значениями достаточности капитала, $DOSTKAP > 150$; доли ликвидных активов в валюте баланса, $LA/VB > 0,9$; долгосрочной ликвидностью (норматив Н4), $DOLGLIQ > 130$; отношением резервов на возможные потери по ссудам к общей сумме кредитов экономике, $RES/KE > 25$; доли средств нерезидентов в собственном капитале банка $SNER/SK > 8$. После этой процедуры осталось 13 230 наблюдений банк-квартал.

В табл. 1 приведены полные наименования и сокращенные обозначения рассматриваемых нами 11 рейтингов. Также указан весь диапазон изменения оцифрованных значений рейтинга и часть диапазона, которая используется в нашей выборке российских банков. При этом некоторые градации в нижней части шкалы объединены в одну градацию, поскольку только эти градации представлены в выборке лишь незначительным числом банков. Подобный прием группировки плохих рейтингов в одну категорию использовался также в работе (Basset et al., 2015). Оцифрованные значения всех рейтинговых градаций представлены в Приложении, табл. П2.

Таблица 1

Сокращенные обозначения рейтингов

Обозначение	Рейтинговое агентство	Шкала	Диапазон оцифрованных значений	Диапазон оцифрованных значений в выборке, после слияния градаций (число градаций)
<i>sp</i>	Standard&Poor's	Международная	1–21	9–17 (9)
<i>m</i>	Moody's Investors Service	Международная	1–21	8–18 (11)
<i>f</i>	Fitch IBCA	Международная	1–21	8–17 (10)
<i>ra</i>	РусРейтинг	Международная	1–21	5–15 (11)
<i>sp_ru</i>	Standard&Poor's	Национальная	1–21	1–10 (10)
<i>m_ru</i>	Moody's Investors Service	Национальная	1–21	1–14 (14)
<i>f_ru</i>	Fitch IBCA	Национальная	1–21	1–14 (14)
<i>ra_ru</i>	РусРейтинг	Национальная	1–21	1–12 (12)
<i>era</i>	Эксперт РА	Национальная	1–9	1–6 (6)
<i>nra</i>	Национальное РА	Национальная	1–21	1–11 (11)
<i>akm</i>	АК&М	Национальная	1–9	1–5 (5)

Далеко не все наблюдения соответствуют банкам, имеющим хотя бы один из 11 рейтингов в данном квартале. В табл. 2 по кварталам приведена статистика числа банков, имеющих рейтинги.

Данные, представленные табл. 2, показывают следующую динамику показателей за период 2012:01–2015:04⁵:

- 1) уменьшение числа наблюдений с 831 до 677 связано с продолжающимся отзывом лицензий;
- 2) доля банков, имеющих хотя бы один рейтинг из 11, возросла с 33 до 51%. Наибольший вклад в этот рост дал рейтинг «Эксперт РА» (с 13,0 до 29,8%), однако доли банков с рейтингами международных РА также росли: S&P (с 4,1 до 6,4%), Moody's (с 10,5 до 12,0%), Fitch (с 6,0 до 8,4%).

Используемая в данной работе выборка банков является достаточно представительной. Согласно данным ЦБ⁶ на 1 апреля 2016 г. всего было зарегистрировано 654 банка, которые имеют право осуществлять банковские операции. За 4 года число действующих банков сократилось на 28,5% (на 1 апреля 2012 г. их насчитывалось 915).

Таблица 2

Доля банков с рейтингами

Квартал	<i>obs.</i>	<i>anyrat</i> , %	<i>sp</i> , %	<i>m</i> , %	<i>f</i> , %	<i>ra</i> , %	<i>sp_ru</i> , %	<i>m_ru</i> , %	<i>f_ru</i> , %	<i>ra_ru</i> , %	<i>era</i> , %	<i>ma</i> , %	<i>akm</i> , %
2012 :1	831	33	4,1	10,5	6,0	5,5	3,5	9,7	5,3	5,4	13,0	7,0	3,9
2012 :2	828	35	4,0	10,5	5,8	5,3	3,4	9,9	5,1	5,3	15,2	6,5	4,0
2012 :3	819	38	4,3	10,9	6,1	5,5	3,7	10,3	5,4	5,5	17,1	6,7	4,4
2012 :4	827	41	4,7	11,4	6,5	5,9	4,1	10,6	5,7	5,9	19,7	7,5	4,1
2013 :1	825	43	4,7	11,5	6,5	6,1	4,1	10,8	5,8	6,1	21,9	7,4	4,0
2013 :2	821	44	4,6	11,0	6,3	5,7	4,0	10,5	5,6	5,7	23,9	7,4	3,9
2013 :3	815	45	4,8	10,9	6,5	5,9	4,2	10,4	5,8	5,9	24,9	7,6	3,8
2013 :4	814	46	5,0	10,8	7,0	5,5	4,4	10,3	6,4	5,5	26,8	7,7	3,7
2014 :1	796	48	5,5	10,7	7,3	5,8	4,9	10,2	6,7	5,8	28,6	7,8	3,9
2014 :2	789	48	6,0	10,9	7,4	5,8	5,3	10,3	6,7	5,8	29,3	8,0	3,8
2014 :3	789	49	6,0	10,9	7,4	6,0	5,3	10,3	6,7	5,8	29,8	7,9	3,8
2014 :4	770	51	6,1	11,3	7,9	6,1	5,5	10,6	7,4	6,0	30,6	8,2	4,0
2015 :1	750	51	6,1	11,3	7,7	6,3	5,5	10,7	7,2	6,1	30,7	8,4	4,1
2015 :2	732	52	6,0	11,7	8,1	6,1	5,3	11,1	7,5	6,3	31,1	8,1	3,7
2015 :3	707	52	6,4	11,6	8,1	6,4	5,4	10,9	7,5	6,6	31,3	8,3	3,5
2015 :4	677	51	6,4	12,0	8,4	6,1	5,6	11,2	7,8	6,4	29,8	8,4	3,4
2016 :1	640	49	6,1	11,1	8,8	6,1	5,5	3,8	8,3	6,4	28,3	8,3	3,4

Примечание. *obs* – число наблюдений, *anyrat* – доля банков, имеющих хотя бы один рейтинг, далее доли банков, имеющих рейтинги 11 агентств (см. обозначения в табл. 1).

⁵ Данные по рейтингам за последний квартал из нашей выборки неполные, так как на момент сбора данных не все рейтинги присутствовали на сайте banki.ru.

⁶ Статистика ЦБ РФ (см. http://www.cbr.ru/statistics/print.aspx?file=bank_system/inform_16.htm&pid=lic&sid=itm_43766).

В моделях рейтингов необходимо также учитывать факторы макроэкономического окружения, поскольку те или другие значения финансовых показателей могут иметь различное влияние при разных состояниях экономической среды, в которой функционируют банки. Макроэкономические показатели включались в модели рейтингов в работах (Карминский, Пересецкий, 2007; Bassett et al., 2015; Ianotta et al., 2013; Gogas et al., 2014). В данной работе для учета макроэкономического окружения были использованы показатели по годам наблюдений (см., например, Velotti et al., 2011), так как модели с различными макроэкономическими показателями и модели с данными по 17 кварталам наблюдений (наиболее полный учет макроэкономического окружения) показали схожие результаты.

Для анализа влияния типа собственности в модель включались индикаторы формы собственности банков: государственная, иностранная (см., например, (Василюк, Карминский, 2011; Ianotta et al., 2013)).

Подробный список ведущих государственных банков (*state1*), других банков с государственным участием (*state2*) и дочерних иностранных банков (*foreign*), действующих в России, был представлен в работе (Vernikov, 2015). Информация приводится за период с 1991 по 2015 г. В группу (*state1*) автор включает крупнейшие российские банки: «Сбербанк России», «Россельхозбанк» и ВТБ. В данной работе с целью расширения выборки по этой группе в (*state1*) был дополнительно добавлен государственный банк «Газпромбанк». Таким образом, в (*state1*) насчитывается 68 наблюдений, в (*state2*) – 566, в (*foreign*) – 721. В регрессиях ниже используется переменная (*state12*), объединяющая группы (*state1*) и (*state2*). За базовую переменную принимается тип частной собственности.

Кроме того, для учета внешнеполитической обстановки в моделях использовалась переменная *sanchin* – показатель введения санкций против России, который равен единице, начиная с II квартала 2014 г.

4. Модели рейтингов

После анализа работ по моделированию рейтингов в качестве базовой модели была выбрана модель, включающая следующие переменные, обычно встречающиеся в литературе⁷:

- *lnsk* – размер банка, логарифм собственного капитала; *dostkap* – норматив Н1, достаточность капитала;
- показатели ликвидности, способности банка быстро мобилизовать средства для выполнения обязательств (*lavb* – доля ликвидных активов в валюте баланса и *dolgliq* – норматив Н4, показатель долгосрочной ликвидности);

⁷ В данной работе модель с одним и тем же набором регрессоров применяется ко всем рейтингам как *шаблон*. Подбор наилучшей модели не является целью нашей работы. Этот же набор регрессоров используется ниже в моделях дефолта банков. Использование моделей с идентичными наборами регрессоров позволяет сравнивать модели рейтингов с моделями дефолта. Квадратичные члены не включались в уравнения, так как уже данный набор регрессоров позволяет достичь точность прогноза рейтинговых шкал, отмеченную в литературе (см. ниже). В работе (Василюк, Карминский, 2011) также указывается, что увеличение числа регрессоров не приводит к более высокой точности прогноза модели.

- показатели качества активов (*dkevb* – доля долгосрочных кредитов экономике в валюте баланса, *reske* – отношение резервов на возможные потери по ссудам к общей сумме кредитов экономике, *pnaca* – прочие неработающие активы / чистые активы, *ncbca* – доля негосударственных ценных бумаг в чистых активах);
- *mbkca* – отношение кредитов, выданных другим банкам, к чистым активам, показатель активности на рынке межбанковских кредитов; *snersk* – отношение средств нерезидентов к собственному капиталу банка; *bpca* – балансовая прибыль / чистые активы, показатель прибыльности банка; *vdflca*, *vdulca*, *ke_fca* – отношение депозитов физических и юридических лиц свыше 30 дней и кредитов физических лиц к чистым активам – показатели структуры активов и пассивов; *oksca* – оборот по корреспондентским счетам / чистые активы; *state12*, *foreign* – формы собственности; *sancbin* – наличие санкций (поквартально); *yul2*, ..., *yul6* – фиктивные переменные – индикаторы года наблюдения (вариант учета макроэкономической ситуации).

Модель ordered logit выглядит следующим образом:

$$\begin{cases} P(y_{it} = 1) = P(y_{it}^* \leq c_1) = F(c_1 - x'_{it}\beta), \\ P(y_{it} = 2) = P(c_1 < y_{it}^* \leq c_2) = F(c_2 - x'_{it}\beta) - F(c_1 - x'_{it}\beta), \\ \dots \\ P(y_{it} = m-1) = P(c_{m-2} < y_{it}^* \leq c_{m-1}) = F(c_{m-1} - x'_{it}\beta) - F(c_{m-2} - x'_{it}\beta), \\ P(y_{it} = m) = P(y_{it}^* > c_{m-1}) = 1 - F(c_{m-1} - x'_{it}\beta). \end{cases} \quad (1)$$

Здесь $y_{it}^* = x'_{it}\beta$ – латентная переменная, определяющая вероятность принадлежности банка с параметрами x_{it} к одной из рейтинговых градаций $1, \dots, m$; векторы c , β являются параметрами модели и оцениваются по выборке методом максимального правдоподобия; $F(z) = \exp(z) / (1 + \exp(z))$ – функция логистического распределения.

Поскольку в данной работе «1» кодирует самую высокую градацию, то уменьшение значения латентной переменной y_{it}^* означает потенциальное улучшение рейтингового класса. В этом смысле логично называть y_{it}^* непрерывным рейтингом – в отличие от обычного рейтинга, принимающего конечное число значений. Чем меньше значение непрерывного рейтинга, тем надежнее банк.

Для разных рейтингов оптимальными в смысле качества прогноза могли бы быть различные наборы регрессоров в модели ordered logit. Однако в данной работе используется один и тот же набор регрессоров как шаблон, который применяется к каждому рейтингу. Результаты оценки регрессий приведены в табл. 3.

Кратко интерпретируем различие в полученных оценках, которые отражают различия в подходах к построению различных рейтинговых шкал.

Таблица 3
Оценки моделей рейтингов

Репрес-сор	Рейтинги										
	Международные					Национальные					
	<i>sp</i>	<i>m</i>	<i>f</i>	<i>rra</i>	<i>sp_ru</i>	<i>m_ru</i>	<i>f_ru</i>	<i>rra_ru</i>	<i>era</i>	<i>rra</i>	<i>akm</i>
<i>hnsk</i>	-1,73*** (0,12)	-1,54*** (0,06)	-1,05*** (0,06)	-2,20*** (0,10)	-2,34*** (0,15)	-1,25*** (0,06)	-1,35*** (0,08)	-2,25*** (0,10)	-1,39*** (0,04)	-3,15*** (0,12)	-7,41*** (0,69)
<i>dostkap</i>	-0,040*** (0,014)	0,023* (0,012)	-0,028*** (0,009)	0,14*** (0,02)	0,0053 (0,0207)	0,028** (0,012)	-0,019* (0,010)	0,14*** (0,02)	0,011** (0,005)	0,11*** (0,01)	0,17*** (0,03)
<i>lavb</i>	1,09 (1,43)	-3,06*** (0,86)	4,30*** (1,09)	0,27 (0,99)	-0,25 (1,46)	-2,19*** (0,82)	1,93 (1,24)	0,11 (0,94)	-6,80*** (0,53)	-2,20*** (0,81)	-4,29* (2,46)
<i>dolgitiq</i>	-0,011*** (0,004)	-0,0048** (0,0024)	0,0050 (0,0031)	0,020*** (0,004)	-0,0076** (0,0038)	-0,00076 (0,0023)	0,011*** (0,004)	0,026*** (0,004)	-0,00033 (0,00169)	-0,0081*** (0,0028)	-0,00011 (0,00830)
<i>dkevb</i>	-2,76 (1,15)	-2,74*** (0,62)	-8,43*** (0,78)	-2,51** (1,18)	-2,46** (1,21)	-4,54*** (0,63)	-11,08*** (1,05)	-2,69** (1,15)	-1,90*** (0,44)	-4,36*** (0,81)	-12,86*** (2,92)
<i>reske</i>	4,06*** (0,58)	0,11 (0,36)	3,53*** (0,80)	8,16*** (1,19)	3,78*** (1,02)	-0,47 (0,42)	2,84*** (0,85)	7,72*** (1,15)	0,65** (0,32)	-3,59*** (0,36)	3,58 (2,88)
<i>pnaca</i>	-0,70*** (0,18)	-0,45*** (0,14)	0,082** (0,040)	0,30 (0,26)	-0,28 (0,20)	-0,55*** (0,12)	-0,58*** (0,26)	0,50* (0,26)	-0,29*** (0,10)	-0,35*** (0,16)	0,068 (0,495)
<i>nbca</i>	7,42*** (1,13)	-0,44 (0,75)	1,33 (0,89)	2,81** (1,14)	7,02*** (1,17)	0,17 (0,72)	-0,94 (1,03)	2,54** (1,12)	1,29*** (0,44)	-2,40*** (0,75)	-13,37*** (2,72)
<i>mbkca</i>	-9,09*** (1,05)	-5,31*** (0,69)	-8,27*** (0,99)	-0,67 (1,10)	-3,50** (1,61)	-5,20*** (0,69)	-8,45*** (1,22)	-2,72*** (1,03)	-0,19 (0,62)	-5,52*** (1,06)	2,74 (3,22)
<i>suersk</i>	-0,34** (0,17)	-0,36*** (0,08)	-0,23*** (0,08)	0,46** (0,22)	0,17 (0,21)	-0,37*** (0,08)	-0,38*** (0,12)	0,21 (0,23)	-0,30*** (0,11)	0,12 (0,22)	2,57*** (0,64)
<i>bpca</i>	6,30 (6,87)	-22,04*** (4,43)	-10,86*** (5,16)	-9,45 (6,45)	10,67 (7,38)	-29,92*** (4,72)	-20,04*** (6,08)	0,041 (6,393)	-2,13 (1,92)	-5,53 (4,74)	-7,91 (10,30)
<i>vdulca</i>	8,76*** (1,17)	4,18*** (0,70)	4,06*** (0,81)	7,02*** (1,25)	5,20*** (1,34)	5,25*** (0,69)	4,85*** (1,02)	7,14*** (1,21)	-0,19 (0,55)	-2,24** (1,00)	-3,14 (3,15)
<i>vdflca</i>	9,79*** (1,17)	4,94*** (0,70)	3,63*** (0,81)	-0,54 (1,25)	9,52*** (1,34)	5,56*** (0,69)	2,17*** (1,02)	-0,43 (1,21)	1,00*** (0,55)	0,52 (1,00)	3,39*** (3,15)

Банки большего размера имеют более высокие рейтинги (коэффициент при *lnsk* отрицательный). Коэффициент при *dostkap* (норматив Н1) имеет разные знаки для различных рейтингов. Дело в том, что влияние этого фактора нелинейное: слишком малое его значение опасно в случае шоков, а слишком большое означает спящий (неработающий) банк. Таким образом, к интерпретации знака этого коэффициента в нашей модели следует относиться с осторожностью. Это замечание может быть адресовано и к некоторым другим переменным. Главным в приведенном ниже перечислении различий в моделях рейтингов является наличие самих различий.

Показатель *lavb*, отражающий текущую и мгновенную ликвидность, оказался важен для РА Moody's, «Эксперт РА», НРА, АК&М, для которых рост этого показателя улучшает рейтинг. Исключением тут является Fitch, для которого влияние текущей и мгновенной ликвидности обратное. Увеличение долгосрочной ликвидности *dolgliq* (норматив Н4) улучшает рейтинг S&P, Moody's, НРА, но и оказывает обратное влияние (снижает) на рейтинг «РусРейтинг».

Отметим, что знаки коэффициентов в моделях международных рейтингов агентств S&P, Moody's, Fitch, «РусРейтинг» совпадают в большинстве случаев со знаками коэффициентов в моделях национальных рейтингов этих агентств. Вероятно, агентства используют сопоставимые подходы в построении международной и национальной рейтинговых шкал. Различие есть только в индикаторе санкций *sancbin*, который значим (на 10%-ном уровне) только для международного рейтинга S&P. Очевидно, это влияние частично учитывается в моделях других рейтингов присутствием показателей лет (*y13–y16*). Для международного рейтинга Moody's и национальных рейтингов S&P и Moody's коэффициенты при индикаторах лет при (*y15, y16*) значимо больше, чем при *y13*, т.е. при прочих равных банки получают в конце периода более низкие рейтинги. Это может быть следствием ужесточения требований к банкам со стороны этих рейтинговых агентств за период 2012–2016 гг.

Доля долгосрочных кредитов экономике в валюте баланса *dkevb* (DKE/VB) так же, как и достаточность капитала, оказалась значимой переменной для всех моделей. Как и ожидалось, знаки коэффициентов полностью соотносятся с экономическим смыслом: чем больше банк кредитует экономику, тем выше уровень его дохода и финансовая устойчивость. Заметим, что влияние *dkevb* и *dolgliq* следует интерпретировать с некоторой осторожностью, так как эти показатели коррелированы высоко положительно (см. Приложение, табл. П3).

Доля резервов на возможные потери по ссудам в общей сумме кредитов экономике *reske* (RES/KE) оказалась значимой для РА S&P's, Fitch, РусРейтинг и «Эксперт РА». Высокое значение RES/KE свидетельствует о достаточно высоком кредитном риске, который на себя взял банк. Однако для рейтинга НРА влияние этого показателя обратное.

Для РА «Большой тройки», «РусРейтинга» и НРА наблюдается существенное положительное влияние показателя доли кредитов, выданных другим банкам, в чистых активах, $mbkca$ (MBK/CA).

Влияние переменной доли средств нерезидентов в собственном капитале банка $snersk$ ($SNER/SK$) — значимое и положительное у всех международных РА и «Эксперт РА». Получается, что высокий уровень доверия нерезидентов к банкам учитывается этими РА при присвоении лучшего рейтинга. Однако мнение РА «РусРейтинг» и АК&М противоположное. Возможно, эти агентства учитывают риск массового снятия денежных средств со счетов нерезидентами в случае ухудшения международной обстановки.

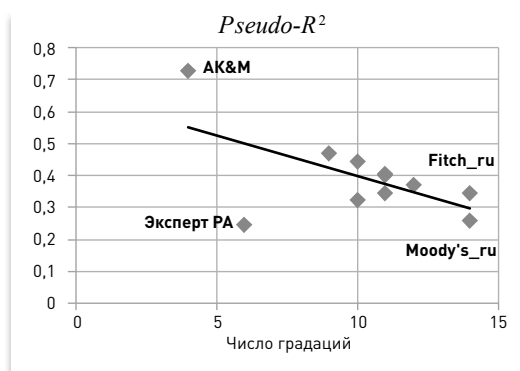
Депозиты физических и юридических лиц отрицательно влияют почти на все рейтинги. Вероятно, РА учитывают, что в случае нестабильной экономической ситуации эти депозиты могут быть отозваны владельцами. Исключением тут является агентство НРА, для которого (на 5%-ном уровне значимости) коэффициент при $vdulca$ отрицательный, что может свидетельствовать о положительном влиянии депозитов физических лиц на рейтинг.

Кредиты, выданные физлицам $vdflca$, положительно влияют на рейтинг S&P, Moody's и «Эксперт РА», однако отрицательно влияют на рейтинг АК&М. Такое различие может быть связано с различием в составе банков, имеющих рейтинги этих агентств. Банки, имеющие рейтинг АК&М, — в среднем меньшего размера и менее надежны. Они предлагают более рискованные кредиты, соответственно — с большей вероятностью невозврата.

Высокое отношение оборота по корреспондентским счетам к чистым активам $ohsca$, вероятно, является показателем активности банка и приветствуется всеми рейтинговыми агентствами.

Форма собственности важна при определении рейтингов всеми РА. Государственная поддержка ($state12$) значимо и положительно влияет на все рейтинги, кроме НРА (на 10%-ном уровне). НРА, как и все другие агентства, кроме АК&М и «Эксперт РА», положительно оценивает иностранную форму собственности ($foreign$).

Поскольку при оценивании моделей ordered logit используется метод максимального правдоподобия, то естественным эконометрическим критерием качества подгонки является логарифм функции правдоподобия — $\ln L$ (или $Pseudo-R^2$). Этот показатель, как правило, выше для рейтингов с меньшим числом градаций шкалы рейтинга (например, АК&М имеет четыре градации, и $Pseudo-R^2 = 0,729$; национальные шкалы Moody's и Fitch (m_ru , f_ru) — 14 градаций и $Pseudo-R^2 = 0,257$ и $0,343$) (см. рисунок).



Рисунок

Качество подгонки — число градаций

5. Точность прогноза рейтингов.

Непрерывные аналоги рейтингов

5.1. Точность прогноза по моделям рейтингов

С практической точки зрения больший интерес представляет оценка качества моделей не по $Pseudo-R^2$, а по числу правильно спрогнозированных градаций или классов рейтингов.

Получив оценки параметров модели упорядоченного выбора, можно прогнозировать градацию рейтингов для каждого наблюдения банк-квартал. Прогноз можно делать двумя способами. Первый соответствует идее максимума правдоподобия: для каждой градации рейтинга рассчитывается оценка вероятности того, что наблюдение принадлежит данной градации. Затем выбирается градация с наибольшей оценкой вероятности. Второй способ состоит в том, что выбирается градация, соответствующая интервалу, в который попадает оценка латентной переменной $x'\beta$.

В табл. 4 приведено соответствие прогнозных (полученных методом максимального правдоподобия) и фактических рейтингов для международного рейтинга S&P. Точнее всего прогнозируются градации ВВВ (из 53 наблюдений с рейтингом ВВВ модель верно прогнозирует 39 (74%), 11 относит в градацию ВВВ⁻ и три – в градацию ВВ⁺). Несколько менее точным оказывается прогноз градаций ВВ и ССС. При подсчете прогнозов, отличающихся от фактического рейтинга на одну градацию, точность для всех градаций, кроме ВВ⁺ и ССС, выше 91%. Отметим, что хуже других прогнозируются градации с малым числом наблюдений.

Таблица 4

Точность прогноза международного рейтинга S&P

Градация	ВВВ	ВВВ ⁻	ВВ ⁺	ВВ	ВВ ⁻	В ⁺	В	В ⁻	ССС ⁺	Точных совпадений, %	Совпадений ± 1 градация, %	Всего наблюдений в данной градации
ВВВ	39	11	3	0	0	0	0	0	0	74	94	53
ВВВ ⁻	10	24	7	1	3	0	0	0	0	53	91	45
ВВ ⁺	5	13	17	5	3	0	0	0	0	40	81	43
ВВ	0	0	6	8	11	0	0	0	0	32	100	25
ВВ ⁻	0	0	0	1	55	18	14	0	0	63	84	88
В ⁺	0	0	0	5	25	27	50	0	0	25	95	107
В	0	0	0	0	0	6	182	27	0	85	100	215
В ⁻	0	0	0	0	1	1	46	67	0	58	98	115
ССС ⁺	0	0	0	0	0	0	3	6	0	0	67	9

В табл. 5 приведены обобщенные показатели точности прогноза самих рейтинговых градаций и классов рейтинга (в случае международного рейтинга S&P таких классов четыре: ВВВ, ВВ, В, ССС).

Обобщенные показатели точности прогноза и самих градаций, и классов рейтингов практически не различаются для двух способов прогноза, хотя для отдельных градаций возможно более значительное различие.

Точность прогноза классов рейтинга имеет смысл сравнивать для рейтингов с одинаковым числом классов в выборке, так как проще прогнозировать рейтинги с небольшим числом классов. У международных рейтингов S&P, Moody's, Fitch и «РусРейтинг» и национального рейтинга S&P имеется четыре класса. Среди этих рейтингов точнее всего модель прогнозирует международные рейтинги S&P (85%), менее точно – международные рейтинги Moody's, Fitch и «РусРейтинг» (77–78%) и хуже всего – национальный рейтинг S&P (71%). Возможно, агентство S&P при определении национального рейтинга обращает внимание на большее число факторов, не включенных в нашу модель, чем при определении международных рейтингов российских банков. Отметим, что точность прогноза класса рейтинга RA Fitch примерно соответствует точности прогноза 81,5%, полученного в (Gogas et al., 2014), где прогнозировалось разделение градаций рейтинга всего на три группы.

У национальных рейтингов «РусРейтинг» и НРА – пять классов и точность соответственно – 70 и 80%, т.е. класс рейтинга НРА более точно прогнозируется моделью, чем класс рейтинга «РусРейтинг».

Таблица 5

Точность прогноза рейтинговых градаций и рейтинговых классов

Рейтинговое агентство	Первый способ прогноза			Второй способ прогноза			Число	
	Точных прогнозов, %	Совпадений ± 1 градация, %	Точных прогнозов рейтингового класса, %	Точных прогнозов, %	Совпадений ± 1 градация, %	Точных прогнозов рейтингового класса, %	градаций	классов
<i>Международная шкала</i>								
S&P	60	94	85	60	94	85	9	4
Moody's	53	84	80	51	86	80	11	4
Fitch	41	79	79	39	82	78	10	4
РусРейтинг	49	92	83	46	93	84	11	4
<i>Национальная шкала</i>								
S&P	50	81	74	49	85	75	10	4
Moody's	45	65	69	42	69	70	14	6
Fitch	52	67	64	47	68	63	14	6
РусРейтинг	42	74	74	41	76	73	12	5
Эксперт РА	65	97	–	65	97	–	6	–
НРА	59	92	80	60	93	81	11	5
АК&М	90	100	–	90	100	–	4	–

Возможно, «РусРейтинг» учитывает больше факторов, не включенных в модель, чем НРА. У национальных рейтингов Moody's и Fitch в нашей выборке по шесть классов и примерно одинаковые показатели точности прогноза классов (66 и 63%). Примерно такая же доля точных прогнозов у «Эксперт РА» — 64% (поскольку это агентство использовало в выборке только пять градаций, их можно считать классами). У РА АК&М в нашей выборке присутствуют только четыре градации, доля точных прогнозов равна 87%, что выше доли точного прогноза четырех классов национального рейтинга S&P. В этом смысле рейтинг АК&М проще прогнозировать, чем рейтинг S&P. Отметим, что полученные показатели точности примерно соответствуют показателям точности, встречающимся в литературе (см., например, (Gogas et al., 2014; Василюк, Карминский, 2011)).

5.2. Корреляции рейтингов и их непрерывных аналогов

Поскольку рейтинги являются ординальными переменными, степень их согласованности следует сравнивать с помощью ранговой корреляции. В табл. 6 приведены ранговые корреляции Спирмена для пар рейтингов. Для каждой пары при вычислении корреляции используются все наблюдения, в которых определены оба рейтинга.

При интерпретации данных табл. 6 следует учитывать особенность рейтинга АК&М. Хотя этот рейтинг определен для 511 наблюдений, но гораздо реже встречается одновременно и второй рейтинг («Эксперт РА» — 84 наблюдения, S&P — 28, Moody's — 60, НРА — 39). Наблюдения, для которых определены рейтинг АК&М и национальный S&P (национальный Moody's), соответствуют рейтингу S&P ruA— и ниже (Baal.ru и ниже), т. е. невысоким значениям этих рейтингов. Вероятно, корреляция рейтингов будет ниже для банков с невысокими значениями рейтинга.

Отметим высокую согласованность международных рейтингов «Большой тройки» ($\rho > 0,90$), а также согласованность международных и национальных рейтингов «Большой тройки» ($\rho > 0,94$). Отметим так же высокую ($\rho > 0,80$) корреляцию рейтинга «Эксперт РА» с рейтингами «РусРейтинг» и рейтинга НРА с рейтингами S&P, «РусРейтинг», АК&М.

На корреляцию пары рейтингов может влиять контингент банков, которые имеют оба рейтинга. Дело в том, что большая часть рейтингов международных агентств и РА «РусРейтинг» принадлежит крупным банкам, а у агентств АК&М, «Эксперт РА», НРА — средним и мелким. В табл. 7 в качестве иллюстрации приведено число наблюдений рейтингов крупных банков с $lnsk > 15,5$. Во всей выборке доля наблюдений с $lnsk > 15,5$ составляет 13,7%. Для международных агентств и «РусРейтинга» эта доля больше 71 и 63%. Для российских агентств «Эксперт РА», НРА, АК&М эта доля составляет 16, 36 и 9%, т. е. эти рейтинги выставляются в среднем менее крупным банкам.

Таблица 6

Попарные корреляции Спирмена

	<i>sp</i>	<i>m</i>	<i>f</i>	<i>nra</i>	<i>sp_ru</i>	<i>m_ru</i>	<i>f_ru</i>	<i>nra_ru</i>	<i>era</i>	<i>nra</i>	<i>akm</i>
<i>sp</i>	1										
<i>m</i>	0,92	1									
<i>f</i>	0,93	0,90	1								
<i>nra</i>	0,73	0,76	0,74	1							
<i>sp_ru</i>	0,98	0,91	0,95	0,76	1						
<i>m_ru</i>	0,88	0,94	0,85	0,73	0,87	1					
<i>f_ru</i>	0,94	0,89	0,98	0,78	0,94	0,83	1				
<i>nra_ru</i>	0,67	0,76	0,74	0,98	0,68	0,74	0,79	1			
<i>era</i>	0,63	0,69	0,66	0,81	0,68	0,59	0,55	0,82	1		
<i>nra</i>	0,78	0,73	0,63	0,90	0,76	0,64	0,61	0,88	0,68	1	
<i>akm</i>	0,60	0,31	–	–	0,58	–0,17	–	–	0,68	0,86	1

Примечание. Все коэффициенты корреляции значимы на 5%-ном уровне, кроме отрицательного. Прочерки означают недостаточное число наблюдений.

Таблица 7

Рейтинги и размер банка (доля наблюдений рейтингов с *lnsk* > 15,5%)

Рейтинг	<i>sp</i>	<i>m</i>	<i>f</i>	<i>nra</i>	<i>sp_ru</i>	<i>m_ru</i>	<i>f_ru</i>	<i>nra_ru</i>	<i>era</i>	<i>nra</i>	<i>akm</i>
Рейтингов с <i>lnsk</i> > 15,5	553	1068	666	493	482	934	597	489	518	369	48
Всего рейтингов	700	1468	940	777	614	1342	854	780	3327	1017	511
Доля, %	79	73	71	63	79	70	70	63	16	36	9

По-видимому, при оценке крупных банков расхождение между мнениями рейтинговых агентств меньше, чем при оценке средних и мелких банков. Возможно, крупные банки более прозрачны или подвергаются более тщательному анализу.

В табл. 8 представлены ранговые корреляции Спирмена фактического рейтинга с прогнозным значением рейтинга и непрерывным рейтингом. Почти все значения лежат в диапазоне 87–90%. Исключение составляет Moody's, 85 и 80% для международной и национальной шкал и «Эксперт РА» – 59%. Высокие корреляции дают основание для распространения модельных рейтингов на банки, не имеющие рейтинга. Отметим, что для некоторых агентств ранговые корреляции рейтингов с непрерывными прогнозными рейтингами даже несколько выше, чем их корреляции с прогнозными рейтингами. Как видно из данных, представленных табл. 7, этим агентствам (Moody's и «Эксперт РА») соответствует наибольшее число наблюдений рейтингов, а поскольку число параметров в модели одинаково для всех рейтингов, то имеется простое *техническое* объяснение: чем меньше отношение числа параметров модели/число наблюдений,

тем хуже качество подгонки модели. Высокая корреляция рейтингов и непрерывных рейтингов позволяет использовать последние для анализа связи рейтингов и отзывов лицензий.

Таблица 8

Корреляция Спирмена фактического рейтинга с прогнозным и непрерывным рейтингом, %

Рейтинг	<i>sp</i>	<i>m</i>	<i>f</i>	<i>rra</i>	<i>sp_ru</i>	<i>m_ru</i>	<i>f_ru</i>	<i>rra_ru</i>	<i>era</i>	<i>nra</i>	<i>akt</i>
Прогнозный	89	83	86	87	90	77	88	85	54	87	89
Непрерывный	90	85	87	88	92	80	89	89	59	88	87

Примечание. Все коэффициенты корреляции значимы на 1%-ном уровне.

6. Модели дефолта банков

Эконометрическое моделирование дефолтов банков не является основной темой данной работы. В работе основной интерес представляет связь моделей рейтингов с моделями дефолта: в какой мере при выставлении рейтинга РА учитывают вероятность дефолта в краткосрочной (1 квартал) перспективе. Рейтинговые агентства, как правило, утверждают, что применяют методологию «through the cycle», в рамках которой рейтинг отражает не текущее состояние банка, а его финансовую устойчивость в среднесрочной перспективе.

В используемой в данной статье выборке содержится информация о 229 отзывах лицензий. В 43 случаях банк, у которого отозвана лицензия, имел рейтинг одного из агентств, а в некоторых случаях — несколько рейтингов (всего у таких банков было 63 рейтинга). В табл. 9 приведено распределение отзывов лицензий и наблюдений банк-квартал по рейтингам.

Впервые модель бинарного выбора для прогноза дефолта банков США была использована в работе (Martin, 1977). В дальнейшем модели бинарного выбора на основе исторических данных о дефолтах банков и их балансовых показателей применялись в работах (Bovenzi et al., 1983; Cole, Gunther, 1995, 1998; Estrella et al., 2000; Kolari et al., 2002) для банков США. Данные по российским банкам используются в работах (Пересецкий, 2007, 2013; Peresetsky et al., 2011). Из более поздних работ можно отметить работу (Karminsky, Kostrov, 2014), которая опирается на российские данные за 1998–2011 гг. Авторы (Young, Torna, 2013) строят свои прогнозы на основании данных по банкам США, а в работе (Betz et al., 2014) — одной из немногих, посвященных европей-

Таблица 9

Распределение отзывов лицензий

Рейтинг	<i>sp</i>	<i>m</i>	<i>f</i>	<i>rra</i>	<i>sp_ru</i>	<i>m_ru</i>	<i>f_ru</i>	<i>rra_ru</i>	<i>era</i>	<i>nra</i>	<i>akt</i>
Отзыв	3	4	0	5	3	6	0	5	28	7	2
Наблюдение	700	1468	940	777	614	1342	854	780	3327	1017	511

ским банкам, используются данные за период 2000–2013 гг. Поскольку банкротств европейских банков было слишком мало, чтобы проводить обоснованный анализ, они определили *дефолт* либо как банкротство, либо как получение государственной поддержки в случае ухудшения финансового положения банка.

В данной работе, как и в (Пересецкий, 2013), *дефолтом* считается отзыв банковской лицензии приказом ЦБ РФ, а датой дефолта считается дата этого приказа. Рассматриваются различные указанные в приказах *причины отзыва лицензии*, основными являются: отмывание денег, финансовая несостоятельность, неоднократное нарушение законодательства, добровольная ликвидация.

Поскольку в некоторых приказах указано несколько причин, то принята следующая классификация и сформированы соответствующие индикаторы наблюдений (табл. 10).

Легко убедиться, что отзыв лицензии (*default*) распадается на четыре непересекающихся класса:

$$default \equiv laundry + volunt + econom + law_v.$$

Для каждого из четырех указаний причин отзыва лицензий и просто отзыва лицензии построена логит-модель бинарного выбора

$$P(y_{ii} = 1) = F(x'_{ii}\beta), \quad (2)$$

где y_{ii} – один из индикаторов из табл. 10; F – функция логистического распределения, набор регрессоров взят тот же, что и в (1), за исключением регрессоров – указателей форм собственности, так как ни у одного банка с иностранной или государственной формой собственности лицензия за рассматриваемый период не отзывалась.

Результаты оценки моделей (2) приведены в табл. 11.

В соответствии с (2) положительный коэффициент означает, что при увеличении значения соответствующего регрессора вероятность отзыва лицензии повышается.

Таблица 10

Классификация причин отзыва лицензий

Отзыв лицензии	Причины	Число
<i>default</i>	1, если у банка в этом квартале отозвана лицензия; 0 – иначе	229
<i>laundry</i>	1, если в формулировке приказа есть «отмывание денег»; 0 – иначе	75
<i>volunt</i>	1, если в формулировке приказа есть «добровольно»; 0 – иначе	25
<i>economy</i>	1, если в формулировке приказа есть «финансовая несостоятельность» и нет «отмывание денег»; 0 – иначе	93
<i>law_v</i>	1, если в формулировке приказа есть «нарушение финансового законодательства», но нет «финансовая несостоятельность» и нет «отмывание денег»; 0 – иначе	36

Наилучшее качество подгонки модели (по величине $Pseudo-R^2$) соответствует *econom* (финансовая несостоятельность) и *law_v* (нарушение законодательства) (0,231 и 0,181), несколько хуже – *laundry* (отмывание денег) и хуже всего – для обособленной причины *volunt* (добровольно), очевидно что этой причине отзыва лицензии могут соответствовать содержательно различные ситуации (слияние, поглощение, ликвидация бизнеса и т.п.).

Для всех причин, кроме добровольного отзыва, значим размер банка *lnsk*: чем больше банк, тем меньше вероятность дефолта, – аналогичная ситуация – с нормативом долгосрочной ликвидности Н4 (*dolgliq*). Такие показатели здоровья работающего банка, как норматив достаточности капитала Н1 (*dostkap*), прибыльность (*bpca*), негосударственные ценные бумаги (*ncbca*), кредиты, выданные физлицам (*ke_fca*), значимо влияют только в модели для отзыва по причине финансовой несостоятельности (*econom*) и незначимы в модели отзыва по причине отмывания денег (*laundry*).

Таблица 11

Модели дефолта

Переоператор	Причины отзыва лицензии				
	<i>default</i>	<i>law_v</i>	<i>econom</i>	<i>laundry</i>	<i>volunt</i>
<i>lnsk</i>	-0,44*** (0,08)	-0,79*** (0,23)	-0,25** (0,11)	-1,03*** (0,19)	0,11 (0,16)
<i>dostkap</i>	-0,00012 (0,00539)	-0,0051 (0,0136)	-0,046*** (0,013)	0,0095 (0,0069)	-0,0010 (0,0151)
<i>lavb</i>	-6,98*** (0,87)	-4,19** (2,13)	-6,93*** (1,82)	-6,43*** (1,22)	-1,30 (2,05)
<i>dolgliq</i>	-0,014*** (0,003)	-0,019** (0,008)	-0,013*** (0,004)	-0,012** (0,006)	0,0039 (0,0085)
<i>dkevb</i>	-1,12* (0,64)	-1,36 (1,62)	0,021 (1,02)	-3,05*** (1,17)	-2,95 (2,14)
<i>reske</i>	0,37*** (0,11)	0,47 (0,29)	0,32 (0,31)	0,32*** (0,12)	-0,33 (0,93)
<i>snorsk</i>	-0,17 (0,19)	0,53** (0,26)	-0,72* (0,44)	0,18 (0,29)	-1,93* (1,17)
<i>bpca</i>	-6,91*** (1,69)	-2,67 (3,54)	-16,93*** (2,73)	2,20 (2,22)	4,09 (4,74)
<i>mbkca</i>	-0,47 (0,88)	-11,79* (6,11)	-3,78 (2,57)	-1,42 (1,32)	4,26*** (1,28)
<i>vdulca</i>	-0,37 (0,80)	-1,18 (1,77)	-0,69 (1,39)	-1,29 (1,36)	0,28 (2,20)
<i>vdflca</i>	1,71*** (0,43)	2,48** (1,05)	1,40** (0,68)	0,84 (0,74)	0,69 (1,38)

Окончание таблицы 11

Регрессор	Причины отзыва лицензии				
	<i>default</i>	<i>law_v</i>	<i>econom</i>	<i>laundry</i>	<i>volunt</i>
<i>nbcba</i>	-1,26	-0,81	-4,22***	-0,62	0,58
	(0,78)	(1,58)	(1,60)	(1,18)	(2,02)
<i>oksca</i>	-0,025	-0,39**	-0,22**	0,017	-0,18*
	(0,024)	(0,17)	(0,10)	(0,015)	(0,10)
<i>ke_fca</i>	-1,58**	-1,89	-4,06***	0,15	1,16
	(0,62)	(1,56)	(1,11)	(1,07)	(1,55)
<i>pnaca</i>	0,032	-0,28	-0,12	-0,071	0,25***
	(0,071)	(0,57)	(0,23)	(0,21)	(0,09)
<i>yy13</i>	0,69**	1,00	-0,25	0,33	1,98**
	(0,30)	(0,71)	(0,43)	(0,57)	(0,85)
<i>yy14</i>	1,22***	1,57*	0,21	0,93**	0,73
	(0,36)	(0,84)	(0,59)	(0,44)	(1,00)
<i>yy15</i>	1,32***	2,30**	0,46	0,62	1,00
	(0,41)	(1,00)	(0,66)	(0,46)	(1,04)
<i>yy16</i>	1,40***	2,81***	0,64	–	–
	(0,45)	(1,08)	(0,73)	–	–
<i>sancbin</i>	0,15	-0,78	0,14	1,38***	0,71
	(0,30)	(0,75)	(0,56)	(0,46)	(1,00)
<i>constant</i>	2,97***	6,15*	1,99	9,09***	-8,80***
	(1,13)	(3,23)	(1,72)	(2,59)	(2,76)
Число наблюдений	13 230	13 230	13 230	13 230	13 230
<i>Pseudo-R</i> ²	0,150	0,181	0,231	0,178	0,102

Примечание. В скобках приведены стандартные ошибки; символами «*», «**», «***» отмечена значимость на 10-, 5-, 1%-ном уровне.

Ликвидные активы *lavb* и долгосрочные кредиты экономике снижают вероятность отзыва лицензии по причине отмывания денег. В 2014 г. и после введения санкций вероятность отзыва лицензии по этой причине возросла. Возможно, это связано с усилением контроля над банками в этот период со стороны ЦБ РФ. При прочих равных этот период не влиял на отзыв лицензии по другим причинам.

В модели отзыва по любой причине (*default*) и по причине нарушения законодательства (*law_v*) значимы, коэффициенты при фиктивных переменных – показатели лет – возрастают. Это можно интерпретировать как ужесточение банковского надзора ЦБ РФ в течение данного периода. Альтернативным объяснением может быть монотонное ухудшение экономической среды, в которой работают банки в период 2012–2016 гг.

7. Связь моделей рейтингов и моделей дефолта банков

Рейтинговые агентства обычно декларируют методологию «through-the-cycle», согласно которой рейтинг показывает не текущее состояние компании, а ее финансовую устойчивость в среднесрочной перспективе (5–7 лет). На примере рейтингов S&P (в основном, нефинансовых) фирм США за 1981–2001 гг. это утверждение было подтверждено в работе (Amato, Furfine, 2004). В данном подразделе мы анализируем связь рейтингов с отзывами лицензий.

По моделям рейтингов (1) (см. табл. 3) для каждого банка рассчитаны 11 непрерывных рейтингов, т.е. величины $x_{jt}\hat{\beta}$. Аналогично, значения $x_{jt}\hat{\beta}$, полученные по моделям дефолта (2) (см. табл. 11), также являются показателями финансового здоровья банка. Как и в случае непрерывных рейтингов, чем больше эти значения, тем хуже прогноз финансового состояния банка. Различие между двумя типами полученных показателей состояния банка состоит в том, что одни получены по моделям прогноза рейтинга, а другие – по прогнозу вероятности отзыва лицензии. И в том и в другом случае прогноз делается на один квартал. Таким образом, имеется $11 + 5 = 16$ линейных комбинаций регрессоров, т.е. векторов в пространстве финансовых показателей банка, указывающих направление ухудшения положения банка с разных точек зрения. Для сравнения сопоставленности этих двух групп показателей рассмотрим попарные ранговые корреляции Спирмена (табл. 12).

Отметим, что для международных рейтингов агентств «Большой тройки» наибольшие корреляции соответствуют отзыву лицензии по причине «нарушение финансового законодательства». Однако для агентства Fitch корреляции с моделями дефолта ниже, чем для двух других агентств, возможно, это означает, что Fitch в большей степени принимает во внимание факторы более долгосрочные. Рейтинги российских агентств существенно отличаются от международных: наибольшая корреляция наблюдается тут с отзывом лицензии

Таблица 12

Корреляции Спирмена непрерывных рейтингов и индикаторов прогноза отзыва лицензии

Причины отзыва лицензии	Непрерывный рейтинг										
	<i>sp</i>	<i>m</i>	<i>f</i>	<i>ra</i>	<i>sp_ru</i>	<i>m_ru</i>	<i>f_ru</i>	<i>ra_ru</i>	<i>era</i>	<i>Nra</i>	<i>akm</i>
<i>default</i>	0,51	0,63	0,36	0,20	0,52	0,58	0,33	0,19	0,55	0,24	0,32
<i>law_v</i>	0,69	0,79	0,56	0,23	0,62	0,76	0,60	0,22	0,57	0,31	0,38
<i>economy</i>	0,55	0,54	0,38	-0,16	0,37	0,54	0,39	-0,17	0,33	-0,09	-0,02
<i>laundry</i>	0,47	0,64	0,42	0,55	0,63	0,56	0,39	0,55	0,71	0,60	0,66
<i>volunt</i>	0,18	0,14	0,13	-0,08	0,12	0,15	0,11	-0,09	-0,03	-0,13	-0,09

Примечание. Все коэффициенты, кроме выделенного курсивом, значимы на 1%-ном уровне. Полужирным выделены наибольшие корреляции в каждом столбце.

по причине «отмывание денег». Такая же ситуация с национальным рейтингом S&P, в то время поведение национальных рейтингов Fitch и Moody's не отличается от поведения их международных рейтингов. Как и ожидалось, корреляции непрерывных рейтингов с причиной отзыва «добровольно» близки к нулю.

Для анализа вопроса, до какой степени 16 моделей могут быть использованы для прогноза отзыва лицензий, для каждого из 11 непрерывных рейтингов и 5 индикаторов прогноза отзыва лицензии выберем 5% наихудших наблюдений банк-квартал и для каждой модели найдем долю отзывов лицензий по каждой из формулировок, попавших в эти 5% наблюдений. Результаты представлены в табл. 13 и 14.

Например, модель Moody's (*rus*) определяет 44%, модель Moody's – 39%, модель дефолта “*law_v*” – 53% и модель “*default*” – 50% из 36 случаев отзыва лицензии с формулировкой причины «нарушение законодательства» (*law_v*).

Модель Moody's занимает первое место по прогнозу отзыва лицензии (28%) и отзыва лицензии по «экономические причины» (31%), на втором (39%) – по прогнозу отзыва по причине «нарушение законодательства» и на третьем (25%) – по «отмывание денег».

Таблица 13

Число дефолтов, % от общего числа в 5% наихудших наблюдений по моделям рейтингов

Причина отзыва лицензии	<i>sp</i>	<i>m</i>	<i>f</i>	<i>rra</i>	<i>sp_ru</i>	<i>m_ru</i>	<i>f_ru</i>	<i>rra_ru</i>	<i>era</i>	<i>nra</i>	<i>akm</i>	Всего
<i>default</i>	20	28	15	10	24	24	17	11	24	10	12	229
<i>law_v</i>	28	39	17	8	31	44	19	8	31	11	19	36
<i>economy</i>	16	31	18	9	20	24	22	6	26	6	9	93
<i>laundry</i>	24	25	15	15	28	21	16	19	27	16	16	75
<i>volunt</i>	12	4	4	4	12	4	4	8	4	4	4	25

Примечание. В каждой строке полужирным шрифтом выделен результат наилучшей модели, курсивом – второй результат.

Таблица 14

Число дефолтов, % общего числа в 5% наихудших наблюдений по моделям отзывов лицензий

Причина отзыва лицензии	<i>default</i>	<i>law_v</i>	<i>econom</i>	<i>laundry</i>	<i>volunt</i>	Всего
<i>default</i>	38	33	36	26	8	229
<i>law_v</i>	50	53	39	25	6	36
<i>economy</i>	45	37	57	20	6	93
<i>laundry</i>	33	27	20	39	4	75
<i>volunt</i>	12	8	4	12	32	25

Примечание. В каждой строке полужирным шрифтом выделен результат наилучшей модели, курсивом – второй результат

Модели, построенные по историческим данным, показывают лучший результат по отзывам лицензий, чем модели рейтингов на 10–15 п.п. В целом из данных, представленных в табл. 13, ясно, что по качеству прогноза отзыва лицензий по различным причинам доминируют рейтинги Moody's, Moody's (*rus*), S&P (*rus*) и «Эксперт РА».

8. Заключение

В работе по квартальным данным финансовых показателей банков за I квартал 2012 г. – I квартал 2016 г. и с учетом меняющейся макроэкономической ситуации построены эконометрические модели 11 наиболее популярных кредитных рейтингов российских банков. Также построены эконометрические модели дефолтов банков (отзывов лицензий ЦБ РФ).

Применение одной и той же модели как шаблона позволило выявить различия в оценке тех или других финансовых показателей банков различными рейтинговыми агентствами.

Ранговая корреляция Спирмена между фактическими и модельными рейтингами довольно высокая (80–90%), что дает основание для распространения модельных рейтингов на все банки. Такие модельные рейтинги можно использовать как векторный модельный рейтинг для оценки кредитоспособности банков, фактически не имеющих рейтингов.

По историческим данным отзывов банковских лицензий построены эконометрические модели отзыва лицензий по четырем причинам отзыва (согласно формулировкам в приказах ЦБ РФ об отзыве лицензий). В качестве набора регрессоров взят тот же набор, что и в моделях рейтингов. Сравнение моделей показывает различное влияние регрессоров (финансовых показателей банков) на вероятность отзыва лицензий по различным причинам.

Полученные прогнозные непрерывные индикаторы финансового здоровья банка значения $x_j \hat{\beta}$ можно использовать для оценки финансового положения банка наряду с оценками, полученными по моделям рейтингов.

Анализ попарных ранговых корреляций непрерывных моделей рейтингов и непрерывных показателей финансового здоровья банков позволил выявить существенное различие между рейтингами международных и российских рейтинговых агентств в их отношении к вероятности дефолта банка. В то время как первые (международные РА) наибольшее внимание уделяют вероятности отзыва лицензий по причине нарушения законодательства, последние (российские РА) наибольшее внимание уделяют вероятности нарушения законодательства по причине отмывания денег.

Отметим, что сравнительно невысокие значения корреляций показывают, что при отзыве лицензий ЦБ РФ руководствуется критериями, не вполне совпадающими с критериями, которые рейтинговые

агентства используют в собственных оценках. Об этом же свидетельствуют и результаты скрининга банков с применением этих моделей: взяв 5% худших наблюдений по моделям рейтингов и по модели дефолта, можно выявить 28 и 38% соответственно из 229 случаев отзыва лицензий. Наиболее полно целям регулятора соответствуют агентства S&P, Moody's и «Эксперт РА».

ПРИЛОЖЕНИЕ

Таблица П1

Финансовые показатели деятельности банков

Показатель	Название
<i>lnSK</i>	Собственный капитал (логарифм)
<i>DOLGLIQ</i>	Долгосрочная ликвидность (Норматив Н4)
<i>LA/VB</i>	Доля ликвидных активов в валюте баланса
<i>BP/CA</i>	Балансовая прибыль / чистые активы
<i>DKE/VB</i>	Доля долгосрочных кредитов экономике в валюте баланса
<i>RES/KE</i>	Отношение резервов на возможные потери по ссудам к общей сумме кредитов экономике
<i>NCB/CA</i>	Доля негосударственных ценных бумаг в чистых активах
<i>MBK/CA</i>	Отношение кредитов, выданных другим банкам, к чистым активам
<i>DOSTKAP</i>	Достаточность капитала (Норматив Н1)
<i>SNER/SK</i>	Доля средств нерезидентов в собственном капитале банка
<i>VDFL/CA</i>	Депозиты физических лиц свыше 30 дней / чистые активы
<i>VDUL/CA</i>	Депозиты юридических лиц свыше 30 дней / чистые активы
<i>OKS/CA</i>	Оборот по корреспондентским счетам / чистые активы
<i>KE_F/CA</i>	Кредиты физическим лицам / чистые активы
<i>PNA/CA</i>	Прочие неработающие активы / чистые активы

Примечание. SK, CA – в тыс. руб., остальные показатели – безразмерные. Точные определения показателей через счета форм 110, 101 ЦБ содержатся в документе «Расшифровка показателей Мобиле».

Таблица П2
Шкалы рейтинговых агентств и их оцифрованные значения

Долгосрочный рейтинг по международной шкале		Долгосрочный рейтинг по национальной шкале									
S&P	Moody's	Fitch	РусРейтинг	S&P	Moody's	Fitch	РусРейтинг	Эксперт РА	НРА	АК&М	
<i>sp</i>	<i>m</i>	<i>f</i>	<i>ra</i>	<i>sp_ru</i>	<i>m_ru</i>	<i>f_ru</i>	<i>ra_ru</i>	<i>era</i>	<i>nra</i>	<i>akm</i>	
AAA	1	AAA	1	ruAAA	1	AAA(rus)	1	A++	1	A++	
AA+	2	AA+	2	ruAA+	2	AA+(rus)	2	A+	2	A+	
AA	3	AA	3	ruAA	3	AA(rus)	3	A	3	A	
AA-	4	AA-	4	ruAA-	4	AA-(rus)	4	B++	4	B++	
A+	5	A+	5	ruA+	5	A+(rus)	5	B+	5	B+	
A	6	A	6	ruA	6	A(rus)	6	B	6	B	
A-	7	A-	7	ruA-	7	A-(rus)	7	C++	7	C++	
BBB+	8	BBB+	8	ruBBB+	8	BBB+(rus)	8	C+	8	C+	
BBB	9	BBB	9	ruBBB	9	BBB(rus)	9	C	9	C	
BBB-	10	BBB-	10	ruBBB-	10	BBB-(rus)	10				
BB+	11	BB+	11	ruBB+	11	BB+(rus)	11				
BB	12	BB	12	ruBB	12	BB(rus)	12				
BB-	13	BB-	13	ruBB-	13	BB-(rus)	13				
B+	14	B+	14	ruB+	14	B+(rus)	14				
B	15	B	15	ruB	15	B(rus)	15				
B-	16	B-	16	ruB-	16	B-(rus)	16				
CCC+	17	CCC+	17	ruCCC+	17	CCC(rus)	17				
CCC	18	CCC	18	ruCCC	18	CC(rus)	18				
CCC-	19	CCC-	19	ruCCC-	19	C(rus)	19				
CC	20	CC	20	ruCC	20	DDD(rus)	20				
R	21	C	21	R	21	DD(rus)	21				

Примечание. Полужирным шрифтом выделены значения рейтингов, встречающиеся в выборке. Серым цветом выделены рейтинговые градации, которые представлены в выборке незначительным числом наблюдений. Для улучшения качества модели такие градации присоединены к предыдущей. Например, для S&P градации CCC, CCC-, CC-, C, R присоединены к градации CCC+ (17).

Таблица ПЗ
Матрица корреляций регрессоров

Регрессор	<i>lnsk</i>	<i>dostkap</i>	<i>lavb</i>	<i>dolgqliq</i>	<i>dkevb</i>	<i>reske</i>	<i>snersk</i>	<i>bpca</i>	<i>mbkca</i>	<i>vdulca</i>	<i>vdflca</i>	<i>ncbca</i>	<i>okzca</i>	<i>ke_fca</i>
<i>lnsk</i>	1													
<i>dostkap</i>	-0,32	1												
<i>lavb</i>	-0,35	0,35	1											
<i>dolgqliq</i>	0,22	-0,39	-0,31	1										
<i>dkevb</i>	-0,03	-0,05	-0,29	0,51	1									
<i>reske</i>	-0,03	0,14	0,07	-0,21	-0,18	1								
<i>snersk</i>	0,34	-0,11	-0,18	0,12	0,06	-0,04	1							
<i>bpca</i>	0,02	0,11	0,05	-0,08	-0,01	0,01	-0,03	1						
<i>mbkca</i>	0,10	0,21	0,25	-0,17	-0,21	0,16	0,10	0,07	1					
<i>vdulca</i>	0,23	-0,14	-0,13	0,08	0,07	-0,07	0,25	-0,03	-0,03	1				
<i>vdflca</i>	0,01	-0,50	-0,29	0,33	0,22	-0,18	-0,17	-0,12	-0,26	-0,19	1			
<i>ncbca</i>	0,10	-0,11	0,09	-0,13	-0,29	0,09	-0,03	-0,04	-0,04	0,06	-0,09	1		
<i>okzca</i>	-0,04	0,15	0,25	-0,21	-0,28	0,08	-0,01	0,07	0,31	-0,10	-0,28	0,05	1	
<i>ke_fca</i>	0,01	-0,08	-0,22	0,38	0,55	-0,11	0,06	-0,01	-0,16	0,02	0,23	-0,21	-0,20	1
<i>fnaca</i>	0,16	-0,06	-0,17	0,03	-0,13	-0,02	0,03	-0,03	0,02	0,01	0,02	0,02	0,06	-0,03

Примечание. Полужирным шрифтом выделены корреляции, которые по модулю меньше 0,3.

ЛИТЕРАТУРА

- Айвазян С.А., Головань С.В., Карминский А.М., Пересецкий А.А.** (2011). О подходах к сопоставлению рейтинговых шкал // *Прикладная эконометрика*. Т. 3. № 23. С. 13–40.
- Василюк А.А., Карминский А.М.** (2011). Моделирование кредитных рейтингов отечественных банков на основе российской отчетности // *Управление финансовыми рисками*. Т. 3. С. 194–205.
- Карминский А.М.** (2015). *Кредитные рейтинги и их моделирование*. НИУ ВШЭ.
- Карминский А.М., Пересецкий А.А.** (2007). Модели рейтингов международных агентств // *Прикладная эконометрика*. Т. 5. № 1. С. 3–19.
- Моисеев С.** (2009). Регулирование деятельности рейтинговых агентств на национальном рынке // *Вопросы экономики*. Т. 2. С. 39–50.
- О предоставлении Банком России российским кредитным организациям кредитов без обеспечения (2008) // *Вестник Банка России*. № 73 (1089). 17 декабря.
- Пересецкий А.А.** (2007). Методы оценки вероятности дефолта банков // *Экономика и математические методы*. Т. 43. № 3. С. 37–62.
- Пересецкий А.А.** (2009). Измерение компоненты внешней поддержки рейтингов агентства Moody's // *Прикладная эконометрика*. Т. 14, №2. С. 3–23.
- Пересецкий А.А.** (2012). Эконометрические методы в дистанционном анализе деятельности российских банков. М.: НИУ ВШЭ.
- Пересецкий А.А.** (2013). Модели причин отзыва лицензий российских банков. Влияние неучтенных факторов // *Прикладная эконометрика*. Т. 30. № 2. С. 49–64.
- Пересецкий А.А., Карминский А.М., ван Суст А.Г.О.** (2004). Моделирование рейтингов российских банков // *Экономика и математические методы*. Т. 40. № 4. С. 10–25.
- Altman E.I., Rijken H.A.** (2004). How Rating Agencies Achieve Rating Stability // *Journal of Banking and Finance*. Vol. 28 (11). P. 2679–2714.
- Amato J.D., Furfine C.H.** (2004). Are Credit Ratings Pro-cyclical? // *Journal of Banking and Finance*. Vol. 28 (11). P. 2641–2677.
- Balios D., Thomadakis S., Tsiouri L.** (2016). Credit Rating Model Development: An Ordered Analysis Based on Accounting Data // *Research in International Business and Finance*. Vol. 38. P. 122–136.
- Bassett W.F., Lee S.J., Spiller T.P.** (2015). Estimating Changes in Supervisory Standards and Their Economic Effects // *Journal of Banking and Finance*. Vol. 60. P. 21–43.
- Belotti T., Matousek R., Stewart C.** (2011). Are Rating Agencies' Assignments Opaque? Evidence from International Banks // *Expert Systems with Applications*. Vol. 38. P. 4206–4214.
- Betz F., Oprica S., Peltonen T., Sarlin P.** (2014). Predicting Distress in European Banks // *Journal of Banking and Finance*. Vol. 45. P. 225–241.
- Blume M.E., Lim F., MacKinlay A.C.** (1998). The Declining Credit Quality of Us Corporate Debt: Myth or Reality? // *Journal of Finance*. Vol. 53 (4). P. 1389–1413.

- Bovenzi J.F., Marino J.A., McFadden F.E.** (1983). Commercial Bank Failure Prediction Models // *Federal Reserve Bank of Atlanta Economic Review*. Vol. 68. P. 14–26.
- Caporale G.M., Matousek R., Stewart C.** (2012). Ratings Assignments: Lessons from International Banks // *Journal of International Money and Finance*. Vol. 31. P. 1593–1606.
- Cole R.A., Gunther J.W.** (1995). Separating the Likelihood and Timing of Bank Failure // *Journal of Banking and Finance*. Vol. 19 (6). P. 1073–1089.
- Cole R.A., Gunther J.W.** (1998). Predicting Bank Failures: A Comparison of On- and Off-Site Monitoring Systems // *Journal of Financial Services Research*. Vol. 13 (2). P. 103–117.
- Estrella A., Park S., Peristiani S.** (2000). Capital Ratios As Predictors of Bank Failure // *FRBNY Economic Policy Review*. Vol. 6 (2). P. 33–52.
- Gogas P., Papadimitriou T., Agrapetidou A.** (2014). Forecasting Bank Credit Ratings // *The Journal of Risk Finance*. Vol. 15 (2). P. 195–209.
- Iannotta G., Nocera G., Sironi A.** (2013). The Impact of Government Ownership on Bank Risk // *Journal of Financial Intermediation*. Vol. 22 (2). P. 152–176.
- Kaplan R., Urwitz G.** (1979). Statistical Models of Bond Ratings: A Methodological Inquiry // *Journal of Business*. Vol. 52 (2). P. 231–261.
- Karminsky A.M., Kostrov A.** (2014). The Probability of Default in Russian Banking // *Eurasian Economic Review*. Vol. 4. P. 81–98.
- Kolari J., Glennon D., Shin H., Caputo M.** (2002). Predicting Large US Commercial Bank Failures // *Journal of Economics and Business*. Vol. 54 (4). P. 361–387.
- Martin D.** (1977). Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach // *Journal of Banking and Finance*. Vol. 1 (3). P. 249–276.
- Morgan D.P.** (2002). Rating Banks: Risk and Uncertainty in an Opaque Industry // *The American Economic Review*. Vol. 92. P. 874–888.
- Partnoy F.** (1999). The Siskel and Ebert of financial markets? Two Thumbs Down for the Credit Rating Agencies // *Washington University Law Quarterly*. Vol. 77 (3). P. 619–722.
- Peresetsky A., Karminsky A.** (2011). Models for Moody's bank ratings // *Frontiers in Finance and Economics*. Vol. 8 (1). P. 88–110.
- Peresetsky A., Karminsky A., Golovan S.** (2011). Probability of Default Models of Russian Banks // *Economic Change and Restructuring*. Vol. 44 (4). P. 297–334.
- Soest A.H.O. van, Peresetsky A.A., Karminsky A.M.** (2003). An Analysis of Ratings of Russian Banks. Tilburg University CentER Discussion Paper Series No. 85.
- Vernikov A.V.** (2015). A Guide to Russian Bank Data: Breaking Down the Sample of Banks. SSRN Working Paper No. 2600738. Social Science Research Network.
- Young R. de, Torna G.** (2013). Nontraditional Banking Activities and Bank Failures During the Financial Crisis // *Journal of Financial Intermediation*. Vol. 22. P. 397–421.

Поступила в редакцию 15 ноября 2016 года

REFERENCES (with English translation or transliteration)

- Aivazian S., Golovan S., Karminsky A., Peresetsky A.** (2011). An Approach to Ratings Mapping. *Applied Econometrics*, 23 (3), 13–40 (in Russian).
- Altman E.I., Rijken H.A.** (2004). How Rating Agencies Achieve Rating Stability. *Journal of Banking and Finance*, 28 (11), 2679–2714.
- Amato J.D., Furfine C.H.** (2004). Are Credit Ratings Procyclical? *Journal of Banking and Finance*, 28 (11), 2641–2677.
- Balios D., Thomadakis S., Tsipouri L.** (2016). Credit Rating Model Development: An Ordered Analysis Based on Accounting Data. *Research in International Business and Finance*, 38, 122–136.
- Bassett W.F., Lee S.J., Spiller T.P.** (2015). Estimating Changes in Supervisory Standards and Their Economic Effects. *Journal of Banking and Finance*, 60, 21–43.
- Belotti T., Matousek R., Stewart C.** (2011). Are Rating Agencies' Assignments Opaque? Evidence from International Banks. *Expert Systems with Applications*, 38, 4206–4214.
- Betz F., Oprica S., Peltonen T., Sarlin P.** (2014). Predicting Distress in European Banks. *Journal of Banking and Finance*, 45, 225–241.
- Blume M.E., Lim F., MacKinlay A.C.** (1998). The Declining Credit Quality of Us Corporate Debt: Myth or Reality? *Journal of Finance*, 53 (4), 1389–1413.
- Bovenzi J.F., Marino J.A., McFadden F.E.** (1983). Commercial Bank Failure Prediction Models. *Federal Reserve Bank of Atlanta Economic Review*, 68, 14–26.
- Caporale G.M., Matousek R., Stewart C.** (2012). Ratings Assignments: Lessons from International Banks. *Journal of International Money and Finance*, 31, 1593–1606.
- Cole R.A., Gunther J.W.** (1995). Separating the Likelihood and Timing of Bank Failure. *Journal of Banking and Finance*, 19 (6), 1073–1089.
- Cole R.A., Gunther J.W.** (1998). Predicting Bank Failures: A Comparison of On- and Off-Site Monitoring Systems. *Journal of Financial Services Research*, 13 (2), 103–117.
- Estrella A., Park S., Peristiani S.** (2000). Capital Ratios As Predictors of Bank Failure. *FRBNY Economic Policy Review*, 6 (2), 33–52.
- Gogas P., Papadimitriou T., Agrapetidou A.** (2014). Forecasting Bank Credit Ratings. *The Journal of Risk Finance*, 15 (2), 195–209.
- Iannotta G., Nocera G., Sironi A.** (2013). The Impact of Government Ownership on Bank Risk. *Journal of Financial Intermediation*, 22 (2), 152–176.
- Kaplan R., Urwitz G.** (1979). Statistical Models of Bond Ratings: A Methodological Inquiry. *Journal of Business*, 52 (2), 231–261.
- Karminskiy A.M.** (2015). Credit Ratings and Their Modelling. Moscow: National Research University Higher School of Economics (in Russian).
- Karminsky A., Peresetsky A.** (2007). Models of Banks Ratings, *Applied Econometrics*, 5 (1), 3–19 (in Russian).
- Karminsky A.M., Kostrov A.** (2014). The Probability of Default in Russian Banking. *Eurasian Economic Review*, 4, 81–98.

- Kolari J., Glennon D., Shin H., Caputo M.** (2002). Predicting Large US Commercial Bank Failures. *Journal of Economics and Business*, 54 (4), 361–387.
- Martin D.** (1977). Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach. *Journal of Banking and Finance*, 1 (3), 249–276.
- Moiseev S.** (2009). The Regulation Framework of Credit Rating Agencies Activity in the National Market. *Voprosy Ekonomiki*, 2, 39–50 (in Russian).
- Morgan D.P.** (2002). Rating Banks: Risk and Uncertainty in an Opaque Industry. *The American Economic Review*, 92, 874–888.
- О predostavlenii Bankom Rossii rossijskim kreditnym organizacijam kreditov bez obe-spechenija (2008). *Vestnik Banka Rossii*, 73 (1089) (in Russian).
- Partnoy F.** (1999). The Siskel and Ebert of financial markets? Two Thumbs Down for the Credit Rating Agencies. *Washington University Law Quarterly*, 77 (3), 619–722.
- Peresetsky A.** (2009). Measuring External Support Factor of Moody's Bank Ratings. *Applied Econometrics*, 14 (2), 3–23 (in Russian).
- Peresetsky A.** (2013). Modeling Reasons for Russian Bank License Withdrawal: Unaccounted Factors. *Applied Econometrics*, 30 (2), 49–64 (in Russian).
- Peresetsky A., Karminsky A.** (2011). Models for Moody's bank ratings. *Frontiers in Finance and Economics*, 8 (1), 88–110.
- Peresetsky A., Karminsky A., Golovan S.** (2011). Probability of Default Models of Russian Banks. *Economic Change and Restructuring*, 44(4), 297–334.
- Peresetsky A.A.** (2007). Banks' Probability of Default Models. *Economics and the Mathematical Methods*, 43 (3), 37–62 (in Russian).
- Peresetsky A.A.** (2012). Econometrics Methods in Off-Site Analysis of Russian Banks. Moscow: National Research University Higher School of Economics (in Russian).
- Peresetsky A.A., Karminsky A.M., Soest A.H.O. van** (2004). Modeling Russian Banks Ratings. *Economics and Mathematical Methods*, 40 (4), 10–25 (in Russian).
- Soest A.H.O. van, Peresetsky A.A., Karminsky A.M.** (2003). An Analysis of Ratings of Russian Banks. Tilburg University Center Discussion Paper Series No. 85.
- Vasilyuk A.A., Karminskiy A.M.** (2011). Modeling of Russian banks' Credit Ratings on the Basis of Financial Reporting under Russian Accounting Standards. *Upravlenie finansovymi riskami*, 3, 194–205 (in Russian).
- Vernikov A.V.** (2015). A Guide to Russian Bank Data: Breaking Down the Sample of Banks. SSRN Working Paper No. 2600738. Social Science Research Network.
- Young R. de, Torna G.** (2013). Nontraditional Banking Activities and Bank Failures During the Financial Crisis. *Journal of Financial Intermediation*, 22, 397–421.

Received 15.11.2016

A.D. Zhivaikina

National Research University – Higher School of Economics,
Moscow, Russia

A.A. Peresetsky

National Research University – Higher School of Economics, Central
Economics and Mathematics Institute, Russian Academy of Sciences,
Moscow, Russia

Russian Bank Credit Ratings and Bank License Withdrawal 2012–2016

Abstract. We consider 11 credit ratings of Russian banks, assigned by international and Russian rating agencies during 2012–2016. Econometric models of these ratings designed on the public information reveal difference in the approaches of the rating agencies to the Russian bank ratings. We also design econometric models of the Russian bank defaults, where we consider default as the bank license withdrawal by the Bank of Russia. Using these models we analyze to what extent rating agencies take into account probability of the license withdrawal in short-run period and if Central Bank of the Russian Federation decisions are related to the bank ratings. We found that the international and domestic rating agencies have different attitudes to the various reasons of the bank license withdrawal formulated in the Bank of Russia orders. Models of the ratings of agencies S&P, Moody's, and Russian rating «Expert RA» show better performance than other rating models in the prediction of bank licenses withdrawals. Thus these ratings are more close to the purposes of the Bank of Russia. However binary choice models constructed by the historical data of bank licenses withdrawals beat rating models in the prediction of bank licenses withdrawals.

Keywords: *banks, credit ratings, rating agency, Central Bank of the Russian Federation, Russian economy, rating models, models of bank defaults.*

JEL Classification: C25, C58, G18, G21, G24, G33, G38.