

Модель оценки вероятности отзыва лицензии у российского банка

Д.С. Биджоян,

Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики», Москва, Россия
<https://orcid.org/0000-0002-3668-1691>

АННОТАЦИЯ

В статье рассматривается проблема моделирования и прогнозирования отзыва лицензии банка в зависимости от показателей волатильности макроэкономических переменных. Актуальность этой проблемы обусловлена следующими причинами. Во-первых, Центральный Банк Российской Федерации на сегодняшний день проводит политику очистки банковского сектора от недобросовестных участников рынка предоставления банковских услуг и от банков со слабыми экономическими позициями. Во-вторых, сильные колебания в значениях макроэкономических переменных в течение предыдущих нескольких лет непременно сказываются на финансовом состоянии банка, что является основой для решения об отзыве лицензии.

Цель статьи – разработка модели оценки вероятности отзыва лицензии у российского банка на основе его публичной финансовой отчетности с учетом волатильности макроэкономических переменных.

Автором разработана логистическая регрессионная модель оценки вероятности отзыва лицензии у российского банка с учетом волатильности макроэкономических переменных. Для нивелирования эффекта мультиколлинеарности в данных используется RIDGE модификация логистической регрессионной модели с определенным алгоритмом задания штрафного коэффициента. Модель строится на данных официальной публичной банковской отчетности, о макроэкономических переменных, а также об отзывах лицензий Банком России. Для агрегирования информации и приведения ее в единый формат разработана информационно-логическая модель формирования информационной базы исследования.

Полученная модель оценки вероятности отзыва лицензии у российского банка обладает высокой прогностической способностью. Гипотеза о статистическом отличии от нуля коэффициентов при показателях волатильности макроэкономических переменных принимается на уровнях значимости от 0.01 и выше.

В статье делается вывод о том, что волатильность макроэкономических переменных оказывает существенное влияние на финансовое состояние банка. Банк России учитывает это при принятии решения об отзыве лицензии, так как финансовое состояние является одним из ключевых аспектов. Данный подход может быть использован контрагентами банка при оценивании его надежности.

Ключевые слова: логистическая регрессия; мультиколлинеарность; волатильность макроэкономических переменных; формы банковской отчетности; вероятность отзыва лицензии; порог отсека; статистика Колмогорова-Смирнова; распределение вероятностей

Для цитирования: Биджоян Д.С., Модель оценки вероятности отзыва лицензии у российского банка. *Финансы: теория и практика*. 2018;22(2):26-37. DOI: 10.26794/2587-5671-2018-22-2-26-37

Model for Assessing the Probability of Revocation of a License from the Russian Bank

D.S. Bidzhoyan,

National Research University
"Higher School of Economics", Moscow, Russia
<https://orcid.org/0000-0002-3668-1691>

ABSTRACT

The article deals with the problem of modeling and forecasting the revocation of the bank's license depending on the volatility of macroeconomic variables. The urgency of this problem is due to the following reasons. First, the Central Bank of the Russian Federation today pursues a policy of clearing the banking sector from unscrupulous participants in the banking market and from banks with weak economic positions. Secondly, the strong fluctuations in the values of macroeconomic variables over the previous few years affect the financial condition of the bank, which is the basis for the decision to revoke the license. The purpose of the article is to develop a model for assessing the probability of revocation of a license from the Russian bank on the basis of its public financial statements, taking into account the volatility of macroeconomic variables. The author has developed a logistic regression model for assessing the probability of revocation of a license from the Russian bank taking into account the volatility of macroeconomic variables. To level the effect of multicollinearity in the data, we use RIDGE modification of the logistic regression model with a certain algorithm for setting the penalty factor. The model is based on the data of official public bank statements, data on macroeconomic variables, and data on license revocations by the Bank of Russia as well. To aggregate the information and bring it into a single format, an information and logical model for the formation of the information base of the study is developed. The obtained model for assessing the probability of revocation of a license from the Russian bank has a high prognostic ability. The hypothesis of statistical difference of coefficients from zero is accepted when indicators of volatility of macroeconomic variables were at significance levels of 0.01 and above. The author concluded that the volatility of macroeconomic variables has a significant impact on the financial condition of the bank. The Bank of Russia takes this into account when deciding whether to revoke a license, as the financial condition is one of the key aspects. This approach can be used by the bank's counterparties in assessing its reliability.

Keywords: logistic regression; multicollinearity; volatility of macroeconomic variables; forms of bank statements; probability of license revocation; cut-off threshold; Kolmogorov-Smirnov statistics; probability distribution

For citation: Bidzhoyan D.S. Model for assessing the probability of revocation of a license from the Russian bank. *Finansy: teoriya i praktika = Finance: Theory and Practice*. 2018;22(2):26-37. DOI: 10.26794/2587-5671-2018-22-2-26-37

ВВЕДЕНИЕ

Начиная с 2013 г. Банк России проводит целенаправленную политику очистки банковского сектора от недобросовестных участников на рынке предоставления банковских услуг и от банков, имеющих слабые экономические позиции, которые могут нанести вред интересам их вкладчиков, инвесторов и клиентов. Следствием этого явился тот факт, что за период с 2013 по 2016 г. у почти 400 банков была отозвана лицензия с различной формулировкой¹.

Судя по всему, данная тенденция будет сохраняться еще в течение нескольких лет. Это вызывает озабоченность у представителей бизнеса, которые, согласно п. 2 ст. 861 ГК РФ, как юридические лица обязаны вести взаиморасчеты со своими контрагентами в безналичной форме. Однако, в отличие от физических лиц, чьи вклады застрахованы государством в размере до 1,4 млн руб. (согласно Федеральному закону от 28.11.2003 № 197 «О страховании вкладов физических лиц в банках Российской Федерации») средства и депозиты юридических лиц никак не застрахованы государством. Поэтому при отзыве

¹ Источник информации: сайт www.banki.ru.

лицензии у банка, в первую очередь, убытки несут юридические лица. Вследствие всего вышесказанного, прогнозирование вероятности отзыва лицензии у банков России на основе оценки их финансового состояния особенно актуально для юридических лиц, являющихся клиентами банка.

На сегодняшний день научным сообществом разработано огромное количество моделей, решающих задачу оценки и прогнозирования финансового состояния банка. Они базируются на различных подходах и методах. Условно их можно разделить на четыре категории:

1. Модели оценки вероятности дефолта банка.
2. Модели рейтингов.
3. Модели процентных ставок.
4. Модели оценки технической эффективности банков.

Классификация методов и подходов к анализу банкротства банков представлена в работе О. Егорова [1]. Однако наибольшей популярностью среди научного сообщества пользуются модели оценки вероятности дефолта банка и модели рейтингов. Их суть заключается в построении классификационных моделей бинарного выбора, где зависимая переменная является дискретной и принимает только два значения: «0» — если банк в указанный период времени продолжал функционировать; «1» — если банк в указанный период времени потерпел дефолт.

Цель данных моделей — прогнозирование вероятности наступления дефолта банка в будущие периоды. Задача классификации банков на две группы (дефолт / не дефолт) может решаться множеством способов. Это — параметрические методы (логит, пробит, cloglog, дискриминантный анализ), методы машинного обучения (Support vector machine SVM, k nearest neighbors, деревья решений и др.), методы интеллектуального анализа (нейронные сети) и др. Однако наибольшую популярность в силу простоты реализации и высокой прогностической способности получили обычные параметрические методы, в частности, логит-модель. Логистическая регрессия использовалась в ряде зарубежных работ по оценке финансового состояния банка [2, 3]. В работе В. Abiola, О. Felicia, А. Folasade [4] использовался метод анализа выживаемости для анализа банкротства банков.

Проблема прогнозирования финансового состояния банка исследуется также и российскими учеными. В работе А. Кострова и А. Карминского [5] разработан подход для оценки вероятности дефолта российских банков с отрицательным капиталом. Полученная модель отличается высокой предсказательной способностью в долгосрочном периоде.

В работе R. Calabrese и P. Giudici [6] значимыми считались исключительно макроэкономические переменные при включении в модель поглощенных банков. В противном случае, при не включении в модель поглощенных банков, значимыми оказывались только переменные, характеризующие финансовое состояние банка.

Влияние макроэкономических переменных на финансовое состояние корпоративных заемщиков банка также проанализировано в работе К. Тотьямина [7]. Автором показано, что включение макроэкономических переменных в модель оценки вероятности дефолта корпоративных заемщиков позволяет существенно улучшить модель для целей риск-менеджмента.

Особенностью моделирования дефолта банка является сильная несбалансированность данных, т.е. серьезное доминирование представителей одной группы над представителями другой. В пакете “CARET” в R-environment для решения данной проблемы реализован ряд алгоритмов. Согласно первому алгоритму количество наблюдений доминирующего класса уменьшается, согласно второму — генерируются дополнительные наблюдения для редкого класса.

В работе А. Пересецкого [8] проблему несбалансированности предлагается решать путем проведения процедуры «прореживания», которая позволяет сбалансировать данные за счет формирования выборки методом отбора наблюдений через каждые четыре квартала.

В работе А. Карминского, А. Кострова, Т. Мурзенкова [9] выборка формируется следующим образом: включаются все дефолтные банки и такое же количество случайно отобранных действующих банков. Процедура повторяется тысячу итераций, в каждой из которых проверяется знак перед коэффициентом для каждой переменной, включенной в модель. В результате было показано, что знаки перед коэффициентами постоянны и не зависят от конкретной выборки.

В работе А. Карминского, А. Кострова [10] также построены модели оценки вероятности дефолта российских банков. Дано определение понятию «дефолт», представлены критерии, по которому банк признается дефолтным.

Рейтинговые модели позволяют на основе моделей упорядоченного множественного выбора спрогнозировать возможный рейтинг банков, не вошедших в рейтинг ведущих международных или российских рейтинговых агентств. Для моделирования рейтингов используются либо вероятность дефолта, либо потери при дефолте, либо оба показателя [11]. Существует ряд работ по сопоставлению рейтингов различных рейтинговых агентств. В одних утверждается отсутствие систематического различия между рейтингами

Таблица 1 / Table 1

Статистика по причинам отзывает лицензий / Statistics of license revocation reasons

Причины / Reasons	Экономические / Economic	Отмывание денег / Money laundering	Аннулирование или присоединение / Cancellation or accession
Процент от общего числа отзывает	60%	26%	14%

Источник / Source: составлено автором / compiled by the author.

[12, 13]. В других доказываются различия в значениях рейтингов различных рейтинговых агентств [14].

В работе А. Пересецкого, А. Живайкина [15] были построены модели оценки вероятности отзыва лицензии и модели множественного выбора для рейтингов 11 рейтинговых компаний на основе публичной финансовой отчетности, а также макроэкономических переменных. Показано, что результаты полученных моделей, а именно, латентные зависимые переменные двух типов моделей коррелируют между собой.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

В предыдущих работах оценивалась, как правило, вероятность дефолта банка, что означало оценку его финансового состояния. Следует отметить, что наблюдаются случаи, когда у банка при его неудовлетворительном финансовом состоянии лицензия не была отозвана и наоборот есть случаи, когда лицензия отзывается у банка с удовлетворительным финансовым состоянием. Действительно, причиной отзыва лицензии наряду с неудовлетворительным финансовым состоянием могут служить и другие факторы, никак не связанные или частично связанные с ним. Таким образом, оценка вероятности дефолта банка не является достаточной для того, чтобы предсказать отзыв лицензии. Для всестороннего учета всех причин отзыва лицензии следует построить модель оценки вероятности отзыва лицензии. Но в большинстве своем Банк России опирается на финансовое состояние банка. Такое предположение следует из статистики по причинам отзывает лицензий за период с 2004 по 2016 г., которая приведена в табл. 1.

Оценка финансового состояния банка необходима, но недостаточна для прогнозирования отзыва лицензии. Именно поэтому задача оценки вероятности отзыва лицензии в зависимости от финансовых показателей банка является актуальной.

Осложняющим фактором для проведения анализа является информационная ограниченность официальной публичной финансовой отчетности, поскольку банки публикуют только малую часть из огромного

количества отчетных форм. Таким образом, особую актуальность представляет собой задача оценки финансового состояния банка на основе публично доступной отчетности, а также данных по макроэкономическим переменным, находящимся в свободном доступе. Соответственно задача создания инструментального решения по сбору и агрегированию данных для анализа деятельности банков является актуальной.

Поскольку предыдущие модели разрабатывались в условиях относительной макроэкономической стабильности, то отсутствовала необходимость учета волатильности макроэкономических переменных. За последние несколько лет ситуация изменилась. Наблюдаются сильные флуктуации макроэкономических переменных, что обуславливает необходимость учета волатильности при моделировании различных экономических явлений, в том числе и при моделировании, и прогнозировании вероятности отзыва лицензии у российских банков на основе данных его финансового состояния. Это особенно актуально, поскольку финансовое состояние коммерческого банка очень чувствительно к изменениям котировок иностранной валюты вследствие того, что, как правило, банк проводит и активные, и пассивные операции в иностранной валюте. Поэтому при наличии сильной волатильности иностранной валюты требуется постоянная переоценка активов и пассивов, что негативно сказывается на финансовых результатах банка.

МЕТОДОЛОГИЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВЕРОЯТНОСТИ ОТЗЫВА ЛИЦЕНЗИИ У РОССИЙСКОГО БАНКА НА ОСНОВЕ ОЦЕНКИ ФИНАНСОВОГО СОСТОЯНИЯ

Важнейшей проблемой при моделировании вероятности дефолта организации является способ представления волатильности макроэкономических переменных. Одним из возможных методов учета динамики является подход, предложенный в работе [16], в котором временные ряды биржевых котировок предлагается представить в виде полиномиальной регрессии, где в качестве независимой переменной служит время t .

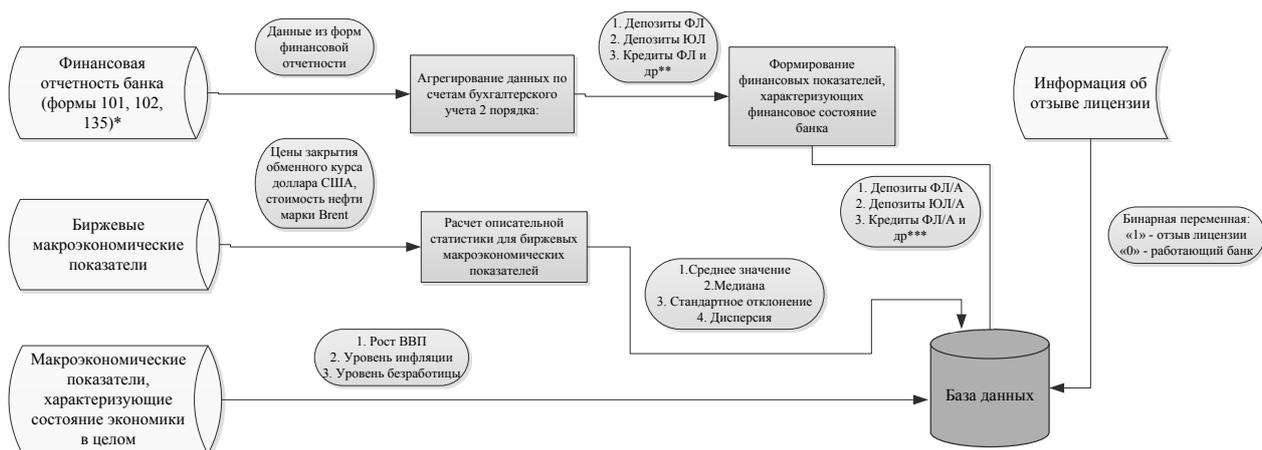


Рис. 1 / Fig. 1. Информационно-логическая модель формирования информационной базы исследования / Information and logical model of formation of the research information base

Источник / Source: составлено автором / compiled by the author.

$$x(t) = \alpha_0^i + \alpha_1^i t + \alpha_2^i t^2 + \dots + \alpha_j^i t^j + \dots + \alpha_n^i t^n + \varepsilon_t^i, \quad (1)$$

где t — фактор времени; x — обменный курс доллара США / стоимость барреля нефти марки Brent; α_0^i — свободный член функции за год i ; α_j^i — коэффициенты при факторах времени за год i , $j = 1, n$ n — число предикторов. Предполагается, что коэффициенты при полиномах α_0^i и α_j^i будут достаточно точно описывать моделируемую переменную в течение анализируемого периода. Данный подход был реализован в работе [17]. Однако он имеет ряд недостатков. Во-первых, для точного описания динамики использовались полиномы высоких степеней; во-вторых, необходимо учитывать все коэффициенты полинома, которые трудно интерпретируемы.

При прогнозировании отзыва лицензии на основе анализа финансового состояния банка исследователи и аналитики могут опираться на открытые информационные источники, которыми являются отчеты банков, публикуемые на официальном сайте Банка России, макроэкономические показатели, а также информация о биржевых котировках. На сайте Банка России информация о банках, характеризующих его финансовое состояние, представлена четырьмя формами отчетности:

- 1) форма 101 «Данные оборотной ведомости по счетам бухгалтерского учета», представляемая ежемесячно;
- 2) форма 102 «Отчет о прибылях и убытках», представляемая ежеквартально;
- 3) форма 123 «Расчет собственных средств (капитала) («Базель III»)», представляемая ежемесячно²;

² До 2014 г. действовала форма отчетности 134 «Расчет собственных средств (капитала)».

4) форма 135 «Информация об обязательных нормативах», представляемая ежемесячно.

Сведения о макроэкономических переменных содержатся на официальном сайте Государственного комитета статистики (www.gks.ru), в то время как сведения о биржевых котировках — на сайте www.finam.ru, информация об отзывах лицензии — на сайте www.banki.ru с указанием даты отзыва лицензии.

В данной работе для характеристики волатильности макроэкономических переменных предлагается использовать стандартное отклонение и дисперсию.

Для проведения анализа вся информация, содержащаяся в вышеперечисленных источниках, требует приведения к соответствующему виду. На рис. 1 представлена общая информационно-логическая модель формирования информационной базы исследования.

Наибольшую сложность вызывает агрегирование информации из официальной публичной финансовой отчетности банка, поскольку форма 101 структурирована на основе огромного количества счетов бухгалтерского баланса, а в основе структуры форм 102 и 123 лежат символы.

Схема агрегирования счета бухгалтерского баланса представлена в Вестнике Банка России № 73 (1907) от 16.08.2017, страница 18³. Поскольку «Отчет о прибылях и убытках» и данные о ВВП публикуются ежеквартально, а остальные формы отчетности ежемесячно, то наименьшим анализируемым периодом может быть квартал.

Таким образом, информационная база исследования содержит следующие переменные, характеризующие финансовое состояние банка:

³ URL: http://www.cbr.ru/publ/Vestnik/ves170816_073.pdf (дата обращения: 13.04.2018).

- депозиты ЮЛ/А (здесь и далее А — активы всего, ЮЛ — юридическое лицо);
- депозиты ФЛ/А (здесь и далее ФЛ — физическое лицо);
- средства ЮЛ/А;
- МБК привлеченные/А (здесь и далее МБК — межбанковский кредит);
- МБК размещенные/А;
- кредиты ФЛ/А;
- кредиты ЮЛ/А;
- основные средства/А;
- объем кассы/А;
- счет в ЦБ/А;
- ценные бумаги/А;
- Ностро/А, Лоро/А⁴;
- просроченная задолженность/кредиты всего;
- кредиты от ЦБ/А;
- РВПС⁵/кредиты всего;
- Ln (активы всего);
- активы под риском 0/А;
- высоколиквидные активы/А;
- ликвидные активы/А;
- административно-управленческие расходы/А;
- ЧПД/А, ЧОД/А, ЧКД/А⁶;
- чистая прибыль/А;
- норматив достаточности капитала H_1 ;
- норматив мгновенной ликвидности H_2 ;
- норматив текущей ликвидности H_3 ;
- норматив долгосрочной ликвидности H_4 .

Макроэкономическое окружение представлено следующими переменными:

- ИПЦ⁷ текущего квартала к соответствующему кварталу прошлого года (в %);
- прирост ВВП текущего квартала к соответствующему кварталу прошлого года (в %);
- уровень безработицы (в %);
- среднее значение стоимости барреля нефти марки Brent;
- стандартное отклонение стоимости барреля нефти марки Brent;
- дисперсия стоимости барреля нефти марки Brent;
- среднее значение ставки RUONIA⁸;
- стандартное отклонение ставки RUONIA;

⁴ НОСТРО — корреспондентский счет анализируемого банка в других банках; ЛОРО — корреспондентский счет других банков в анализируемом банке.

⁵ РВПС — резервы на возможные потери по ссудам.

⁶ ЧПД — чистый процентный доход, ЧОД — чистый операционный доход, ЧКД — чистый комиссионный доход.

⁷ ИПЦ — индекс потребительских цен.

⁸ RUONIA — Ruble overnight index average — ставка на рынке МБК по депозитам овернайт (1 день).

- дисперсия ставки RUONIA;
- среднее значение обменного курса доллара США;
- стандартное отклонение обменного курса доллара США;
- дисперсия обменного курса доллара США.

Для построения модели используются квартальные данные за период с I квартала 2012 г. по IV квартал 2016 г. Информационная база исследования составляет 15 439 наблюдений и 43 переменные, из которых 13 характеризуют макроэкономическое окружение, а 30 — финансовые показатели банка. Зависимая переменная принимает два значения: «0» — банк продолжает функционировать, «1» — у банка отозвана лицензия.

Оценка вероятности отзыва лицензии проводится на основе логистической регрессионной модели:

$$P(Y = 1|X) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}}, \quad (2)$$

где: x' — вектор переменных, характеризующих финансовое состояние банка, а также макроэкономические переменные; β — вектор коэффициентов, которые необходимо оценить методом максимального правдоподобия. Однако в данных присутствует сильная мультиколлинеарность, о чем свидетельствуют высокие значения

показателей $VIF = \frac{1}{1 - R^2}$, (variance inflation factor)

(табл. 2), где R^2 — коэффициент детерминации в регрессии, в котором в качестве зависимой переменной используется один из регрессоров итоговой модели, а в качестве независимых — все остальные переменные, включенные в итоговую модель.

Для проверки гипотезы о квадратичной зависимости между вероятностью отзыва лицензии у российского банка и средним значением обменного курса доллара США в модель вводится переменная «Квадрат среднего значения обменного курса доллара США».

Поскольку значения VIF у вышеперечисленных показателей превышают допустимый уровень, равный 8, считается, что в данных присутствует мультиколлинеарность. Она имеет негативные последствия для коэффициентов, т.е. дисперсия оценки будет высокой. При добавлении одного наблюдения коэффициент перед переменной может сильно измениться вплоть до смены знака, что вызывает трудность интерпретации полученного результата.

Чем выше показатель VIF , тем выше мультиколлинеарность между данными. Для решения проблемы мультиколлинеарности автор предлагает построение RIDGE логистической регрессии, для оценки которой

Значения VIF (variance inflation factor) у коррелированных переменных / VIF values of correlated variables

Переменная / Variable	VIF (variance inflation factor)
Среднее значение обменного курса доллара США / Average United States dollar exchange rate	976,9
Квадрат среднего значения обменного курса доллара США / Square of the average United States dollar exchange rate	669,47
Стандартное отклонение ставки RUONIA / The standard deviation of RUONIA rate	119,74
Среднее значение стоимости барреля нефти марки Brent / Average value of a barrel of Brent crude oil	95,18
Дисперсия ставки RUONIA / Dispersion of RUONIA rates	79,92
Дисперсия стоимости барреля нефти марки Brent / Dispersion of the value of a barrel of Brent crude oil	46,83
Стандартное отклонение стоимости барреля нефти марки Brent / Standard deviation of the value of a barrel of Brent crude oil	37,08
Среднее значение ставки RUONIA / Average value of RUONIA rate	11,94
Стандартное отклонение обменного курса доллара США / Standard deviation of the exchange rate of the US dollar	9.13

Источник / Source: составлено автором / compiled by the author.

требуется модификация стандартной функции максимального правдоподобия путем добавления штрафа в виде суммы квадратов коэффициентов модели, умноженной на штрафной коэффициент λ . Функция правдоподобия выглядит следующим образом:

$$\ln(L) = \sum_{i=1}^n \left[\begin{matrix} y_i \ln(F(\beta x'_i)) + \\ + (1 - y_i) \ln(1 - F(\beta x'_i)) \end{matrix} \right] - \lambda \sum_{j=1}^m \beta_j^2, \quad (3)$$

где L — значение правдоподобия; $F(\cdot)$ — логистическая функция распределения; x' — вектор переменных, характеризующих финансовое состояние банка, а также макроэкономические переменные; β — вектор коэффициентов при независимых переменных модели; y — зависимая бинарная переменная; i — индекс наблюдения, $i = 1 \dots n$, n — количество наблюдений; $\lambda \in (0; 1]$ — штрафной коэффициент; j — индекс независимой переменной, $j = 1 \dots m$, где m — количество переменных, включенных в модель.

Оценка методом максимального правдоподобия осуществляется путем расчета производной по оцениваемому параметру с дальнейшим приравниванием к нулю производной. Однако в случае с логистической регрессией первая производная получается слишком сложной и нет возможности расчета коэффициента. Поэтому применяется итерационный подход к оценке параметров — алгоритм Рафсона-Ньютона, который выполняется в следующей последовательности:

1) задается начальное значение коэффициентов β ;

2) выполняется расчет $\beta_{n+1} = \beta_n - \frac{\ln L(\beta_n)}{\ln L'(\beta_n)}$ до

тех пор, пока не выполнится условие $|\beta_{n+1} - \beta_n| < \varepsilon$

или $|\ln L'(\beta_{n+1})| < \varepsilon$ (задается автоматически).

Данный алгоритм запрограммирован в стандартных статистических пакетах. Преимуществом данного алгоритма является то обстоятельство, что конечный результат не зависит от случайно выбранного начального значения коэффициентов β .

Выборка была разделена случайным образом на обучающую и тестовую с помощью пакета “CARET” в среде программирования R-studio в пропорции 70:30. Таким образом, обучающая выборка составила 10977 наблюдений, из которых у 235 банков была отозвана лицензия, тестовая выборка составила 4462 наблюдения, из которых только у 97 банков была отозвана лицензия. Моделирование проводилось с использованием пакета “RIDGE”. Результаты моделирования представлены в табл. 3.

Штрафной коэффициент выбирался по формуле

$$\lambda = \frac{k}{\hat{\beta} \hat{\beta}}, = 0,01007, \text{ где } k \text{ — количество оцениваемых}$$

параметров в модели; $\hat{\beta}$ — оцененные параметры обычной логистической регрессии. Данный подход

Таблица 3 / Table 3

Результаты моделирования / Model results

Переменная / Variable	Коэффициент / Coefficient
Депозиты_ФЛ/А / Deposits/A	1,944***
МБК_Разм/А / Interbank loans granted/A	-4,136**
Кредиты_ФЛ/А / Credits/A	-1,263*
Ценные_бумаги/А / Securities / A	-3,108***
Ностро/А / Nostro account/A	-7,428***
Резервы/Кредиты всего / Total Reserve/Credits	4,041***
ln(Активы всего) / ln(Assets total)	-0,2191**
Высоколиквидные_активы/А / Highly liquid asset/A	-1,594*
АУР/А / Administrative and managerial expenses/A	9,608**
ЧОД/А / Net operative revenue / A	-7,223**
Чистая_прибыль/А / Net profit / A	4,7815**
ЧПД/А / Net percent revenue / A	-6,020
Норматив Н1 / Normative Н1	-0,020*
Норматив Н3 / Normative Н3	-0,006***
Норматив Н4 / Normative Н4	-0,012***
Среднее значение стоимости барреля нефти марки Brent / Average value of a barrel of Brent crude oil	0,103**
Стандартное отклонение стоимости барреля нефти марки Brent / Standard deviation of the value of a barrel of Brent crude oil	-0,728*
Дисперсия стоимости барреля нефти марки Brent / Dispersion of the value of a barrel of Brent crude oil	0,0567*
Среднее значение ставки RUONIA / Average value of RUONIA rate	0,175
Стандартное отклонение ставки RUONIA / Standard deviation of the rate RUONIA	-3,305**
Дисперсия ставки RUONIA / Dispersion of RUONIA rates	0,385*
Среднее значение обменного курса доллара США / Average US dollar exchange rate	0,693***
Квадрат среднего значения обменного курса доллара США / Square of the average US dollar exchange rate	-0,005***
Стандартное отклонение обменного курса доллара США / Standard deviation of the exchange rate of the US dollar	0,431**
Уровень безработицы / Unemployment rate	1,794***

Коды значимости / Significance codes: 0 '***', 0,001 '**', 0,01 '*', 0,05 '.', 0,1 ' ', 1.

Источник / Source: составлено автором / compiled by the author.

был предложен в работе [18]. Стандартные ошибки рассчитывались по алгоритму, разработанному в работе [19].

Гипотеза о том, что коэффициенты при показателях волатильности макроэкономических переменных статистически отличны от нуля на уровнях значимости от 0,01 до 0,001 и выше. Также подтверждается гипотеза о том, что существует квадратичная зависимость вероятности отзыва лицензии от среднего значения обменного курса доллара США.

Особенностью задачи моделирования отзыва лицензии у банка с учетом динамики изменения показателей является так называемая редкость событий.

В анализируемой выборке только у 2,5% банков была отозвана лицензия. Это обстоятельство порождает сложности в выборе порога отсеечения, относительно которого следует проводить классификацию банков. На рис. 2 изображен график зависимости общей точности модели в зависимости от значения порога отсеечения. Согласно концепции максимизации общей точности модели следует выбрать достаточно большое значение порога отсеечения, и все банки классифицируются как «функционирующие» и, таким образом, достигается общая точность в 97,5%.

Однако такой подход не позволяет выявить группы банков, у которых может быть отозвана лицензия,

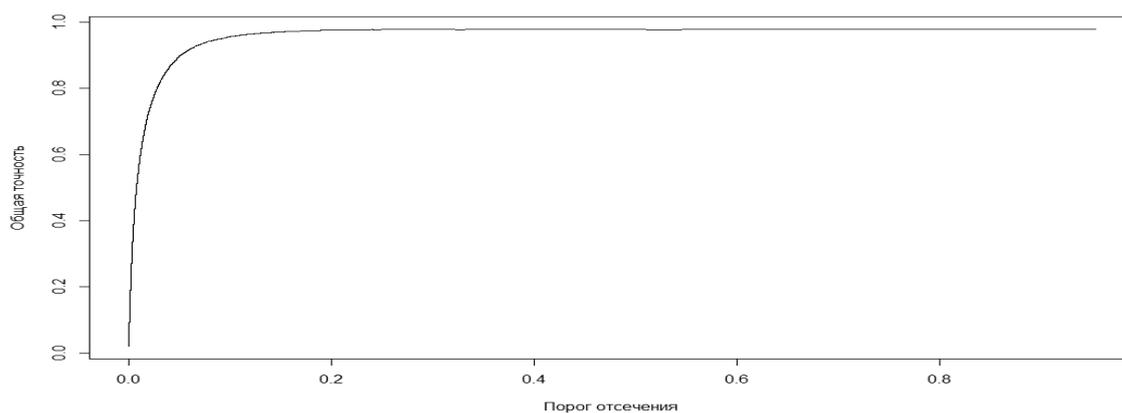


Рис. 2 / Fig. 2. Зависимость общей точности модели от значения порога отсеечения / Dependence of the general accuracy of the model on the value of the cut-off threshold

Источник / Source: составлено автором / compiled by the author.

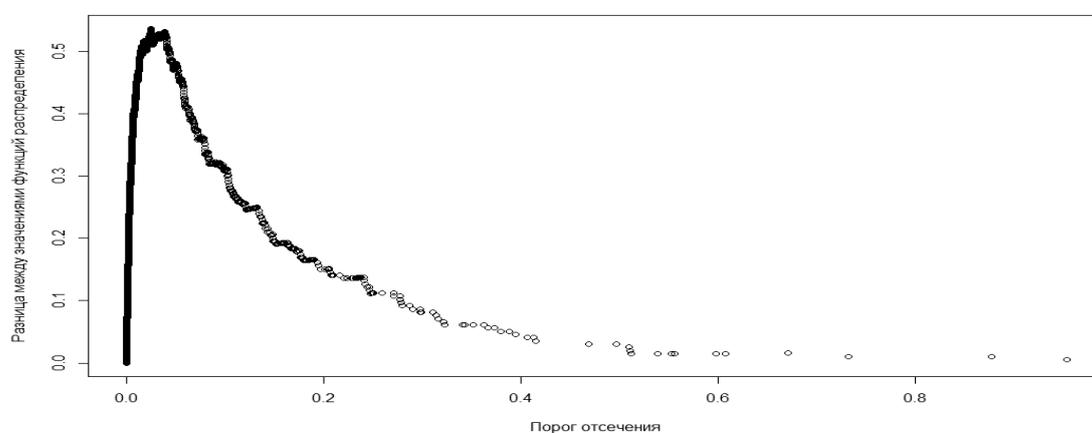


Рис. 3 / Fig. 3. Зависимость разницы между распределениями вероятностей для групп банков от значения порога отсеечения / Dependence of the difference between probability distributions for groups of banks on the threshold value

Источник / Source: составлено автором / compiled by the author.

поэтому следует применить иной подход для определения порога отсеечения.

В работе [20] предложен подход определения оптимального значения порога отсеечения с помощью симуляции методом Монте-Карло в моделях бинарного выбора при несбалансированных данных. Показано, что порог отсеечения, полученный с помощью данного подхода, обладает лучшей разделяющей способностью, чем порог отсеечения, определенный с помощью классических методов максимизации точности.

В данной работе для решения проблемы определения величины порога отсеечения предлагается использовать статистику Колмогорова-Смирнова, согласно которой наибольшей разделяющей способностью обладает то значение порога отсеечения, при котором наблюдается максимальная разность между функциями распределения вероятности отзыва лицензии у «функционирующих банков» и банков с отозванной лицензией. На рис. 3 представлен график изменения значения разности между функциями распределе-

ния вероятности отзыва лицензии для двух классов банков в зависимости от значения порога отсеечения. Из графика видно, что при достаточно маленьком значении порога отсеечения достигается максимум разности между распределениями. Таким образом, наибольшей разделяющей способностью обладает порог отсеечения, равный 0,0254011. Дальнейшая классификация проводится относительно выбранного порога отсеечения.

Точность модели определяется значениям трех параметров. Это:

- специфичность — доля правильно предсказанных «функционирующих банков»;
- чувствительность — доля правильно предсказанных банков с отозванной лицензией;
- общая точность — доля правильно предсказанных банков независимо от класса принадлежности банков.

Параметры точности модели на обучающей и тестовой выборках представлены в табл. 4.

Таблица 4 / Table 4

Точность модели на обучающей и тестовой выборках / Model accuracy on training and testing samples

	Обучающая выборка / Training sample	Тестовая выборка / Testing sample
Чувствительность / Sensitivity	0,765	0,662
Специфичность / Specificity	0,781	0,781
Общая точность / Overall accuracy	0,780	0,778

Источник / Source: составлено автором / compiled by the author.

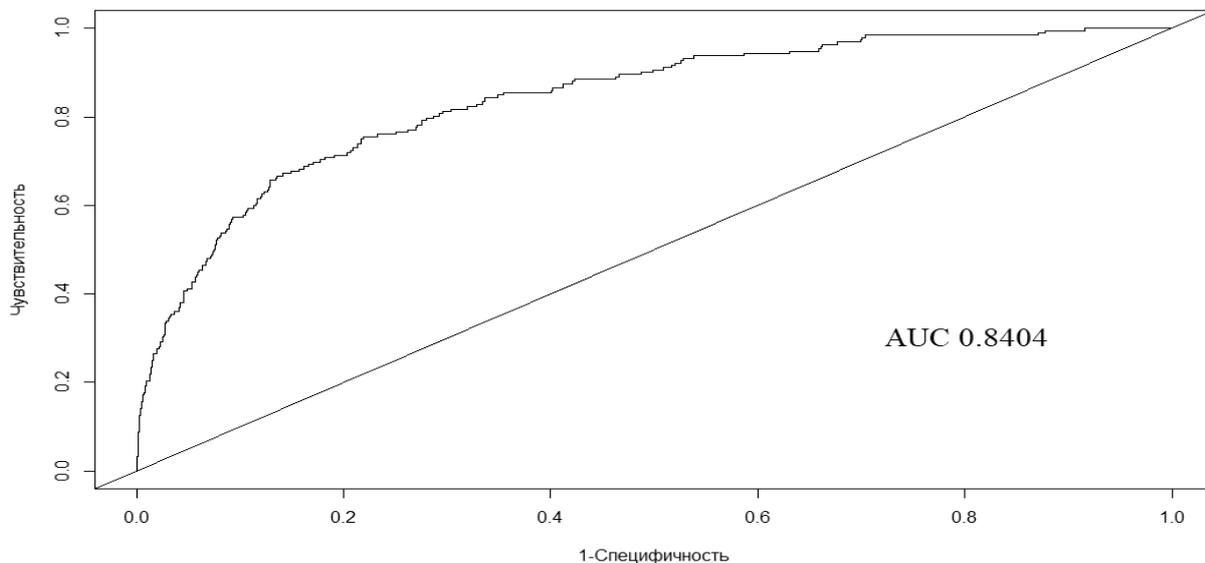


Рис. 4 / Fig. 4. ROC-кривая модели / Model's ROC-curve

Источник / Source: составлено автором / compiled by the author.

Таким образом, общая точность модели на обучающей и тестовой выборках приблизительно одинакова и составляет 78%. Однако доля банков с правильно предсказанным отзывом лицензии (чувствительность) на тестовой выборке составляет всего 66%. Такое низкое значение объясняется тем фактом, что причина отзыва лицензии у неверно классифицированных банков, в большинстве своем, не является экономической. Так, у 26 из 32 неправильно классифицированных банков с отзыванной лицензией причины отзыва лицензии были не экономические. Таким образом, несмотря на низкое значение чувствительности модели на тестовой выборке, можно говорить о ее достаточно высокой прогностической способности. На рис. 4 представлена ROC-кривая модели с индикацией площади под ней (AUC-area under ROC-curve). Площадь под ROC-кривой составляет 0,8404, что означает, что вероятность правильного прогноза вне обучающей и тестовой выборок составляет 84,04%.

Таким образом, полученная модель обладает высокой прогностической способностью и может быть использована инвесторами и клиентами для оценки вероятности отзыва лицензии, базирующейся на оценке финансового состояния банка, что позволит им более обоснованно принимать решение о сотрудничестве с этим банком.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе предложена и апробирована модель оценки вероятности отзыва лицензии у российского банка на основе оценки его финансового состояния, построенная исключительно на данных публичной банковской отчетности и макроэкономических данных с учетом показателей волатильности макроэкономических переменных. Гипотеза о статистическом отличии от нуля коэффициентов при показателях волатильности макроэкономических переменных не отвергается на уровне значимости 0,01. На основе анализа

результатов модели делается вывод о том, что модель обладает высокой прогностической способностью.

Также в данной работе предложено инструментальное решение по сбору и агрегированию данных из публичной банковской отчетности, представленной информационно-логической

моделью формирования информационной базы исследования.

Разработанная модель оценки вероятности отзыва лицензии у российского банка может иметь практическое применение при принятии решения представителями бизнеса по выбору банка, в котором они будут обслуживаться.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Егорова О.Ю. Классификация подходов, моделей и методов диагностики банкротства банков. *Глобальные рынки и финансовый инжиниринг*. 2015;2(3):229–244. DOI: 10.18334/grfi.2.3.1916
2. Fungasova Z., Turk R., Weill L. High liquidity creation and bank failures. IMF Working Paper. 2015;(103). URL: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2015/wp15103.pdf> (дата обращения: 11.04.2018).
3. Gurny P., Gurny M. Comparison of credit scoring models on probability of default estimation of US banks. *Prague Economic Papers*. 2013;22(2):163–181. DOI: <https://doi.org/10.18267/j.pep.446>
4. Babajide A.A., Olokofo F.O., Adegboye F.B. Predicting bank failure in Nigeria using survival analysis approach. *Journal of South African Business Research*. 2015; Article ID 965940. DOI: 10.5171/2015.965940 URL: <http://eprints.covenantuniversity.edu.ng/5427/1/Dr%20Adegboye%20F.%20B%202.pdf> (дата обращения: 11.04.2018).
5. Karminsky A., Kostrov A. The back side of banking in Russia: Forecasting bank failures with negative capital. *International Journal of Computational Economics and Econometrics*. 2017;7(1/2):170–209. DOI: 10.1504/ijcee.2017.10000658
6. Calabrese R., Giudici P. Estimating bank default with generalised extreme value models. DEM Working Paper Series. 2013;(35). URL: <ftp://ftp.repec.org/opt/ReDIF/RePEc/pav/demwpp/DEMWP0035.pdf> (дата обращения: 11.04.2018).
7. Тотьянина К.М. Моделирование вероятности дефолта корпоративных заемщиков с учетом макроэкономической конъюнктуры. *Корпоративные финансы*. 2014;(1):18–30.
8. Пересецкий А. Модели причин отзыва лицензий российских банков. Российская экономическая школа. Препринт. 2010;(085). URL: https://www.nes.ru/dataupload/files/programs/econ/preprints/2010/Peresetsky_2010.pdf (дата обращения: 11.04.2018).
9. Карминский А.М., Костров А.В., Мурзенков Т.Н. Вероятность дефолта банка и ее моделирование. *Финансовая аналитика: проблемы и решения*. 2012;5(41):2–13.
10. Karminsky A., Kostrov A. The probability of default in Russian banking. *Eurasian Economic Review*. 2014;4(1):81–98. DOI: 10.1007/s40822-014-0005-2
11. Карминский А.М. Надо ли регулировать деятельность рейтинговых агентств? *Глобальные рынки и финансовый инжиниринг*. 2014;1(1):25–34. DOI: 10.18334/grfi.1.1.6
12. Пересецкий А.А. Эконометрические методы в дистанционном анализе деятельности российских банков. М.: Изд. дом Высшей школы экономики; 2012. 235 с.
13. Карминский А.М., Сосюрко В.В. Сопоставление банковских рейтингов различных агентств. *Журнал новой экономической ассоциации*. 2011;(12):102–123.
14. Livingston M., Wei J., Zhou L. Moody's and S&P ratings: Are they equivalent? Conservative ratings and split rated bond yields. *Journal of Money, Credit and Banking*. 2010;42(7):1267–1293. DOI: 10.1111/j.1538-4616.2010.00341.x
15. Живайкина А.Д., Пересецкий А.А. Кредитные рейтинги российских банков и отзывы банковских лицензий 2012–2016 гг. *Журнал новой экономической ассоциации*. 2017;(4):49–80.
16. Биджоян Д.С. Подход к прогнозированию финансового состояния предприятия с учетом изменения макроэкономических показателей. *Аудит и финансовый анализ*. 2016;(4):195–200.
17. Bidzhoyan D.S., Bogdanova T.K. Modelling the financial stability of an enterprise taking into account macroeconomic indicators. *Business Informatics*. 2016;(3):30–37. DOI: 10.17323/1998-0663.2016.3.30.37
18. Aguilera A.M., Escabias M., Valderrama M.J. Using principal components for estimating logistic regression with high-dimensional multicollinear data. *Computational Statistics & Data Analysis*. 2006;50(8):1905–1924. DOI: 10.1016/j.csda.2005.03.011
19. Cule E., Vineis P., De Iorio M. Significance testing in ridge regression for genetic data. *BMC Bioinformatics*. 2011;12(1):372. DOI: 10.1186/1471-2105-12-372
20. Calabrese R. Optimal cut-off for rare events and unbalanced misclassification costs. *Journal of Applied Statistics*. 2014;41(8):1678–1693. DOI: 10.1080/02664763.2014.888542

REFERENCES

1. Egorova O. Yu. Classification of approaches, models and diagnostic methods of bank bankruptcy. *Global'nye rynki i finansovy inzhiniring = Global Markets and Financial Engineering*. 2015;2(3):229–244. DOI: 10.18334/grfi.2.3.1916 (In Russ.).
2. Fungasova Z., Turk R., Weill L. High liquidity creation and bank failures. IMF Working Paper. 2015;(103). URL: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2015/wp15103.pdf> (accessed 11.04.2018).
3. Gurny P., Gurny M. Comparison of credit scoring models on probability of default estimation of US banks. *Prague Economic Papers*. 2013;22(2):163–181. DOI: <https://doi.org/10.18267/j.pep.446>
4. Babajide A.A., Olokoyo F. O., Adegboye F.B. Predicting bank failure in Nigeria using survival analysis approach. *Journal of South African Business Research*. 2015; Article ID 965940. DOI: 10.5171/2015.965940 URL: <http://eprints.covenantuniversity.edu.ng/5427/1/Dr%20Adegboye%20F.%20B%202.pdf> (accessed 11.04.2018).
5. Karminsky A., Kostrov A. The back side of banking in Russia: Forecasting bank failures with negative capital. *International Journal of Computational Economics and Econometrics*. 2017;7(1/2):170–209. DOI: 10.1504/ijcee.2017.10000658
6. Calabrese R., Giudici P. Estimating bank default with generalised extreme value models. DEM Working Paper Series. 2013;(35). URL: <ftp://ftp.repec.org/opt/ReDIF/RePEc/pav/demwpp/DEMWP0035.pdf> (accessed 11.04.2018).
7. Tot'myanina K.M. Probability of default models for corporates taking into account macroeconomic situation. *Korporativnye finansy = Journal of Corporate Finance Research*. 2014;(1):18–30. (In Russ.).
8. Peresetsky A. Models of reasons for revocation of licenses of Russian banks. New Economic School. Preprint. 2010;(085). URL: https://www.nes.ru/dataupload/files/programs/econ/preprints/2010/Peresetsky_2010.pdf (accessed 11.04.2018). (In Russ.).
9. Karminsky A.M., Kostrov A.V., Murzenkov T.N. Bank's default probability and its modeling. *Finansovaya analitika: problema i resheniya = Financial Analytics: Science and Experience*. 2012;5(41):2–13. (In Russ.).
10. Karminsky A., Kostrov A. The probability of default in Russian banking. *Eurasian Economic Review*. 2014;4(1):81–98. DOI: 10.1007/s40822-014-0005-2
11. Karminsky A.M. Is it necessary to regulate credit rating agencies? *Global'nye rynki i finansovy inzhiniring = Global Markets and Financial Engineering*. 2014;1(1):25–34. DOI: 10.18334/grfi.1.1.6 (In Russ.).
12. Peresetsky A.A. Econometric methods in remote analysis of Russian banks. Moscow: Publishing House of the Higher School of Economics; 2012. 235 p. (In Russ.).
13. Karminsky A.M., Sosyurko V.V. Comparison of bank credit ratings for various agencies. *Zhurnal novoi ekonomicheskoi assotsiatsii = Journal of the New Economic Association*. 2011;(12):102–123. (In Russ.).
14. Livingston M., Wei J., Zhou L. Moody's and S&P ratings: Are they equivalent? Conservative ratings and split rated bond yields. *Journal of Money, Credit and Banking*. 2010;42(7):1267–1293. DOI: 10.1111/j.1538-4616.2010.00341.x
15. Zhivaikina A.D., Peresetsky A.A. Russian banks credit ratings and bank licenses revocations 2012–2016. *Zhurnal novoi ekonomicheskoi assotsiatsii = Journal of the New Economic Association*. 2017;(4):49–80. (In Russ.).
16. Bidzhoyan D.S. The approach to forecasting the financial condition of an enterprise taking into account changes in macroeconomic indicators. *Audit i finansovy analiz*. 2016;(4):195–200. (In Russ.).
17. Bidzhoyan D.S., Bogdanova T.K. Modelling the financial stability of an enterprise taking into account macroeconomic indicators. *Business Informatics*. 2016;(3):30–37 p. DOI: 10.17323/1998-0663.2016.3.30.37
18. Aguilera A.M., Escabias M., Valderrama M.J. Using principal components for estimating logistic regression with high-dimensional multicollinear data. *Computational Statistics & Data Analysis*. 2006;50(8):1905–1924. DOI: 10.1016/j.csda.2005.03.011
19. Cule E., Vineis P., De Iorio M. Significance testing in ridge regression for genetic data. *BMC Bioinformatics*. 2011;12(1):372. DOI: 10.1186/1471-2105-12-372
20. Calabrese R. Optimal cut-off for rare events and unbalanced misclassification costs. *Journal of Applied Statistics*. 2014;41(8):1678–1693. DOI: 10.1080/02664763.2014.888542

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Давит Саакович Биджоян — аспирант, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва, Россия
bidzhoyan_david@mail.ru

ABOUT THE AUTHOR

Davit S. Bidzhoyan — postgraduate student, National Research University “Higher School of Economics”, Moscow, Russia
bidzhoyan_david@mail.ru