https://doi.org/10.31107/2075-1990-2026-5-8-24

CC BY

Устойчивость прогнозов кредитных рейтингов в условиях ограниченности данных

Кирилл Михайлович Озеров
E-mail: k.m.ozerov@gmail.com, ORCID: 0009-0003-2965-9255
Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», г. Москва, Российская Федерация
Ирина Александровна Озерова
E-mail: i.ozerova.work@gmail.com, ORCID: 0000-0002-9522-4220
АО «АЛЬФА-БАНК», Департамент валидации и управления модельным риском, г. Москва, Российская Федерация
Сергей Викторович Кутенко
E-mail: sergey.kutenko@acra-ratings.ru, ORCID: 0009-0004-6680-8894
АКРА (АО), Методологическая группа, г. Москва, Российская Федерация

Аннотация
Кредитные рейтинги являются фундаментальной основой для оценки кредитного качества эмитента или эмиссии на горизонте от года до полутора лет. Предполагается, что в течение данного периода кредитоспособность объекта рейтинга не должна существенно измениться, в противном случае на направление возможного изменения будет указывать прогноз кредитного рейтинга. Хотя прогнозы дополняют кредитные рейтинги, в работах, посвященных последним, им не уделялось достаточного внимания. В настоящей статье анализируется устойчивость кредитных рейтингов после присвоения различных типов прогнозов или постановки рейтинга на пересмотр на основе данных о рейтинговых действиях четырех российских рейтинговых агентств с 2016 по 2026 г. Было обнаружено, что прогнозы рейтингов являются не менее важным компонентом рейтингового действия, чем сам кредитный рейтинг. В частности, при негативном прогнозе около 39% кредитных рейтингов снижаются на горизонте полутора лет. Выявлена сильная и устойчивая связь между негативным прогнозом и долей дефолтов: около 9% эмитентов допускают дефолт в течение года после присвоения негативного прогноза, что сопоставимо с дефолтностью для рейтингов от BB– до B по национальной шкале Российской Федерации. При сравнении полученных результатов с устойчивостью кредитных рейтингов, разделенных на более и менее надежные группы в соответствии с подходом Банка России, можно сделать вывод, что прогнозы (особенно позитивный, негативный и статус «рейтинг на пересмотре») предполагают значительно более вероятное движение рейтинга, чем непосредственно уровень рейтинга.

Ключевые слова: *рейтинговые агентства, моделирование кредитного риска, кредитные рейтинги, вероятность дефолта, прогнозы кредитных рейтингов*

JEL: *G24, G28, G32*

Финансирование: *исследование выполнено в рамках Программы фундаментальных исследований НИУ ВШЭ.*

Для цитирования: *Озеров К. М., Озерова И. А. и др. Устойчивость прогнозов кредитных рейтингов в условиях ограниченности данных // Финансовый журнал. 2026. Т. 18. № 5. С. 8–24. https://doi.org/10.31107/2075-1990-2026-5-8-24.*

© Озеров К. М., Озерова И. А., Кутенко С. В., 2026

https://doi.org/10.31107/2075-1990-2026-5-8-24

Robustness of Credit Rating Outlooks under Data Scarcity Conditions

Kirill M. Ozerov[1], ***Irina A. Ozerova***[2], ***Sergey V. Kutenko***[3]

[1] *HSE University, Moscow, Russian Federation*
[2] *AO "ALFA-BANK", Moscow, Russian Federation*
[3] *ACRA (JSC), Moscow, Russian Federation*

[1] *k.m.ozerov@gmail.com, https://orcid.org/0009-0003-2965-9255*
[2] *i.ozerova.work@gmail.com, https://orcid.org/0000-0002-9522-4220*
[3] *sergey.kutenko@acra-ratings.ru, https://orcid.org/0009-0004-6680-8894*

Abstract
Credit ratings are a fundamental basis for assessing the credit quality of an issuer or issue over a one to one-and-a-half-year horizon. It is assumed that during this period, the creditworthiness of the rated object should not change significantly; otherwise, the direction of possible changes will be indicated by the rating outlook. Being an extension of a credit rating, outlooks have not been in the main research focus of various articles devoted to credit ratings. This paper analyzes the stability of credit ratings after assignment of different types of outlooks or placement under review status using rating actions data of four Russian rating agencies between 2016 and 2026. It was found that rating outlooks are no less important than the credit rating itself. Specifically, with a negative forecast, approximately 39% of credit ratings decline within a year-and-a-half horizon. A strong and robust link has been identified between a negative forecast and default rates: almost 9% of issuers default within a year following the assignment of a negative forecast, which is comparable to the default rate for ratings ranging from BB− to B on the national scale for the Russian Federation. When comparing these results with the stability of credit ratings divided into "more creditworthy" and "less creditworthy" groups according to the Central Bank of Russia's approach, it can be concluded that forecasts (especially positive, negative, and "rating under review") imply a more probable movement of the rating compared to its level directly.

Keywords: *rating agencies, credit risk modeling, credit scores, probability of default, credit score projections*

JEL: *G24, G28, G32*

Funding: *Research conducted under the Fundamental Research Program of HSE University.*

For citation: *Ozerov K.M., Ozerova I.A. et al. (2026). Robustness of Credit Rating Outlooks under Data Scarcity Conditions. Financial Journal, 18 (5), 8–24 (in Russ.). https://doi.org/10.31107/2075-1990-2026-5-8-24.*

© Ozerov K.M., Ozerova I.A., Kutenko S.V., 2026

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время кредитные рейтинги полностью интегрированы в международную систему риск-менеджмента. На их основе регуляторы устанавливают критерии допуска профессиональных участников рынка к отдельным видам деятельности, банки внедряют их в свои скоринговые модели, инвесторы оценивают свой риск-аппетит. Однако, помимо присвоения кредитного рейтинга, рейтинговое действие, как правило, включает дополнительный компонент, который сигнализирует вероятное направление изменения кредитного рейтинга — прогноз кредитного рейтинга (rating outlook) или статус «рейтинг на пересмотре» (rating watch).

Прогноз кредитного рейтинга является мнением кредитных рейтинговых агентств о вероятном изменении этого показателя в течение определенного временно́го интервала. Прогнозы кредитных рейтингов присваиваются на сопоставимых горизонтах: 1–2 года у международных агентств[1] и 12–18 месяцев — у национальных[2]. Прогноз кредитного рейтинга может быть позитивным, негативным, стабильным и развивающимся. Позитивный и негативный прогнозы предполагают высокую вероятность повышения или понижения кредитного рейтинга в течение соответствующего временного интервала, стабильный — его сохранения. Развивающийся прогноз предполагает разнонаправленное движение рейтинга: стабильность, повышение или понижение. Прогноз кредитного рейтинга не присваивается финансовым инструментам, поскольку кредитный рейтинг эмиссии является производным от кредитного рейтинга эмитента.

Кроме прогноза по кредитному рейтингу, рейтинговое агентство может присвоить эмитенту рейтинговый статус «рейтинг на пересмотре». Его присвоение базируется на идентифицируемых событиях и краткосрочных или среднесрочных трендах, способных повлиять на уровень кредитоспособности рейтингуемого лица или кредитного качества финансового обязательства.

Исследования, посвященные статусу «рейтинг на пересмотре» и прогнозам, указывают на существенное влияние данного фактора на различные рыночные показатели. Авторы работ [Norden, Weber, 2004; Hand, Holthausen et al., 1992] доказали, что прогнозы Moody's и S&P для корпоративных эмитентов в большей степени коррелируют с повышенной аномальной доходностью облигаций и акций, чем фактические изменения рейтингов. Другие авторы [Ismailescu, Kazemi, 2010; Ferreira, Gama, 2007; Gande, Parsley, 2005] подчеркивают, что изменение прогноза суверенных рейтингов является более информативным сигналом для рынка, чем изменение рейтинга в целом. В отличие от уровня кредитного рейтинга, который отражает текущую оценку кредитоспособности, прогноз несет информацию о его ожидаемой траектории, поэтому является информативным сигналом для рынка о наличии положительного или отрицательного развития эмитента или суверена. Исследовано также влияние различных политических факторов на прогноз кредитного рейтинга [Sonenshine, Kumari, 2022]. Авторы последней работы тестировали гипотезы на развивающихся странах и пришли к выводу, что улучшение некоторых факторов политического риска оказывает в целом положительное влияние на прогноз кредитного рейтинга. Однако этот результат зависит от страны и ее уровня финансового риска в целом.

Большая часть научной литературы направлена на прогнозирование или моделирование кредитного рейтинга, а также на исследование методологии рейтинговых агентств. В частности, после кризиса 2007–2008 гг. стали относительно популярными моделирование уровней кредитных рейтингов и предсказание их значений [Карминский, 2015; Doumpos, Niklis et al., 2015; Tichy, Lannoo et al., 2011; Pagano, Volpin et al., 2010]. Именно после этих событий появился широкий спектр научных публикаций, посвященных самим рейтинговым агентствам, их методологии, а также моделированию кредитных рейтингов в целом. Прежде такое моделирование базировалось на сравнении результатов, полученных на основании дискриминационного анализа, логистической регрессии, а также дерева принятия решений [Thomas, 2000]. Отдельно стоит выделить работы, посвященные

---

[1] *Fitch Ratings. Ratings Definitions. Sep. 2025. URL: fitchratings.com; Moody's Investors Service. Moody's Rating Symbols & Definitions. 2025. URL: moodys.com; S&P Global Rating. Global Rating Definitions. Dec. 2025. URL: spglobal.com.*

[2] *Основные понятия, используемые Аналитическим Кредитным Рейтинговым Агентством в рейтинговой деятельности: [методологический документ] / АКРА. Ноябрь 2025; Основные понятия, используемые НКР в методологической и рейтинговой деятельности: [методологический документ] / НКР. 2025.*

прогнозированию дефолтов российских банков. В статье [Пересецкий, 2013] строятся модели бинарного и множественного выбора для оценки вероятности отзыва лицензий на основе макроэкономических и финансовых показателей. В работе [Синельникова-Мурылева, Горшкова и др., 2018] сравнивается прогнозная сила логистической регрессии и алгоритма случайного леса на основе данных 2015–2016 гг. Второй из указанных методов продемонстрировал более высокую точность. В последнее время набирают популярность исследования, в которых авторы используют различные нейронные сети для предсказания кредитного рейтинга [Tavakoli, Chandra et al., 2025], а также сравнивают качество таких моделей с уже известными моделями машинного обучения [Drinkall, Pierrehumbert et al., 2025; Darwish, 2025]. Нейронные сети при этом используются для проверки влияния текстовых переменных, относящихся к стенограммам конференц-звонков, посвященных финансовым результатам и новостям, на точность предсказания рейтинга. Результаты исследований приводят к разным выводам в отношении целесообразности использования нейронных сетей в прогнозных моделях. Однако их объединяет одно: необходимо правильно отбирать переменные для итоговой модели, в роли которой выступает модель машинного обучения.

Вышеупомянутые исследования неявно базируются либо на предположении о наличии модельной ошибки в методологиях кредитных рейтинговых агентств [Tichy, Lannoo et al., 2011; Pagano, Volpin et al., 2010], либо на возможности замещения части непубличных данных, которые используются в рейтинговом анализе, публичными [Doumpos, Niklis et al., 2015; Mizen, Tsoukas, 2012]. Эти предположения могут подтверждаться в отдельных исследованиях на коротких горизонтах. Однако зачастую упускается тот факт, что в соответствии с законодательными требованиями Банка России[3], а также Базеля III[4] кредитные рейтинги должны удовлетворять свойствам оценок через цикл (through-the-cycle). Свойство оценок через цикл является тождественным долгосрочности кредитных рейтингов, именно поэтому в части исследований, например в [Hwang, 2013; Hwang, Chung et al., 2010], более краткосрочные модели показывают бóльшую разделительную способность, чем кредитные рейтинги. Иными словами, фундаментальные принципы рейтинговых методологий не изменились с 2007–2008 гг. [Pertaia, Prokhorov et al., 2022], однако определенные выводы из кризиса все же были сделаны: методологии как международных[5], так и национальных[6] рейтинговых агентств стали в большей степени учитывать эффекты остаточного риска (tail-risk dependency), в частности вызванного повышенной концентрацией портфеля.

Таким образом, вопросы применения кредитных рейтингов достаточно подробно исследованы в научной литературе, однако прогноз кредитного рейтинга до сих пор не был предметом специального научного исследования. Существующие работы охватывали данную тематику лишь в контексте влияния различных факторов на прогноз. Настоящее исследование заполняет этот пробел. В следующем разделе изложена методология

---

[3] *Указание Банка России от 23.10.2023 № 6583-У // СПС «КонсультантПлюс». URL: https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_463739/.*

[4] *Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems (revised version June 2011) / Basel Committee on Banking Supervision (BCBS). Basel, 2011. URL: https://www.bis.org/publications/201106-standards-basel-iii-global-regulatory-framework-more-resilient-banks-and-banking-systems-revised-version-june-2011.*

[5] *Structured Finance Criteria / Fitch Ratings. Oct. 2025. URL: https://www.fitchratings.com/criteria/structured-finance.*

[6] *Методология присвоения рейтингов финансовой надежности страховым компаниям // АО «Эксперт РА»: официальный сайт. Февраль 2026. URL: https://raexpert.ru/ratings/methods/insurance; Методология присвоения кредитных рейтингов инструментам и обязательствам структурированного финансирования по национальной шкале для Российской Федерации // АКРА: официальный сайт. Декабрь 2025. URL: https://www.acra-ratings.ru/criteria/414/.*

оценки устойчивости кредитных рейтингов при присвоении различных прогнозов либо установлении статусов, далее приводится обзор российской рейтинговой отрасли и описывается порядок формирования данных о кредитных рейтингах и их прогнозах, а затем представлен анализ динамики кредитных рейтингов с 2016 по 2026 г. с различными прогнозами или статусами на различных временных горизонтах; в заключении содержатся выводы по результатам исследования.

МЕТОДОЛОГИЯ ИССЛЕДОВАНИЯ

Стабильность (устойчивость[7]) кредитных рейтингов традиционно оценивается на основе матриц миграций. Последние в большинстве случаев строятся на основе когортного метода: в начале когорты фиксируются кредитные рейтинги портфеля, в конце когорты анализируются их изменения на установленном горизонте, а также количество объектов рейтинга, допустивших дефолт [Moody's, 1990; Altman, 1989]. Несмотря на простоту расчета и гибкость представления результатов с помощью когортного метода, был отмечен ряд его недостатков, основным из которых является отсутствие возможности учета жизненного цикла рейтинга внутри когорты [Kutenko, Ozerov, 2024; Monari, Otieno Orwa et al., 2016; Lando, Skødeberg, 2002]. В отличие от анализа стабильности самих кредитных рейтингов, для оценки устойчивости прогнозов кредитных рейтингов когортный метод составления матрицы миграции не подходит: условный временной интервал изменения кредитного рейтинга после установления прогноза или статуса действует с момента присвоения, а не с момента открытия когорты. Поэтому требуется анализировать каждое рейтинговое действие в отношении эмитента и для каждого отдельного рейтинга оценивать его изменение в течение определенного временного интервала с момента присвоения. В подобных случаях неизбежно возникают ситуации, когда в течение временного интервала было совершено несколько рейтинговых действий в отношении одного эмитента. В данном случае каждое рейтинговое действие рассматривается по отдельности. Например, предположим, что временной интервал составляет 12 месяцев и 1 февраля по эмитенту был присвоен кредитный рейтинг A– с негативным прогнозом, а 10 июля рейтинг был понижен до BBB+ со стабильным прогнозом, после чего рейтинг оставался неизменным. Для наблюдения от 1 февраля фиксируется понижение рейтинга после негативного прогноза на горизонте 12 месяцев, а для наблюдения от 10 июля — сохранение рейтинга после стабильного прогноза.

Таким образом, устойчивость прогнозов кредитных рейтингов для каждого варианта прогноза оценивается как отношение числа повышений, сохранений, понижений и отзывов кредитных рейтингов на определенном временном интервале к совокупному количеству рейтингов с определенным вариантом прогноза. Матрица устойчивости прогнозов кредитных рейтингов задается следующей формулой:

$$M^{\%}_{outlook}(T) = \begin{pmatrix} \frac{\sum_{k=1}^{K_{pos}} m_k \times I_T(+)}{\sum_{k=1}^{K_{pos}} m_k} & \frac{\sum_{k=1}^{K_{pos}} m_k \times I_T(0)}{\sum_{k=1}^{K_{pos}} m_k} & \frac{\sum_{k=1}^{K_{pos}} m_k \times I_T(-)}{\sum_{k=1}^{K_{pos}} m_k} & \frac{\sum_{k=1}^{K_{pos}} m_k \times I_T(WD)}{\sum_{k=1}^{K_{pos}} m_k} \\ \frac{\sum_{k=1}^{K_{sta}} m_k \times I_T(+)}{\sum_{k=1}^{sta} m_k} & \frac{\sum_{k=1}^{K_{sta}} m_k \times I_T(0)}{\sum_{k=1}^{K_{sta}} m_k} & \frac{\sum_{k=1}^{K_{sta}} m_k \times I_T(-)}{\sum_{k=1}^{K_{sta}} m_k} & \frac{\sum_{k=1}^{K_{sta}} m_k \times I_T(WD)}{\sum_{k=1}^{K_{sta}} m_k} \\ \frac{\sum_{k=1}^{K_{neg}} m_k \times I_T(+)}{\sum_{k=1}^{K_{neg}} m_k} & \frac{\sum_{k=1}^{K_{neg}} m_k \times I_T(0)}{\sum_{k=1}^{K_{neg}} m_k} & \frac{\sum_{k=1}^{K_{neg}} m_k \times I_T(-)}{\sum_{k=1}^{K_{neg}} m_k} & \frac{\sum_{k=1}^{K_{neg}} m_k \times I_T(WD)}{\sum_{k=1}^{K_{neg}} m_k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{pmatrix}, \quad (1)$$

[7] *Под устойчивостью кредитного рейтинга понимается его способность оставаться неизменным на заданном временно́м горизонте.*

где $M^{\%}_{outlook}(T)$ — число ее строк, количество вариантов прогнозов / статусов, число столбцов, количество типов рейтинговых действий (в данном случае есть четыре типа рейтинговых действий — повышение, сохранение, понижение и отзыв рейтинга);
$\sum_{k=1}^{K_{(\cdot)}} m_k$ — совокупное количество рейтинговых действий с вариантом прогноза / статуса, соответствующим нижнему индексу (pos / sta / neg — позитивный / стабильный / негативный) при переменной K;
$I_T(+/0/-/WD)$ — функция индикатора, принимающая значение 1, если кредитный рейтинг был соответственно повышен / не изменен / понижен / отозван на временном интервале T, 0 — в ином случае.

Авторы статьи ожидают, что на горизонте 12–18 месяцев доля повышений после позитивного прогноза будет превышать иные виды динамики кредитного рейтинга. Аналогично доля понижений будет выше после негативного прогноза, при этом возможен также рост доли отзывов кредитного рейтинга.

Доверительный интервал для каждого элемента матрицы (1) может быть рассчитан с помощью метода Монте-Карло с марковскими цепями (далее — MCMC) [Metropolis, Rosenbluth et al., 1953]. Учитывая особенности данных (панельную структуру с гетерогенным распределением рейтинговых действий во времени), для применения метода MCMC требуется семплировать не отдельные рейтинговые действия, а целиком жизненный цикл уникальных эмитентов. Таким образом для каждой итерации бутстрапа формируется псевдоподвыборка из первоначальной выборки с меньшим числом уникальных эмитентов (70% совокупного числа уникальных эмитентов). На каждой псевдоподвыборке рассчитывается псевдоматрица $M^{\%}_{outlook}(T)$, затем формируется α% доверительный интервал для каждого элемента $\hat{m}_i$ псевдоматриц $M^{\%}_{outlook}(T)$.

Доверительный интервал может также быть рассчитан с помощью метода Вальда [Hanson, Schuermann, 2006].

$$CI_{\alpha,i} = \hat{m}_i \pm \kappa_\alpha \sqrt{\frac{\hat{m}_i \times (1-\hat{m}_i)}{N_i}}, \quad (2)$$

где $CI_{\alpha,i}$ — α% доверительный интервал для элемента $\hat{m}_i$ из матрицы $M^{\%}_{outlook}(T)$;
κ_α — квантиль стандартного нормального распределения $\Phi\left(1-\frac{\alpha}{2}\right)$;
N_i — количество наблюдений, используемых для расчета элемента $\hat{m}_i$.

ВЫБОРКИ ДАННЫХ РОССИЙСКОГО РЕЙТИНГОВОГО РЫНКА

Российский рейтинговый рынок представлен четырьмя кредитными рейтинговыми агентствами — «Эксперт РА», АКРА, НКР и НРА. По состоянию на начало 2026 г. российскими рейтинговыми агентствами присвоено примерно 1200 активных (не отозванных) кредитных рейтингов эмитентам и 1550 — эмиссия[8] по национальной шкале Российской Федерации. Из 1200 кредитных рейтингов эмитентов около 510 присвоено «Экспертом РА», 400 — АКРА, 175 — НКР и 115 — НРА. Около 270 эмитентов имеют кредитные рейтинги от двух и более российских рейтинговых агентств, причем почти во всех случаях хотя бы один из рейтингов — от «Эксперта РА» или АКРА. Таким образом, доля двух крупнейших рейтинговых агентств на начало 2026 г. в России составляет около 80% и практически не изменилась по сравнению с мартом 2025 г. Однако было бы неверно утверждать, что доля меньших КРА не меняется (рис. 1). В частности, после введения обновленного регулирования деятельности рейтинговых агентств Банком России

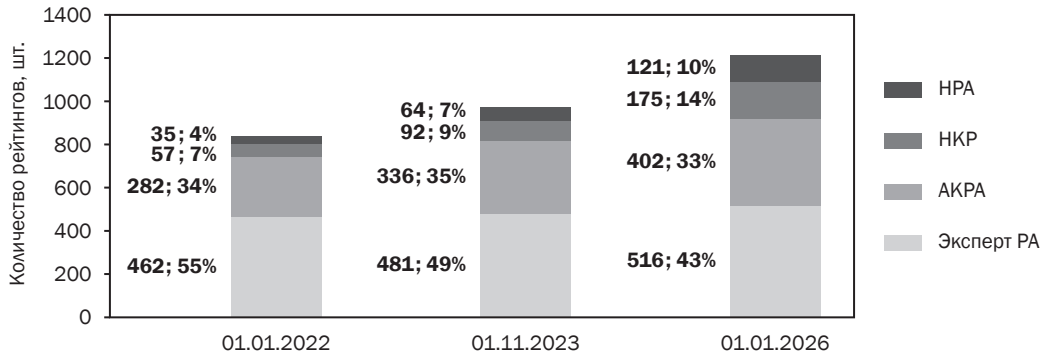
[8] *В рамках настоящей статьи рассматриваются только кредитные рейтинги эмитентов и их прогнозы. Кредитные рейтинги эмиссий являются производными от кредитных рейтингов эмитентов.*

в конце октября 2023 г.[9] доля меньших агентств по совокупному количеству активных кредитных рейтингов выросла с 11% на начало 2022 г. и 16% на ноябрь 2023 г. до 24% на начало 2026 г. Отметим, что характер роста существенно изменился после введения нового регулирования. Если по состоянию на начало 2022 г. малые КРА покрывали около 5% рейтингуемых лиц, у которых не было рейтинга «Эксперта РА» или АКРА (37 из 724 уникальных эмитентов имели рейтинги НКР или НРА, но не имели рейтингов ни АКРА, ни «Эксперта РА»), а на ноябрь 2023 г. — 8% (64 из 786), то по состоянию на начало 2026 г. — 15% (136 из 901).

Таким образом, в настоящее время меньшие КРА покрывают довольно ограниченную, но уникальную долю российского рейтингового рынка.

Рисунок 1

Российский рейтинговый рынок в динамике



Источник: рисунок и расчеты авторов по данным разделов «Рейтинги» национальных рейтинговых агентств «Эксперт РА», АКРА, НКР, НРА.

Для оценки динамики кредитных рейтингов и их прогнозов, присваиваемых российскими рейтинговыми агентствами, была сформирована выборка данных, где единицей наблюдения является кредитный рейтинг эмитента и его прогноз на определенную дату присвоения (рейтингового действия).

Выборка включает данные о 10 850 рейтинговых действиях четырех национальных рейтинговых агентств с 01.01.2016 по 01.01.2026. Из них 6465 рейтинговых действий произведены агентством «Эксперт РА», 3222 — АКРА, 729 — НКР и 434 — НРА. Выборка дополнительно обогащалась случаями дефолта после отзыва кредитного рейтинга «Эксперта РА»[10]. Распределение наблюдений по уровням рейтинга, присвоенного национальными рейтинговыми агентствами, представлено на рис. 2.

В целом распределение, представленное на рис. 2, похоже на колоколообразное с толстым хвостом в наивысшей категории ААА по национальной шкале. Данная характеристика свойственна национальным шкалам, кредитоспособность суверена которых отлична от ААА по международной шкале. Эмитенты, в первую очередь иностранные компании, получившие рейтинг от национальных агентств по российской рейтинговой шкале, чья

---

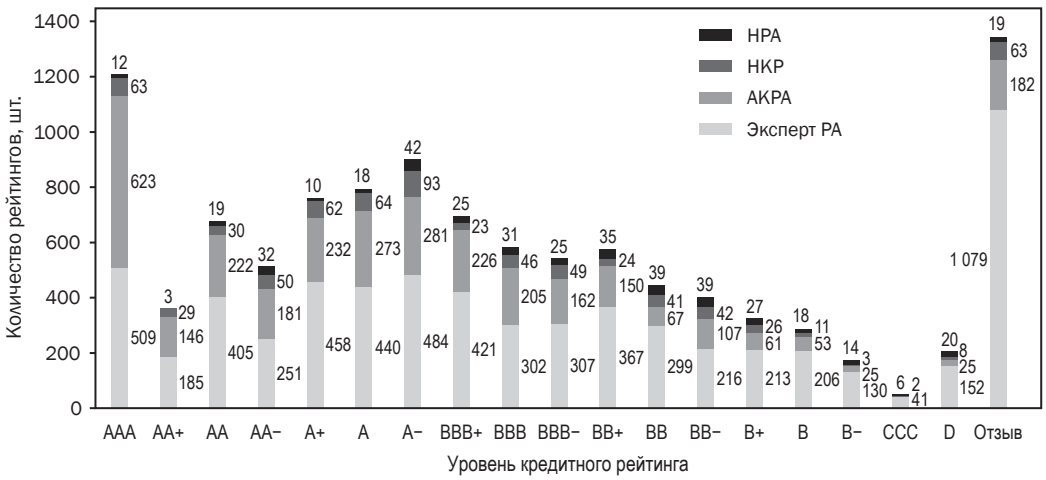
[9] *Указание Банка России от 23.10.2023 № 6583-У «О требованиях к содержанию положений, указанных в части 7 статьи 12 Федерального закона № 222-ФЗ, случаях, периодичности, сроках проведения кредитным рейтинговым агентством проверки качества методологии, требованиях к ее проведению, а также форме, порядке, сроках направления кредитным рейтинговым агентством в Банк России отчета по итогам проверки качества методологии, порядке оценки Банком России методологии кредитного рейтингового агентства на предмет соответствия законодательству Российской Федерации и нормативным актам Банка России» // Вестник Банка России. 2023. URL: https://cbr.ru/Queries/UniDbQuery/File/90134/3933.*

[10] *Использовались исторические данные об уровнях дефолта по рейтинговым категориям применяемых рейтинговых шкал: см. URL: https://raexpert.ru/about/disclosure/default-level-data/.*

кредитоспособность по международной шкале оценивается выше уровня суверена (в настоящем примере — Российской Федерации), автоматически получают уровень рейтинга ААА по национальной шкале Российской Федерации.

Рисунок 2

Рейтинговые действия национальных КРА с 2016 по 2026 г.



Примечание. Уровни рейтинга СС и С по национальной шкале Российской Федерации учитываются в столбце D, так как эмитенты с данным уровнем кредитного рейтинга, как правило, имеют признаки нарушения кредитоспособности.

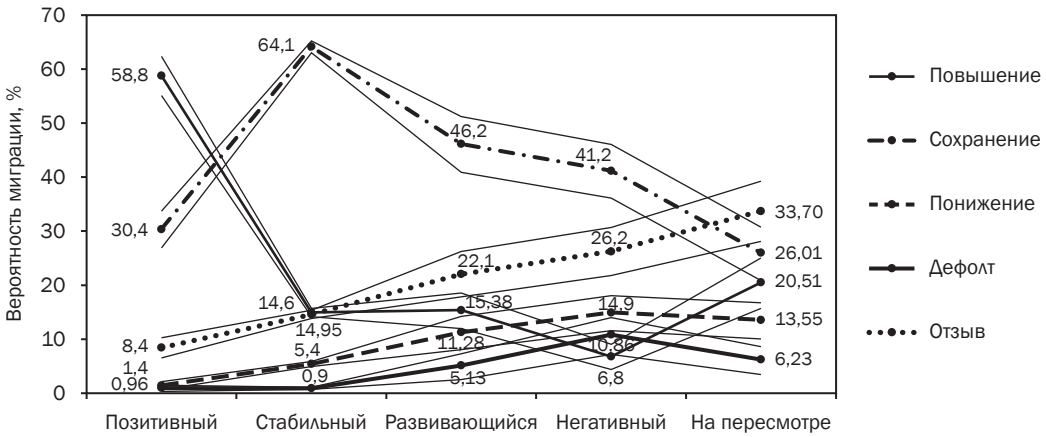
Источник: рисунок и расчеты авторов по данным разделов «Рейтинги» национальных рейтинговых агентств «Эксперт РА», АКРА, НКР, НРА.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

В настоящем разделе представлен анализ устойчивости кредитных рейтингов на различных временных горизонтах при различных прогнозах российских рейтинговых агентств.

Рисунок 3

Устойчивость рейтингов на горизонте шести кварталов для различных прогнозов



Примечание. На рисунке сумма вероятностей по вариантам прогноза/статуса может отличаться от 100% ввиду округления.

Источник: расчеты и рисунок авторов.

На рис. 3 представлена вероятность повышения, сохранения, понижения, дефолта и отзыва кредитного рейтинга на горизонте 6 кварталов (18 месяцев) при наличии у эмитента различных вариантов прогнозов кредитного рейтинга или статуса «на пересмотре». На рис. 3 также представлен 95%-й доверительный интервал для каждой вероятности, рассчитанный с помощью метода MCMC на 10 000 итерациях.

Кредитные рейтинги 58,8% эмитентов, которым был присвоен позитивный прогноз, повышались на горизонте полутора лет, еще 30,4% не изменялись, 8,4% — отзывались и только 1,4% и 1% понижались либо им присваивался статус «Дефолт»[11]. Аналогично при наличии стабильного прогноза кредитный рейтинг сохраняется практически в 2/3 случаев на горизонте полутора лет. При присвоении развивающегося прогноза или статуса «рейтинг на пересмотре» вероятность разнонаправленного движения кредитного рейтинга повышалась, при этом присвоение статуса означало бóльшую вероятность изменения кредитного рейтинга, чем развивающийся прогноз.

Отдельного внимания требует анализ кредитных рейтингов с негативным прогнозом. Несмотря на то, что 41% кредитных рейтингов сохраняется после негативного прогноза на горизонте полутора лет, 15% — понижаются, 11% — уходят в дефолт, а практически четверть отзывается. Доля отзывов после негативного прогноза значительно выше, чем после любого другого прогноза, и уступает только случаю присвоения статуса «рейтинг на пересмотре». Подобный рост доли отзывов связан с нежеланием эмитентов поддерживать публичный кредитный рейтинг в условиях вероятного ухудшения кредитного качества, которое отмечено КРА в текущем прогнозе кредитного рейтинга. Таким образом, если предположить, что около половины случаев отзыва после негативного прогноза являются скрытыми случаями как минимум понижения кредитного рейтинга[12], то совокупная доля понижений кредитного рейтинга после негативного прогноза достигает 39%. Также следует отметить кратный (в 5–11 раз) рост вероятности дефолта при любом прогнозе, отличном от позитивного или стабильного, на горизонте полутора лет.

Поскольку риск-менеджмент уделяет большее внимание неблагоприятным состояниям, на рис. 4 отдельно анализируется динамика понижений, дефолтов и отзывов кредитных рейтингов после присвоения негативного прогноза на различных временных горизонтах.

В целом наблюдается монотонное возрастание этих вероятностей с увеличением периода наблюдений[13]. Доля эмитентов, для которых происходит ухудшение кредитоспособности (сумма доли эмитентов, для которых произошли снижения рейтинга, дефолт, и 50% от доли эмитентов, чей рейтинг был отозван), возрастает с 7,4% на горизонте одного квартала до 45,8% на горизонте двух лет. Доверительные интервалы устойчивости кредитных рейтингов на различных временных горизонтах при различных прогнозах, полученные с помощью методов MCMC и Вальда [Hanson, Schuermann, 2006], приведены в Приложении (табл. П1 и П2).

---

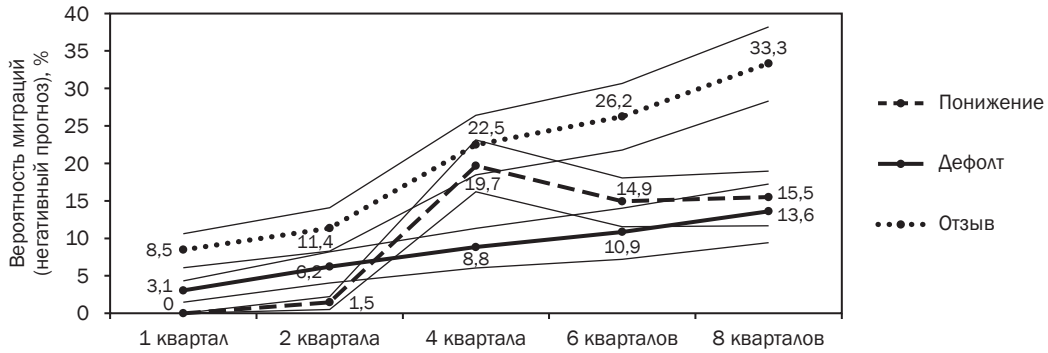
[11] *По мнению авторов статьи, данные случаи связаны либо с завышенными ожиданиями КРА при позитивных ожиданиях рейтингуемого лица (пример: АО «Народный банк», рейтинг АКРА), в том числе ввиду изменения рыночной конъюнктуры (пример: ФПК «Гарант-Инвест», рейтинг НРА), либо с ошибками в прогнозах финансовых показателей, сделанными КРА (пример: ООО «Завод КриалЭнергоСтрой»), либо с комбинацией этих двух вариантов (пример ПАО УК «ГОЛДМАН ГРУПП», рейтинг «Эксперта РА»).*

[12] *2022 Transition and Default Studies / Fitch Ratings; Default, Transition, and Recovery: 2022 Annual U.S. Corporate Default and Rating Transition Study / S&P Global Ratings.*

[13] *Падение вероятности понижения кредитного рейтинга после негативного прогноза на горизонте 6 кварталов связано с вызреванием переходов: оценки на шесть кварталов вперед производятся на выборке с 01.01.2016 по 01.07.2024, на восемь кварталов — с 01.01.2016 по 01.01.2024.*

Рисунок 4

Устойчивость рейтингов на различных горизонтах для негативного прогноза



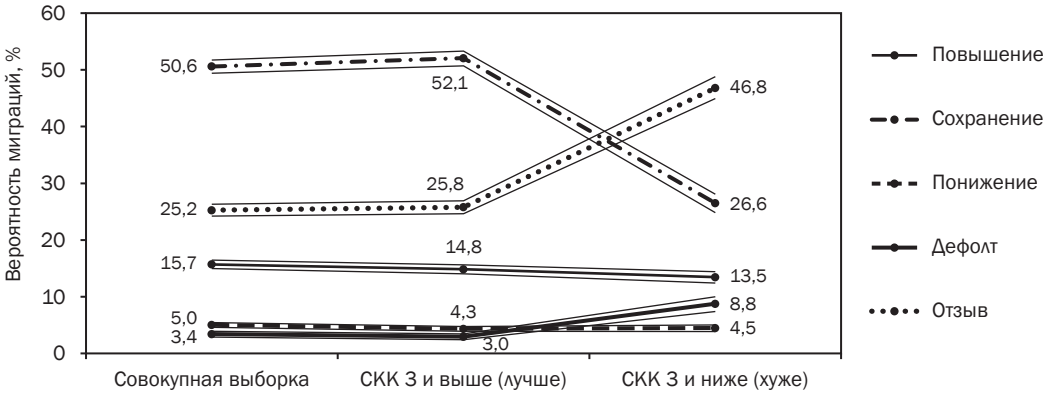
Источник: расчеты и рисунок авторов.

Для оценки того, насколько существенна доля ухудшения кредитоспособности при негативном прогнозе, в данном исследовании она сравнивается с динамикой снижения кредитного рейтинга. Последняя оценивается для всей выборки, а также для двух ее подвыборок: выше и ниже уровня BBB– по национальной шкале для всех национальных КРА. Этот уровень является границей третьей ступени кредитного качества (далее — СКК 3) для всех национальных КРА в соответствии с методологией Банка России[14].

Устойчивость кредитных рейтингов на горизонте полутора лет представлена на рис. 5. Вероятности повышения или понижения рейтинга для более высоких рейтингов (СКК 3 и выше) и для более низких (ниже СКК 3) в целом сопоставимы. В то же время рейтинги СКК 3 и выше почти в 2 раза чаще сохраняют свой уровень рейтинга, чем рейтинги ниже СКК 3 (52,1% случаев против 26,5%), а также значительно реже отзываются на горизонте полутора лет (25,8% для СКК 3 и выше; 46,8% для рейтингов ниже СКК 3). Уровень дефолтности для рейтингов ниже СКК 3 на горизонте полутора лет почти в 3 раза выше, чем для рейтингов уровня СКК 3 и выше (8,8% против 3%).

Рисунок 5

Устойчивость рейтингов на горизонте шести кварталов



Источник: расчеты и рисунок авторов.

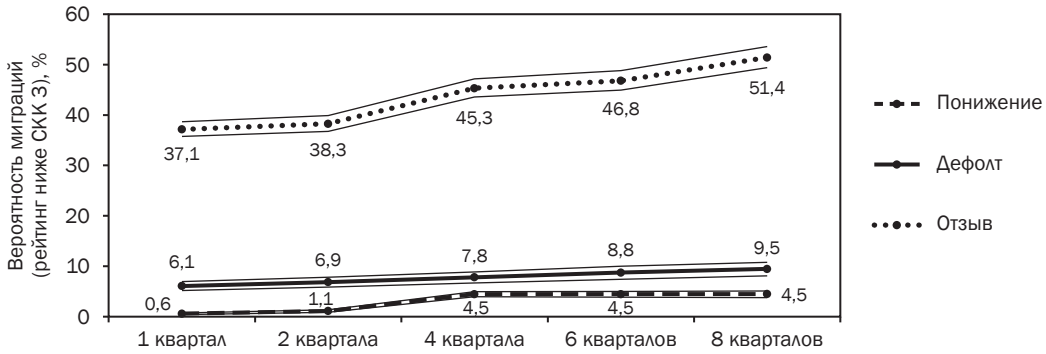
[14] *Сопоставление рейтинговых шкал российских кредитных рейтинговых агентств // Банк России: официальный сайт. 2024. URL: http://www.cbr.ru/press/PR/?file=63855774735716862 5INFR.htm.*

На рис. 6 представлена устойчивость кредитных рейтингов на различных горизонтах для нижней части рейтинговой шкалы (рейтинги ниже СКК 3). Наблюдается монотонный рост вероятности понижения рейтинга, дефолта или отзыва с увеличением временного горизонта. Однако эти вероятности значительно ниже, чем аналогичные вероятности для рейтингов с негативным прогнозом, представленные на рис. 4.

Особо следует отметить, что рассчитанная вероятность дефолта на горизонте одного года составляет 7,6% с 95%-м доверительным интервалом (6,7%; 8,9%). Это значение вполне сопоставимо со средними значениями ожидаемых вероятностей дефолта, рассчитанными Банком России[15] при расчете дефолтности как средневзвешенной величины для разного количества наблюдений в СКК 4, СКК 5 и СКК 6 — 7,6% (1387 наблюдений в СКК 4; 826 — в СКК 5; 50 — в СКК 6; среднее значение дефолтностей, рассчитанных Банком России, составляет 3,77; 11,78 и 47,02% для СКК 4, СКК 5 и СКК 6 соответственно). Доверительные интервалы устойчивости кредитных рейтингов на различных временных горизонтах, полученные с помощью методов МСМС и Вальда [Hanson, Schuermann, 2006], приведены в Приложении (табл. П3 и П4).

Рисунок 6

Устойчивость рейтингов на различных горизонтах для СКК 3 и ниже



Источник: расчеты и рисунок авторов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Данное исследование является первым и на сегодняшний день единственным, в котором на основе данных о российском рейтинговом рынке от четырех национальных кредитных рейтинговых агентств анализируется устойчивость компонентов рейтинговых действий, которые ранее считались второстепенными — прогнозов и статусов кредитных рейтингов. Показано, что и прогнозы, и статус «рейтинг на пересмотре» являются важными и информативными сигналами для получателей рейтингов, что согласуется с результатами прежних исследований [Ismailescu, Kazemi, 2010; Ferreira, Gama, 2007; Gande, Parsley, 2005].

Кредитные рейтинги действительно с бóльшей вероятностью изменяются в том направлении, которое указывают соответствующие прогнозы. В частности, при негативном прогнозе примерно 39% рейтингов понижаются в течение полутора лет, включая около 11%, которые уходят в дефолт. На горизонте одного года соответствующая доля составляет 8,8%, что сопоставимо с эталонными вероятностями дефолта «Эксперта РА» и АКРА для уровней рейтинга от BB− до B. Можно сделать вывод, что в условиях сильной конкуренции

[15] *Сопоставление рейтинговых шкал российских кредитных рейтинговых агентств // Банк России: официальный сайт. 2024. URL: http://www.cbr.ru/press/PR/?file=63855774735716862 5INFR.htm.*

между агентствами за новых клиентов присвоение рейтингу негативного прогноза означает наличие существенных рисков у эмитента.

При сравнении полученных результатов с устойчивостью кредитных рейтингов, в том числе с разбиением на более и менее надежные группы (СКК 3 и выше либо ниже СКК 3 в соответствии с методологией Банка России), можно сделать вывод, что прогнозы и статус «рейтинг на пересмотре» с большей вероятностью влекут за собой изменения кредитных рейтингов, чем в случае группы с более высокой надежностью.

В дальнейших исследованиях в области оценки устойчивости кредитных рейтингов национальных рейтинговых агентств можно дополнительно проанализировать случаи скрытого дефолта после отзыва кредитных рейтингов. Однако такой анализ, вероятно, покажет больше случаев дефолта и, как следствие, большие значения оцененной вероятности дефолта после отдельных прогнозов. Можно также проанализировать рейтинговые действия отдельных национальных рейтинговых агентств. При этом стоит с осторожностью оценивать результаты для меньших агентств ввиду намного меньшего количества их рейтинговых действий — примерно 1000 рейтинговых действий у НКР и НРА против 10 000 у «Эксперта РА» и АКРА начиная с 2016 г.

Список источников / References

1. Карминский А. М. Кредитные рейтинги и их моделирование / Москва: Изд. дом НИУ ВШЭ, 2015. 304 с. URL: hse.ru/data/2015/07/27/1097065297/Karminsky_text_site.pdf. Karminsky A.M. (2015). Credit Ratings and Their Modeling. HSE Publishing House, 2015, 304 (in Russ.). URL: hse.ru/data/2015/07/27/1097065297/Karminsky_text_site.pdf.
2. Пересецкий А. А. Модели причин отзыва лицензий российских банков. Влияние неучтенных факторов // Прикладная эконометрика. 2013. № 30 (2). С. 49–64. URL: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_21306622_37208688.pdf. Peresetsky A.A. (2013). Modeling Reasons for Russian Bank License Withdrawal: Unaccounted Factors. *Applied Econometrics*, 30 (2), 49–64 (in Russ.). URL: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_21306622_37208688.pdf.
3. Синельникова-Мурылева Е. В., Горшкова Т. Г. и др. Прогнозирование дефолтов в российском банковском секторе // Экономическая политика. 2018. 13 (2), 8–27. URL: https://elibrary.ru/download/elibrary_35103868_86170632.html. Sinelnikova-Muryleva E.V., Gorshkova T.G. et al. (2018). Default Forecasting in the Russian Banking Sector. *Economic Policy*, 13 (2), 8–27 (in Russ.). URL: https://elibrary.ru/download/elibrary_35103868_86170632.html.
4. Altman E. (1989). Measuring Corporate Bond Mortality and Performance. *Journal of Finance*, 44, 4, 909–922. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1989.tb02630.x.
5. Darwish J.A. (2025). Optimization and prediction of corporate credit rating through advanced feature selection based on AI and deep learning. *Alexandria Engineering Journal*, 127, 586–594. https://doi.org/10.1016/j.aej.2025.05.043.
6. Doumpos M., Niklis D. et al. (2015). Combining accounting data and a structural model for predicting credit ratings: Empirical evidence from European listed firms. *Journal of Banking & Finance*, 50, 599–607. https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2014.01.010.
7. Drinkall F., Pierrehumbert J.B. et al. (2025). Forecasting Credit Ratings: A Case Study where Traditional Methods Outperform Generative LLMs. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.17624.
8. Ferreira M.A., Gama P.M. (2007). Does sovereign debt ratings news spill over to international stock markets? *Journal of Banking & Finance*, 31 (10), 3162–3182. https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2006.12.006.
9. Gande A., Parsley D.C. (2005). News spillovers in the sovereign debt market. *Journal of Financial Economics*, 75 (3), 691–734. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2003.11.003.
10. Hand J.R.M., Holthausen R.W. et al. (1992). The Effect of Bond Rating Agency Announcements on Bond and Stock Prices. *The Journal of Finance*, 47 (2), 733–752. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1992.tb04407.x.
11. Hanson S., Schuermann T. (2006). Confidence intervals for probabilities of default. *Journal of Banking & Finance*, 30 (8), 2281–2301. https://doi.org/10.2139/ssrn.766345.
12. Hwang R.C. (2013). Forecasting credit ratings with the varying-coefficient model. *Quantitative Finance*, 13 (12), 1947–1965. https://doi.org/10.1080/14697688.2012.738935.
13. Hwang R.C., Chung H. et al. (2010). Predicting issuer credit ratings using a semiparametric method. *Journal of Empirical Finance*, 17 (1), 120–137. https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2009.07.007.

14. Ismailescu I., Kazemi H. (2010). The reaction of emerging market credit default swap spreads to sovereign credit rating changes. *Journal of Banking & Finance*, 34 (12), 2861–2873. https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2010.05.014.
15. Kutenko S., Ozerov K. (2024). Approaches to Default Probability Estimation of Credit Rating Agencies' Rating Scales. *Russian Journal of Money and Finance*, 83 (4), 98–118. URL: https://rjmf.econs.online/en/2024/4/default-probability-estimation-of-credit-rating-agencies-rating-scales/.
16. Lando D., Skødeberg T.M. (2002). Analyzing rating transitions and rating drift with continuous observations. *Journal of Banking and Finance*, 26, 423–444. https://doi.org/10.1016/S0378-4266(01)00228-X.
17. Metropolis N., Rosenbluth A.W. et al. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *The Journal of Chemical Physics*, 21 (6), 1087–1092. https://doi.org/10.1063/1.1699114.
18. Mizen P., Tsoukas S. (2012). Forecasting US bond default ratings allowing for previous and initial state dependence in an ordered probit model. *International Journal of Forecasting*, 28 (1), 273–287. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2011.07.005.
19. Monari F.N., Otieno Orwa Dr.G. et al. (2016). Comparing the Efficiency of Cohort, Time Homogeneous and Non-Homogeneous Techniques of Estimation in Credit Migration Matrices. *IOSR Journal of Mathematics*, 12 (04), 89–95. https://doi.org/10.9790/5728-1204058995.
20. Norden L., Weber M. (2004). Informational efficiency of credit default swap and stock markets: The impact of credit rating announcements. *Journal of Banking & Finance*, 28 (11), 2813–2843. https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2004.06.011.
21. Pagano M., Volpin P. et al. (2010). Credit ratings failures and policy options. *Economic Policy*, 25 (62), 401–431. URL: https://www.jstor.org/stable/40603211.
22. Pertaia G., Prokhorov A. et al. (2022). A new approach to credit ratings. *Journal of Banking & Finance*, 140, 106097. https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2021.106097.
23. Sonenshine R., Kumari S. (2022). The differential impact of political risk factors on emerging market bond spreads and credit rating outlooks. *Journal of Economics and Business*, 120, 106066. https://doi.org/10.1016/j.jeconbus.2022.106066.
24. Tavakoli M., Chandra R. et al. (2025). Multi-modal deep learning for credit rating prediction using text and numerical data streams. *Applied Soft Computing*, 171, 112771. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2025.112771.
25. Thomas L.C. (2000). A survey of credit and behavioural scoring: forecasting financial risk of lending to consumers. *International Journal of Forecasting*, 16 (2), 149–172. https://doi.org/10.1016/S0169-2070(00)00034-0.
26. Tichy G., Lannoo K. et al. (2011). Credit rating agencies: Part of the solution or part of the problem? *Intereconomics*, 46 (5), 232–262. https://doi.org/10.1007/s10272-011-0389-0.

ПРИЛОЖЕНИЕ

Доверительные интервалы устойчивости прогнозов

В табл. П1 и П2 представлены доверительные интервалы матриц устойчивости прогнозов кредитных рейтингов на горизонте 1, 2, 4, 6 и 8 кварталов (соответственно 91, 182, 365, 547 и 730 дней), полученные методами МСМС (табл. П1) и Вальда (табл. П2) с 95%-ми доверительными интервалами.

Таблица П1

Устойчивость прогнозов (метод МСМС)

		Повышение рейтинга	Сохранение рейтинга	Понижение рейтинга	Дефолт	Отзыв рейтинга
1 квартал	Позитивный	1,3% (0,6%; 1,9%)	97,6% (96,8%; 98,4%)	0% (0%; 0%)	0,2% (0%; 0,3%)	0,9% (0,3%; 1,4%)
	Стабильный	0,1% (0,1%; 0,2%)	97% (96,7%; 97,3%)	0,1% (0,1%; 0,2%)	0,1% (0,1%; 0,2%)	2,6% (2,3%; 2,9%)
	Негативный	0% (0%; 0%)	88,5% (85,9%; 91,1%)	0% (0%; 0%)	3,1% (1,5%; 4,3%)	8,5% (6,1%; 10,6%)
	Развивающийся	0,4% (0%; 0,6%)	92,5% (90,6%; 94,6%)	1,9% (0,6%; 2,8%)	1,5% (0,5%; 2,3%)	3,7% (2,1%; 5,1%)
	На пересмотре	5% (3,5%; 6,4%)	71,2% (68%; 74,3%)	11,4% (9,1%; 13,5%)	1,9% (0,8%; 2,8%)	10,5% (8,4%; 12,6%)

		Повышение рейтинга	Сохранение рейтинга	Понижение рейтинга	Дефолт	Отзыв рейтинга
2 квартала	Позитивный	11,8% (9,8%; 13,6%)	85,5% (83,5%; 87,6%)	0,2% (0%; 0,3%)	0,2% (0%; 0,3%)	2,3% (1,4%; 3,1%)
	Стабильный	1,6% (1,4%; 1,8%)	93,2% (92,8%; 93,7%)	0,8% (0,6%; 0,9%)	0,3% (0,2%; 0,4%)	4,1% (3,7%; 4,4%)
	Негативный	0,7% (0%; 1,1%)	80,2% (76,8%; 83,8%)	1,5% (0,5%; 2,2%)	6,2% (4%; 8,2%)	11,4% (8,3%; 14,1%)
	Развивающийся	1,2% (0%; 1,8%)	84,7% (81,8%; 87,8%)	3,6% (1,9%; 5%)	3,2% (1,6%; 4,7%)	7,2% (4,9%; 9,4%)
	На пересмотре	9,4% (7%; 11,7%)	52,4% (48,1%; 56,4%)	15,4% (12,7%; 17,9%)	3,1% (1,7%; 4,4%)	19,7% (16,3%; 23%)
4 квартала	Позитивный	55,4% (52,2%; 58,5%)	37,7% (34,6%; 40,7%)	0,6% (0%; 1%)	0,4% (0%; 0,7%)	5,8% (4,3%; 7,3%)
	Стабильный	12,8% (12,2%; 13,4%)	68,9% (67,9%; 69,8%)	4,9% (4,5%; 5,3%)	0,5% (0,4%; 0,6%)	12,9% (12,3%; 13,6%)
	Негативный	4,4% (2,7%; 6%)	44,6% (39,6%; 49,2%)	19,7% (16,2%; 23,1%)	8,8% (6,1%; 11,3%)	22,5% (18,5%; 26,4%)
	Развивающийся	17,3% (13,9%; 20,5%)	48,9% (44,1%; 53,6%)	11,6% (8,4%; 14,3%)	4,4% (2,2%; 6,3%)	17,8% (14,2%; 21,3%)
	На пересмотре	16,9% (12,5%; 21%)	33,4% (28,1%; 38,4%)	13,2% (9,9%; 16,3%)	6% (3,6%; 8,1%)	30,5% (25,6%; 35,4%)
6 кварталов	Позитивный	58,8% (55,1%; 62,4%)	30,4% (26,9%; 33,7%)	1,4% (0,7%; 2,1%)	1% (0,3%; 1,5%)	8,4% (6,5%; 10,3%)
	Стабильный	14,9% (14,2%; 15,7%)	64,1% (63%; 65,2%)	5,4% (4,9%; 5,8%)	0,9% (0,7%; 1,1%)	14,6% (13,8%; 15,4%)
	Негативный	6,8% (4,4%; 9%)	41,2% (36,1%; 46,1%)	14,9% (11,6%; 18,1%)	10,9% (7,2%; 14%)	26,2% (21,8%; 30,7%)
	Развивающийся	15,4% (11,9%; 18,5%)	46,2% (40,9%; 51,2%)	11,3% (8,1%; 14,2%)	5,1% (2,5%; 7,3%)	22,1% (17,8%; 26,2%)
	На пересмотре	20,5% (15,7%; 25%)	26% (20,8%; 30,7%)	13,6% (10,1%; 16,8%)	6,2% (3,4%; 8,6%)	33,7% (28,1%; 39,2%)
8 кварталов	Позитивный	66,2% (62,4%; 70%)	16,5% (13,2%; 19,5%)	2,2% (1,1%; 3,1%)	0,8% (0,4%; 1,2%)	14,3% (11,6%; 17%)
	Стабильный	22,3% (21,2%; 23,3%)	49,6% (48,2%; 51%)	6,2% (5,6%; 6,7%)	1,2% (1%; 1,4%)	20,7% (19,7%; 21,8%)
	Негативный	9,4% (6,4%; 12,1%)	28,2% (23,6%; 32,6%)	15,5% (11,7%; 19%)	13,6% (9,4%; 17,2%)	33,3% (28,3%; 38,2%)
	Развивающийся	22,2% (18%; 26,2%)	35% (29,9%; 40%)	9,4% (6,2%; 12,3%)	5,6% (2,7%; 7,9%)	27,8% (22,9%; 32,6%)
	На пересмотре	25,3% (19,8%; 30,4%)	18% (12,9%; 22,4%)	11,4% (8,3%; 14,4%)	6,5% (3,4%; 9,1%)	38,8% (32,9%; 44,6%)

Источник: расчеты авторов.

Таблица П2

Устойчивость прогнозов (метод Вальда)

		Повышение рейтинга	Сохранение рейтинга	Понижение рейтинга	Дефолт	Отзыв рейтинга
1 квартал	Позитивный	1,3% (0%; 9,7%)	97,6% (96,3%; 98,9%)	0% (0%; 0%)	0,2% (0%; 8,6%)	0,9% (0%; 9,3%)
	Стабильный	0,1% (0%; 2,4%)	97% (96,6%; 97,4%)	0,1% (0%; 2,4%)	0,1% (0%; 2,4%)	2,6% (0,4%; 4,8%)
	Негативный	0% (0%; 0%)	88,5% (84,6%; 92,3%)	0% (0%; 0%)	3,1% (0%; 14,3%)	8,5% (0%; 19,4%)
	Развивающийся	0,4% (0%; 12,3%)	92,5% (89,3%; 95,8%)	1,9% (0%; 13,7%)	1,5% (0%; 13,4%)	3,7% (0%; 15,5%)
	На пересмотре	5% (0%; 15%)	71,2% (65,7%; 76,7%)	11,4% (1,6%; 21,1%)	1,9% (0%; 12,2%)	10,5% (0,8%; 20,3%)

		Повышение рейтинга	Сохранение рейтинга	Понижение рейтинга	Дефолт	Отзыв рейтинга
2 квартала	Позитивный	11,8% (3,7%; 19,9%)	85,5% (82,2%; 88,8%)	0,2% (0%; 8,8%)	0,2% (0%; 8,8%)	2,3% (0%; 10,9%)
	Стабильный	1,6% (0%; 3,9%)	93,2% (92,6%; 93,8%)	0,8% (0%; 3,1%)	0,3% (0%; 2,6%)	4,1% (1,8%; 6,3%)
	Негативный	0,7% (0%; 12,6%)	80,2% (74,9%; 85,5%)	1,5% (0%; 13,2%)	6,2% (0%; 17,7%)	11,4% (0,2%; 22,5%)
	Развивающийся	1,2% (0%; 13,6%)	84,7% (79,9%; 89,6%)	3,6% (0%; 15,8%)	3,2% (0%; 15,4%)	7,2% (0%; 19,2%)
	На пересмотре	9,4% (0%; 19,4%)	52,4% (45,2%; 59,6%)	15,4% (5,8%; 25%)	3,1% (0%; 13,4%)	19,7% (10,3%; 29%)
4 квартала	Позитивный	55,4% (49,3%; 61,5%)	37,7% (30,5%; 44,9%)	0,6% (0%; 9,7%)	0,4% (0%; 9,5%)	5,8% (0%; 14,6%)
	Стабильный	12,8% (10,6%; 15%)	68,9% (67,5%; 70,2%)	4,9% (2,5%; 7,2%)	0,5% (0%; 2,9%)	12,9% (10,7%; 15,2%)
	Негативный	4,4% (0%; 16,6%)	44,6% (35,3%; 53,8%)	19,7% (8,5%; 30,8%)	8,8% (0%; 20,7%)	22,5% (11,6%; 33,4%)
	Развивающийся	17,3% (5,5%; 29,2%)	48,9% (39,5%; 58,2%)	11,6% (0%; 23,8%)	4,4% (0%; 17,2%)	17,8% (5,9%; 29,6%)
	На пересмотре	16,9% (6,6%; 27,2%)	33,4% (24,2%; 42,6%)	13,2% (2,7%; 23,7%)	6% (0%; 16,9%)	30,5% (21,1%; 39,9%)
6 кварталов	Позитивный	58,8% (52,6%; 65%)	30,4% (22,3%; 38,4%)	1,4% (0%; 11%)	1% (0%; 10,5%)	8,4% (0%; 17,6%)
	Стабильный	14,9% (12,6%; 17,3%)	64,1% (62,6%; 65,6%)	5,4% (2,9%; 7,9%)	0,9% (0%; 3,4%)	14,6% (12,3%; 16,9%)
	Негативный	6,8% (0%; 19,5%)	41,2% (31,1%; 51,3%)	14,9% (2,8%; 27,1%)	10,9% (0%; 23,3%)	26,2% (14,9%; 37,6%)
	Развивающийся	15,4% (2,5%; 28,3%)	46,2% (35,9%; 56,5%)	11,3% (0%; 24,5%)	5,1% (0%; 18,8%)	22,1% (9,7%; 34,4%)
	На пересмотре	20,5% (9,9%; 31,1%)	26% (15,8%; 36,2%)	13,6% (2,5%; 24,6%)	6,2% (0%; 17,7%)	33,7% (24%; 43,4%)
8 кварталов	Позитивный	66,2% (60,3%; 72,1%)	16,5% (7,2%; 25,8%)	2,2% (0%; 12,2%)	0,8% (0%; 11%)	14,3% (4,9%; 23,8%)
	Стабильный	22,3% (19,9%; 24,6%)	49,6% (47,8%; 51,5%)	6,2% (3,6%; 8,7%)	1,2% (0%; 3,8%)	20,7% (18,4%; 23,1%)
	Негативный	9,4% (0%; 22,2%)	28,2% (16,8%; 39,6%)	15,5% (3,1%; 27,8%)	13,6% (1,1%; 26,1%)	33,3% (22,4%; 44,3%)
	Развивающийся	22,2% (9,3%; 35,1%)	35% (23,2%; 46,8%)	9,4% (0%; 23,3%)	5,6% (0%; 19,8%)	27,8% (15,4%; 40,2%)
	На пересмотре	25,3% (14,5%; 36,1%)	18% (6,6%; 29,3%)	11,4% (0%; 23,2%)	6,5% (0%; 18,6%)	38,8% (29%; 48,6%)

Источник: расчеты авторов.

Доверительные интервалы устойчивости рейтингов

В табл. П3 и П4 представлены доверительные интервалы матриц устойчивости кредитных рейтингов на горизонте 1, 2, 4, 6 и 8 кварталов (соответственно 91, 182, 365, 547 и 730 дней), полученные методом МСМС (табл. П3) и Вальда (табл. П4) с 95%-ми доверительными интервалами.

Таблица П3

Устойчивость рейтингов (метод МСМС)

		Повышение рейтинга	Сохранение рейтинга	Понижение рейтинга	Дефолт	Отзыв рейтинга
1 квартал	Вся выборка	0,7% (0,6%; 0,8%)	81,9% (81,2%; 82,6%)	0,5% (0,4%; 0,6%)	2,2% (1,8%; 2,5%)	14,7% (14,1%; 15,2%)
	СКК 3 и выше	0,7% (0,6%; 0,9%)	79,1% (78,3%; 80%)	0,4% (0,3%; 0,5%)	2,4% (2,1%; 2,8%)	17,2% (16,5%; 18%)
	Ниже СКК 3	1,2% (1%; 1,4%)	55% (53,2%; 56,5%)	0,6% (0,4%; 0,8%)	6,1% (5,2%; 7%)	37,1% (35,7%; 38,7%)
2 квартала	Вся выборка	2,6% (2,4%; 2,9%)	77,5% (76,7%; 78,3%)	1,2% (1,1%; 1,4%)	2,5% (2,1%; 2,9%)	16,1% (15,5%; 16,8%)
	СКК 3 и выше	2,8% (2,5%; 3,1%)	75,2% (74,3%; 76,1%)	1,1% (0,9%; 1,2%)	2,5% (2,1%; 2,9%)	18,4% (17,6%; 19,2%)
	Ниже СКК 3	2,5% (2,2%; 2,9%)	51,2% (49,4%; 52,8%)	1,1% (0,9%; 1,4%)	6,9% (5,9%; 7,8%)	38,3% (36,8%; 39,9%)
4 квартала	Вся выборка	13,9% (13,3%; 14,5%)	55,1% (54%; 56,1%)	4,8% (4,4%; 5,1%)	2,9% (2,5%; 3,4%)	23,3% (22,4%; 24,2%)
	СКК 3 и выше	12,9% (12,3%; 13,6%)	56,5% (55,3%; 57,6%)	4% (3,7%; 4,4%)	2,7% (2,3%; 3,2%)	23,8% (22,8%; 24,8%)
	Ниже СКК 3	12,7% (11,8%; 13,5%)	29,7% (28,1%; 31,2%)	4,5% (3,9%; 5%)	7,8% (6,7%; 8,9%)	45,3% (43,6%; 47,2%)
6 кварталов	Вся выборка	15,7% (15%; 16,4%)	50,6% (49,4%; 51,7%)	5% (4,6%; 5,4%)	3,4% (2,9%; 3,9%)	25,2% (24,2%; 26,3%)
	СКК 3 и выше	14,8% (14%; 15,6%)	52,1% (50,7%; 53,3%)	4,3% (3,9%; 4,7%)	3% (2,4%; 3,4%)	25,8% (24,7%; 26,9%)
	Ниже СКК 3	13,5% (12,4%; 14,4%)	26,5% (24,8%; 28,1%)	4,5% (3,9%; 5%)	8,8% (7,4%; 10%)	46,8% (44,9%; 48,8%)
8 кварталов	Вся выборка	21,6% (20,6%; 22,6%)	38,4% (37,1%; 39,7%)	5,5% (5%; 6%)	3,8% (3,2%; 4,4%)	30,6% (29,4%; 31,9%)
	СКК 3 и выше	20,5% (19,4%; 21,5%)	40,8% (39,4%; 42,2%)	4,9% (4,4%; 5,4%)	3,2% (2,7%; 3,7%)	30,6% (29,2%; 31,9%)
	Ниже СКК 3	17,6% (16,2%; 18,9%)	17% (15,5%; 18,4%)	4,5% (3,8%; 5,1%)	9,5% (8,1%; 10,8%)	51,4% (49,4%; 53,6%)

Источник: расчеты авторов.

Таблица П4

Устойчивость рейтингов (метод Вальда)

		Повышение рейтинга	Сохранение рейтинга	Понижение рейтинга	Дефолт	Отзыв рейтинга
1 квартал	Вся выборка	0,7% (0%; 2,6%)	81,9% (81,1%; 82,7%)	0,5% (0%; 0%)	2,2% (0,3%; 4,1%)	14,7% (12,9%; 16,4%)
	СКК 3 и выше	0,7% (0%; 2,9%)	79,1% (78,2%; 80,1%)	0,4% (0%; 2,6%)	2,4% (0,3%; 4,6%)	17,2% (15,3%; 19,2%)
	Ниже СКК 3	1,2% (0%; 0%)	55% (52,8%; 57,1%)	0,6% (0%; 0%)	6,1% (3%; 9,2%)	37,1% (34,6%; 39,7%)

		Повышение рейтинга	Сохранение рейтинга	Понижение рейтинга	Дефолт	Отзыв рейтинга
2 квартала	Вся выборка	2,6% (0,7%; 4,6%)	77,5% (76,6%; 78,4%)	1,2% (0%; 3,2%)	2,5% (0,6%; 4,4%)	16,1% (14,3%; 17,9%)
	СКК 3 и выше	2,8% (0,6%; 5%)	75,2% (74,1%; 76,3%)	1,1% (0%; 3,3%)	2,5% (0,3%; 4,7%)	18,4% (16,4%; 20,4%)
	Ниже СКК 3	2,5% (0%; 5,8%)	51,2% (48,9%; 53,5%)	1,1% (0%; 4,4%)	6,9% (3,7%; 10%)	38,3% (35,7%; 40,9%)
4 квартала	Вся выборка	13,9% (12%; 15,8%)	55,1% (53,7%; 56,4%)	4,8% (2,8%; 6,8%)	2,9% (0,9%; 4,9%)	23,3% (21,5%; 25,1%)
	СКК 3 и выше	12,9% (10,8%; 15,1%)	56,5% (54,9%; 58%)	4% (1,8%; 6,3%)	2,7% (0,5%; 5%)	23,8% (21,8%; 25,8%)
	Ниже СКК 3	12,7% (9,5%; 15,9%)	29,7% (26,8%; 32,6%)	4,5% (1,2%; 7,8%)	7,8% (4,5%; 11,1%)	45,3% (42,8%; 47,8%)
6 кварталов	Вся выборка	15,7% (13,7%; 17,7%)	50,6% (49,1%; 52,1%)	5% (3%; 7,1%)	3,4% (1,3%; 5,5%)	25,2% (23,4%; 27,1%)
	СКК 3 и выше	14,8% (12,6%; 17,1%)	52,1% (50,4%; 53,7%)	4,3% (2%; 6,7%)	3% (0,6%; 5,3%)	25,8% (23,7%; 27,9%)
	Ниже СКК 3	13,5% (10,2%; 16,8%)	26,5% (23,5%; 29,6%)	4,5% (1%; 7,9%)	8,8% (5,4%; 12,1%)	46,8% (44,2%; 49,4%)
8 кварталов	Вся выборка	21,6% (19,7%; 23,6%)	38,4% (36,7%; 40,2%)	5,5% (3,3%; 7,7%)	3,8% (1,6%; 6%)	30,6% (28,8%; 32,5%)
	СКК 3 и выше	20,5% (18,2%; 22,7%)	40,8% (38,9%; 42,8%)	4,9% (2,4%; 7,3%)	3,2% (0,8%; 5,7%)	30,6% (28,5%; 32,6%)
	Ниже СКК 3	17,6% (14,3%; 21%)	17% (13,7%; 20,3%)	4,5% (0,9%; 8,1%)	9,5% (6%; 13%)	51,4% (48,8%; 53,9%)

Источник: расчеты авторов.

Информация об авторах

***Кирилл Михайлович Озеров**, стажер-исследователь научно-учебной лаборатории финансовых инноваций и риск-менеджмента Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики», г. Москва, Российская Федерация; руководитель группы сбора и анализа данных НКО АО НРД, г. Москва, Российская Федерация*

***Ирина Александровна Озерова**, руководитель направления ИТ-валидации моделей ФЛ департамента валидации и управления модельным риском АО «АЛЬФА-БАНК», г. Москва, Российская Федерация*

***Сергей Викторович Кутенко**, управляющий директор — руководитель методологической группы АКРА (АО), г. Москва, Российская Федерация*

Information about the authors

***Kirill M. Ozerov**, Research Assistant of the Laboratory of Financial Innovation and Risk Management, National Research University Higher School of Economics (HSE University), Moscow, Russian Federation; Head of Data Mining and Analysis Group NSD MOEX Group, Moscow, Russian Federation*

***Irina A. Ozerova**, IT Validation Team Lead of the Department of Validation and Model Risk Management, AO "ALFA-BANK", Moscow, Russian Federation*

***Sergey V. Kutenko**, Managing Director — Head of Methodology Group, ACRA (JSC), Moscow, Russian Federation*

Статья поступила в редакцию 14.03.2026
Одобрена после рецензирования 28.07.2026
Принята к публикации 30.09.2026

The article submitted March 14, 2026
Approved after reviewing July 28, 2026
Accepted for publication September 30, 2026