

DOI: 10.18721/JE.11405
УДК 336.71

ОЦЕНКА НАДЕЖНОСТИ БАНКА КАК ОБЪЕКТА ИНВЕСТИРОВАНИЯ

Д.С. Биджоян, Т.К. Богданова, Д.Ю. Неклюдов

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,
г. Москва, Российская Федерация

Предложены подход, позволяющий классифицировать коммерческие банки на банки, у которых велика вероятность отзыва лицензии, и надежные банки, а также информационно-логическая модель определения группы банков (или одного банка) из числа надежных, являющихся привлекательными для вложения инвестиций. Вероятность отзыва лицензии оценивалась с помощью логистической регрессионной модели на основе информационной базы исследования, состоящей из 17559 наблюдений по всем банкам, охватывающей период с I квартала 2012 г. по IV квартал 2017 г. Ввиду наличия в данных мультиколлинеарности применялась RIDGE-модификация с алгоритмом определения штрафного коэффициента. В модель в качестве регрессоров включены показатели волатильности макроэкономических переменных, выраженные в стандартном отклонении и дисперсии макроэкономической переменной внутри рассматриваемого периода. Нулевая гипотеза о статистической незначимости от нуля коэффициентов при показателях волатильности макроэкономических переменных отвергается на различных уровнях значимости. Модель построена в среде программирования R-studio с применением пакета «RIDGE». На основе иерархической кластеризации методом Уорда (в качестве меры расстояния – квадрат Евклидова расстояния) получено одиннадцать кластеров. Приведено краткое описание данных кластеров на основе абсолютных средних значений переменных, а также относительных средних значений финансовых переменных банка. С помощью непараметрического критерия Крускала–Уолисса, позволяющего проводить сравнение средних значений по нескольким группам одновременно, выявлено, что финансовые показатели значительно различаются между собой на высоких уровнях значимости. Результаты проведенного анализа кластеров могут быть в дальнейшем использованы для поддержки принятия решения инвестором о выборе кластера (или банка внутри кластера) для проведения стресс-тестирования кредитного риска (как самого большого источника убытков) с целью инвестирования средств в банки, входящие в выбранный кластер и которые выдержали стресс-тестирование. В дальнейшем по результатам стресс-тестирования кредитного риска можно отобрать из анализируемого кластера те банки, которые являются наиболее устойчивыми к стрессовым событиям и могут в дальнейшем рассматриваться инвестором в качестве объектов инвестиционных вложений.

Ключевые слова: логистическая регрессия, волатильность, финансовое состояние банка, кластеризация, стандартное отклонение, дисперсия, мультиколлинеарность, инвестиции

Ссылка при цитировании: Биджоян Д.С., Богданова Т.К., Неклюдов Д.Ю. Оценка надежности банка как объекта инвестирования // Научно-технические ведомости СПбГПУ. Экономические науки. 2018. Т. 11, № 4. С. 70–84. DOI: 10.18721/JE.11405

EVALUATION OF THE BANK'S RELIABILITY AS AN INVESTMENT OBJECT

D.S. Bidzhoyan, T.K. Bogdanova, D.Yu. Nekludov

National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation

The approach proposed to classify commercial banks into banks that have a high probability of revoking a license and reliable banks, as well as an information and logical model for identifying a group of banks (or one bank) among reliable banks that are attractive for investment. The probability of license revocation was assessed using a logistic regression model based on database, consisting of 17559 observations for all banks, covering the period from Q1 2012 to Q4 2017. In view of the multicollinearity in data, RIDGE modification was applied with the algorithm for determining the penalty coefficient. In the model, the indicators of volatility of macroeconomic variables, expressed in the standard deviation and variance of the macroeconomic variable within the period under review, were included as regressors. The null hypothesis of statistical zero coefficients at volatility indicators of macroeconomic variables is rejected at various significance levels. The model is built in the R-studio programming environment using the «RIDGE» package. Based on the hierarchical clustering by the Ward method (as a measure of the distance – the square of the Euclidean distance) eleven clusters were obtained. In this paper, a brief description of these clusters is presented on the basis of the absolute mean values of the variables, as well as the relative average values of the bank's financial variables. Using the nonparametric Kruskal–Wallis criterion, which makes it possible to compare the average values for several groups simultaneously, it was found that the financial variables differ significantly at high levels of significance. The results of the cluster analysis can be used to support the investor's decision to select a cluster (or a bank within the cluster) to conduct stress testing of credit risk (as the largest source of losses) in order to invest in banks belonging to the selected cluster that have withstood stress testing. In the future, based on the results of stress testing of credit risk, it is possible to select from the analyzed cluster those banks that are the most resistant to stressful events and can later be viewed by the investor as investment objects.

Keywords: logistic regression, volatility, financial statement, clustering, standard deviation, variance, multicollinearity, investments

Citation: D.S. Bidzhoyan, T.K. Bogdanova, D.Yu. Nekludov, Evaluation of the bank's reliability as an investment object, St. Petersburg State Polytechnical University Journal. Economics, 11 (4) (2018) 70–84. DOI: 10.18721/JE.11405

Введение. В настоящее время наблюдаются сильные колебания показателей, характеризующих макроэкономическое окружение, и тех условий, в которых функционируют российские коммерческие банки. Безусловно, нестабильность внешнего окружения оказывает, как правило, отрицательное влияние на финансовое состояние банков. Особенно сильно влияют на финансовое состояние банков такие важные макроэкономические показатели, как обменный курс доллара США, а также стоимость 1 барреля нефти марки Brent. Поскольку экономика России все еще остается сырьевой, несмотря на некоторые попытки ее диверсификации, то наиболее важное значение имеют колебания стоимости

1 барреля нефти марки Brent, так как она считается эталонной маркой. Стоимость других марок нефти, в том числе и российской марки Urals, сильно коррелирована со стоимостью 1 барреля нефти марки Brent. Обменный курс доллара США оказывает сильное влияние на финансовое состояние банков по целому ряду причин, одной из которых является тот факт, что нефть котируется в долларах США. Таким образом, проблема учета показателей волатильности макроэкономических показателей является актуальной.

Актуальность выбранной темы исследования обуславливается также и политикой Банка России по оздоровлению банковского сектора, заключающейся в отзыве лицензий

у банков со слабой экономической позицией и у банков, проводящих операции сомнительного качества. В течение четырех лет практически у 400 банков была отозвана лицензия с различной формулировкой причины отзыва. Данное обстоятельство вызывает обеспокоенность у клиентов и руководства банков, особенно средних и малых, не имеющих значительной государственной поддержки в кризисных ситуациях. Наибольшую обеспокоенность это обстоятельство вызывает у юридических лиц, которые согласно п. 2 ст. 861 ГК РФ обязаны вести взаиморасчеты со своими контрагентами в безналичной форме. Как правило, на расчетных счетах в банках хранятся оборотные средства предприятий, которые необходимы для ведения хозяйственной деятельности. Однако депозиты и средства на счетах предприятий не застрахованы государством, и в случае дефолта банка деньги юридических лиц могут быть потеряны. Вклады физических лиц застрахованы государством в размере 1,4 млн р. согласно ФЗ № 197 от 28.11.2003 «О страховании вкладов физических лиц в банках Российской Федерации».

Проблема анализа финансового состояния банка осложняется ограниченной информацией, находящейся в распоряжении у аналитиков. На сайте Банка России опубликовано только пять из огромного количества отчетных форм. Это является существенным ограничением при анализе финансового состояния банка. Вспомогательную роль в этой ситуации может играть предоставление информации клиентам и инвесторам банка рейтингов банков различными рейтинговыми агентствами. Однако из-за того, что определение рейтинга является для банка платной услугой, не все банки имеют рейтинги. Таким образом, проблема сбора и агрегирования данных в единую базу данных является актуальной.

Однако инвесторов, наряду с прогнозом финансового состояния банка в сложившихся условиях, интересует также и оценка финансового состояния банка при неблагоприятном изменении макроэкономического окружения. На этот вопрос может дать ответ стресс-тестирование, проведение которого позволит клиентам и инвесторам банка получить дополнительную информацию о финансовом состоянии банка.

Целью данного исследования является разработка комплексного инструментария оценки финансового состояния банков на основе открытых источников данных для определения банка (группы банков), надежного для инвестирования средств.

Методика исследования

Системы и модели оценки и прогнозирования финансового состояния банка. Банковский сектор подвергается тщательному надзору и регулированию со стороны центральных банков стран, а также наднациональных организаций, таких как Международный валютный фонд, Всемирный банк, Европейский центральный банк и др. Однако в мировом масштабе рекомендации Базельского комитета по банковскому надзору приняты на законодательном уровне для регулирования банковского сектора¹. Однако на национальном уровне также действуют системы анализа финансового состояния банка. Наибольшей популярностью пользуется система CAMELS, разработанная Федеральной резервной системой США. Название системы является аббревиатурой аспектов банковской деятельности, подвергающиеся анализу: С – капитал, А – активы, М – менеджмент, Е – доходность, L – ликвидность, S – чувствительность. В России реализована аналогичная система, которая закреплена в Указании Банка России № 4336-У от 03.04.2017 г. «Об оценке экономического положения банков».

Весь разработанный инструментарий анализа финансового состояния банка условно можно разделить на несколько групп:

- модели вероятности дефолта банков;
- модели рейтингов рейтинговых агентств;
- модели процентных ставок;
- модели технической эффективности банков;
- стресс-тестирование рисков банка.

Наиболее разработанной областью научных исследований являются модели вероятности дефолта банков. Сегодня существует множество инструментов как эконометрического анализа, так и машинного обучения, позволяющих рассчитывать вероятность дефолта. Однако вследствие простоты использования и интерпретируемости результатов

¹ Так, в Российской Федерации Инструкцией Банка России №180-И приняты минимальные (максимальные) значения различных нормативов, которые коммерческие банки должны выполнять.

наибольшую популярность получили эконометрические модели бинарного выбора. В основном применяются логистическая регрессия и пробит-регрессия [1–4]. Стоит отметить, что были различные модификации данных моделей с целью повышения прогностической способности модели. Для прогнозирования дефолта банков применялись и другие методы, в том числе и методы машинного обучения [5, 6].

Моделирование рейтингов рейтинговых агентств позволяет на основе моделей упорядоченного множественного выбора прогнозировать рейтинг банка, по которому не выставлен рейтинг от ведущих российских и международных рейтинговых агентств [7, 8].

В [9] объединяются результаты модели логистической регрессии и модели множественного выбора рейтингов. Показано, что существует сильная корреляция между латентной переменной бинарной модели вероятности отзыва лицензии и латентной переменной модели упорядоченного множественного выбора рейтингов банков.

Повышение ставок по вкладам физических лиц является индикатором ухудшающегося финансового состояния банка, поскольку система страхования вкладов физических лиц позволяет банкам привлекать во вклады средства физических лиц с более высокими ставками. Именно данное утверждение лежит в основе моделей процентных ставок по вкладам физических лиц, в которых зависимая переменная — это ставки по вкладам, а независимые переменные — финансовые показатели банка. Повышенные прогнозные ставки по вкладам физических лиц могут свидетельствовать о наличии проблем у банка [10, 11].

Модели технической эффективности ставят задачу выявить, насколько эффективно функционирует банк при данных входных параметрах. В случае анализа технической эффективности банков входными параметрами являются средства на пассивных счетах, а выходными — на активных. С помощью определенного алгоритма рассчитывается техническая эффективность работы банка. В основном применяются SFA (Stochastic Frontier Analysis — анализ стохастической границы) и DEA (Data envelopment analysis — анализ среды функционирования) [12, 13].

Как один из действенных инструментов оценки рисков банковской деятельности все

большую популярность приобретает стресс-тестирование рисков банков. Существует несколько определений понятия «стресс-тестирование». Согласно определению Банка международных расчетов стресс-тестирование — это методы, которые используются финансовыми институтами для оценки своей уязвимости по отношению к исключительным, но возможным событиям. Банк России дает определение понятия «стресс-тестирование» в качестве оценки потенциального воздействия на финансовое состояние кредитной организации ряда заданных изменений в факторах риска, которые соответствуют исключительным, но вероятным событиям [14]. Различают два типа стресс-тестирования: *top-down* и *bottom-up*. Согласно первому надзорный орган самостоятельно проводит стресс-тестирование коммерческих банков, в то время как второй подход подразумевает выработку определенного сценария, по которому коммерческие банки сами рассчитывают стресс-тестирование и отправляют его результаты надзорным органам [15–17].

В течение 2017 г. несколько крупных частных банков были подвергнуты санации со стороны Фонда консолидации банковского сектора (ФКБС) по причине нахождения огромных «дыр»² в капитале банков. В связи с этим огромную популярность со стороны инвесторов и клиентов банков имеет вопрос своевременного выявления «дыры» в капитале банка. В [18] предпринята попытка моделирования «дыр» в капитале банка и разработана модель прогнозирования объема «дыр» в капитале банка в зависимости от его финансовых показателей. Также отмечены такие косвенные признаки наличия в капитале банка «дыры», как низкая доля просроченной задолженности при высокой доле резервов на возможные потери, высокая доля в пассивах вкладов физических лиц при низкой доле депозитов юридических лиц, высокая доля кредитов корпоративному сектору и низкая доля розничному сектору. Одним из основных выводов является утверждение, что чем больше банк, тем тщательнее он скрывает «дыру». Предварительный анализ бухгалтерского баланса коммерческого банка «Открытие», который saniруется Фондом консолидации банковского сектора

² Дыра в банке — это отрицательная разность между активами и пассивами.

(ФКБС) по наличию «дыры» в капитале в 188 млрд р. по состоянию на 01.10.2017 г.,³, подтверждает данное утверждение.

В [19] впервые был применен подход учета показателей волатильности макроэкономических переменных, так как быстроизменяющееся в короткие сроки макроэкономическое окружение оказывает непосредственное влияние на финансовое состояние коммерческих банков. Мы предлагаем наряду со средними значениями макроэкономических показателей включать в модель оценки вероятности отзыва лицензии также стандартное отклонение и дисперсию этих показателей. Однако при использовании данного подхода существует проблема мультиколлинеарности показателей волатильности макроэкономических переменных⁴, что негативно сказывается на оценочных значениях коэффициентов. Для борьбы с мультиколлинеарностью в данной модели предложена следующая процедура:

– расчет z-значений стандартного отклонения макроэкономической переменной;

– возведение в квадрат полученных z-значений для включения в модель дисперсии.

Это позволило значительно уменьшить влияние мультиколлинеарности на значение коэффициентов оцененной модели логистической регрессии.

Из-за несбалансированности данных нами предложено решение проблемы выбора оптимального значения порога отсечения по следующей формуле:

$$\sum_{i=1}^n (1 - Y_i) \alpha \hat{Y}_i + Y_i (1 - \alpha) \times (1 - \hat{Y}_i) \rightarrow \min_{\text{cut off}}, \quad (1)$$

где α – отношение инвестора к ошибке рода I; Y_i – реальное значение i -го наблюдения; \hat{Y}_i – прогнозное значение i -го наблюдения; n – число наблюдений. Однако данный подход не всегда дает наилучший результат с точки зрения прогнозной силы модели.

В [20] описывается весь процесс моделирования, начиная от сбора и агрегирования имеющейся в публичной доступности информации в единую базу данных и заканчивая моделированием вероятности отзыва лицен-

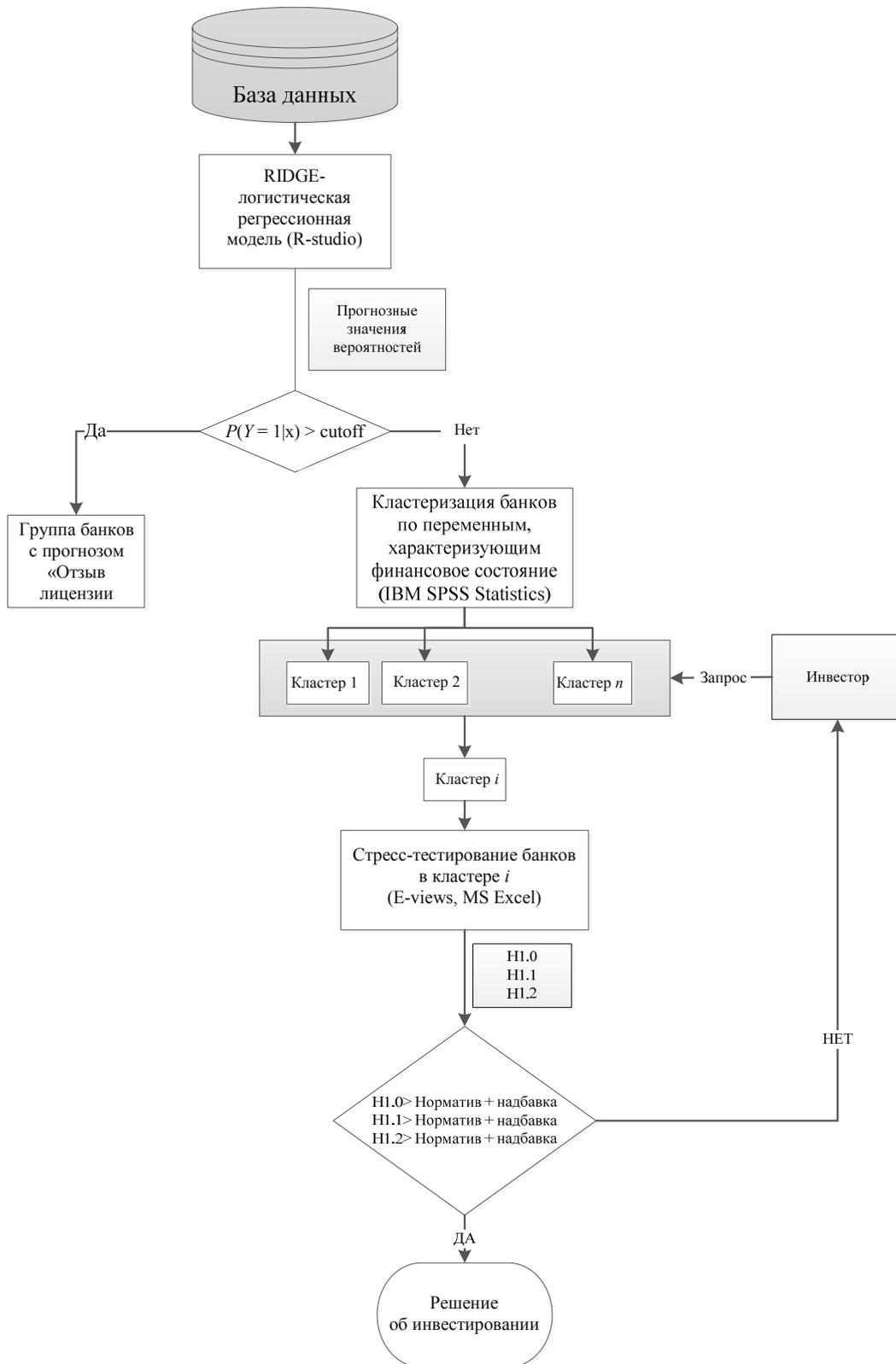
зии у российского банка. Предложена информационно-логическая модель формирования информационной базы исследования, аккумулирующая и агрегирующая в себе информацию из разных источников. Проблема мультиколлинеарности решается путем построения RIDGE-логистической регрессии с определенным алгоритмом расчета штрафного коэффициента λ . Оптимальное значение порога отсечения выбирается с помощью статистики Колмогорова–Смирнова, согласно которой наилучшей разделяющей способностью обладает то значение порога отсечения, при котором разница между функциями распределения группы банков с отозванной лицензией и группы работающих банков максимальна.

Таким образом, комплексный анализ и прогнозирование финансового состояния банка, охватывающее весь процесс – от сбора и агрегирования информации, находящейся в открытом доступе, до выявления банка, надежного для инвестирования, является актуальной задачей. Целью данного исследования является также разработка концептуального решения, позволяющего проводить комплексный анализ финансового состояния российского коммерческого банка, включающего результаты модели логистической регрессии и стресс-тестирования кредитного риска банка.

Инструментарий для выявления банка/группы банков, надежных для инвестирования. Стресс-тестирование банковских рисков является одним из действенных инструментов анализа финансового состояния банка, вследствие чего данный анализ получил популярность среди надзорных и регулирующих органов. Поскольку проведение стресс-тестирования требует больших трудовых и временных затрат, то проведение стресс-тестирования всех коммерческих банков на предмет их устойчивости к кризисным ситуациям представляется невозможным. Актуальной становится проблема выбора набора банков для стресс-тестирования. Нами разработана информационно-логическая модель определения банка/группы банков (см. рисунок), включающая результаты модели оценки вероятности отзыва лицензии у российского коммерческого банка и модели стресс-тестирования кредитного риска у российского коммерческого банка при неблагоприятных макроэкономических условиях.

³ Данные взяты из отчетной формы 0409123 «Расчет собственных средств (капитала) (Базель III)».

⁴ Дисперсия является корнем квадратным стандартного отклонения.



Информационно-логическая модель определения банка/группы банков, надежных для инвестирования
 Informational and logical model for determining a bank / a group of banks that are reliable for investing

На первом шаге строится RIDGE-логистическая регрессионная модель оценки вероятности отзыва лицензии у российского банка с помощью пакета «RIDGE» в программной среде «R-studio». В модель включаются показатели волатильности макроэкономических переменных. В рамках данного этапа строятся четыре модели с лагами от 1 до 4 кварталов. Для каждой модели с помощью статистики Колмогорова–Смирнова рассчитывается оптимальное значение порога отсека. Выбирается модель, имеющая наилучшую прогностическую способность.

По наилучшей модели с точки зрения точности моделирования делается прогноз на следующий период. Относительно выбранного порога банки классифицируются на две группы: банки с отозванной лицензией (вероятность отзыва лицензии больше порога отсека) и банки, имеющие удовлетворительное финансовое состояние (вероятность отзыва лицензии меньше выбранного уровня).

На втором шаге принимается решение о выборе банка или группы банков, которые необходимо подвергнуть стресс-тестированию. Это может быть группа банков (или банк), характеристики которых удовлетворяют запросу инвестора, например:

- розничные банки;
- кэптивные банки⁵;
- универсальные банки;
- банки с иностранным капиталом;
- государственные банки.

Однако в случае отсутствия запроса от инвестора для проведения стресс-тестирования конкретного банка или группы банков, имеющих определенные характеристики, проводится кластеризация банков по их финансовым показателям. Далее инвестор, анализируя результаты кластеризации, выбирает определенный кластер, который в дальнейшем подвергается стресс-тестированию кредитного риска.

На третьем шаге проводится стресс-тестирование кредитного риска кластера банков с использованием программных продуктов E-views и MS Excel. Суть стресс-тестирования заключается в проверке достаточности капитала для покрытия убытков, связанных с ухудшением кредитных портфе-

лей, для выполнения нормативов достаточности капитала и надбавок к нормативам.

Моделирование вероятности отзыва лицензии у российского банка. На основе разработанной информационно-логической модели вероятности отзыва лицензии у российского коммерческого банка, описанной в работе [20], нами сформирована информационная база исследования, охватывающая период с I квартала 2012 г. по IV квартал 2017 г. Зависимая переменная является бинарной, она принимает значение «1», если у банка отозвана лицензия или банк saniруется, и «0», если банк продолжает функционировать. В табл. 1 приведена структура информационной базы исследования в зависимости от количества лагов в модели. Таким образом, за обозначенный период наблюдалось 400 банков, у которых либо отозвали лицензию, либо банк подвергался процедуре санации.

Таблица 1

Структура информационной базы исследования

Structure of the study's information base

Лаг (в кварталах)	Количество наблюдений	Доля банков с отозванной лицензией или подвергнутых процедуре санации, %
1	17559	2,35
2	16115	2,48
3	15211	2,51
4	14315	2,63

В качестве регрессоров используются следующие переменные, характеризующие финансовое состояние банка: депозиты ЮЛ/А; депозиты ФЛ/А; средства ЮЛ/А; МБК_привлеченные/А; МБК_размещенные/А; кредиты ФЛ/А; кредиты ЮЛ/А; основные средства/А; касса/А; счет в ЦБ/А; ценные бумаги/А; ностро/А; просроченная задолженность/кредиты всего; кредиты от ЦБ/А; резервы/кредиты всего; Lп(активы всего); активы под риском 0/А; ликвидные активы/А; высоколиквидные активы/А; АУР/А; ЧКД/А; ЧОД/А; ЧПД/А; Н_{1,0}. Макроэкономическое окружение представлено

⁵ Кэптивные банки – банки, в основном обслуживающие своих акционеров.

следующими переменными: ИПЦ; реальный темп роста ВВП текущего квартала к соответствующего кварталу прошлого года (в %); уровень безработицы (в %); среднее значение стоимости 1 барреля нефти марки Brent; стандартное отклонение стоимости 1 барреля нефти марки Brent; дисперсия стоимости барреля нефти марки Brent; среднее значение ставки RUONIA; стандартное отклонение ставки RUONIA; дисперсия ставки RUONIA; среднее значение обменного курса доллара США; стандартное отклонение обменного курса доллара США; дисперсия обменного курса доллара США.

Обозначения переменных: А – активы, всего; ЮЛ – юридические лица; ФЛ – физические лица; МБК – межбанковские кредиты; АУР – административно-управленческие расходы; ЧКД – чистый комиссионный доход; ЧОД – чистый операционный доход; ЧПД – чистый процентный доход; ИПЦ – индекс потребительских цен; RUONIA (Ruble overnight index average) – ставка на рынке МБК по депозитам овернайт (1 день).

Модель логистической регрессионной модели в общем виде имеет вид:

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

$$z = \beta_0 + \sum_{j=1}^n \beta_j x_j + \sum_{i=1}^l \beta_i m_i + \sum_{k=1}^s \beta_k v_k + \varepsilon.$$

где z – латентная зависимая переменная; β_0 – константа; x_j – показатели, характеризующие финансовое состояние банка; β_j – коэффициент при показателях, характеризующих финансовое состояние банка; $j = \overline{1..n}$, n – количество показателей, характеризующих финансовое состояние банка; m_i – макроэкономическая переменная; β_i – коэффициент при макроэкономической переменной; $i = \overline{1..l}$, l – количество макроэкономических показателей; v_k – показатели волатильности макроэкономических переменных; β_k – коэффициент при показателях волатильности макроэкономических переменных; $k = \overline{1..s}$, s – количество показателей волатильности макроэкономических переменных; ε – остаток латентной зависимой переменной.

В табл. 2 приведена прогнозная точность моделей, отличающихся друг от друга количеством лагов.

Таблица 2

Прогностическая способность моделей с различными лагами

The predictive ability of models with different lags

Лаг (в кварталах)	Специфичность, %	Чувствительность, %	Общая точность, %	AUC
1	76,97	73,07	76,84	0,84
2	71,12	71,10	71,45	0,77
3	62,40	70,10	72,61	0,73
4	68,70	65,70	68,24	0,71

Ввиду наличия мультиколлинеарности в данных строится модель RIDGE-логистической регрессии. Функция оценивания логарифма правдоподобия выглядит следующим образом:

$$\ln(L) = \sum_{i=1}^n [y_i \ln(F(\beta x')) + (1 - y_i) \ln(1 - (F(\beta x')))] - \lambda \sum_{j=1}^m \beta_j^2. \quad (3)$$

Штрафной коэффициент $\lambda = \frac{k}{\hat{\beta}^2} = 0,01671$,

где k – количество оцениваемых параметров в модели; $\hat{\beta}$ – оцененные параметры обычной логистической регрессии. С помощью статистики Колмогорова–Смирнова получено оптимальное значение порога отсека, равное 0,025. В табл. 3 приведены результаты модели с лагом 1 квартал, поскольку прогностическая способность данной модели значительно превалирует над другими моделями.

Как видно из табл. 3, все переменные значимы, и гипотеза о статистическом отличии от нуля коэффициентов при показателях волатильности макроэкономических переменных не отвергается на уровне значимости от 0,1 до 0,01. Среднее значение обменного курса доллара США, так же как и его стандартное отклонение, положительно влияют на вероятность отзыва лицензии. В то же самое время рост среднего значения стоимости 1 барреля нефти марки Brent понижает вероятность отзыва лицензии, а его стандартное отклонение – повышает.

Таблица 3

Значения и значимость коэффициентов модели с лагом 1 квартал

Values and significance of the coefficients of the model with the lag for the 1st quarter

Переменная	Значение и значимость коэффициента
Константа	-3,91
Депозиты ФЛ/А	1,27***
МБК_разм/А	-4,16***
Кредиты ФЛ/А	-1,94***
Ценные бумаги/А	-2,51***
НОСТРО/А	-6,65***
Резервы/кредиты всего	4,31***
ln(активы всего)	-0,26***
Ликвидные активы/А	-2,98***
АУР/А	9,72***
ЧОД/А	-6,39***
ЧПД/А	-6,15*
N1	-0,03***
Среднее значение обменного курса доллара США	0,06*
СКО обменного курса доллара США	0,46*
Дисперсия обменного курса доллара США	-0,06*
Среднее значение стоимости 1 барреля нефти марки Brent	-0,02
СКО стоимости барреля нефти марки Brent	0.12**

Примечания. Коды значимости: *** – 0,001; ** – 0,01; * – 0,05; – 0,1.

СКО – среднеквадратичное отклонение.

На основе вышеописанной модели строится прогноз на 01.01.2018 г. В класс банков, у которых прогнозируется «Отзыв лицензии», попало 120 банков, в то время как в класс банков с прогнозом «Работающий банк» – 334 банка⁶.

⁶ Стоит отметить, что количество банков, по которым был сделан прогноз, меньше общего количества банков, действующих на 01.01.2018 г. Это объясняется пропусками в данных.

Результаты кластеризации банков класса «Работающий банк». На данном этапе выбирается группа банков, которые в дальнейшем должны подвергаться стресс-тестированию кредитного риска с целью выявления достаточности капитала для покрытия убытков при реализации кредитного риска. Группа банков, как уже отмечалось, может быть выбрана инвестором, исходя из личных предпочтений. Однако если у инвестора не сложилось окончательного мнения, какие банки должны быть подвергнуты процедуре стресс-тестирования, предварительно необходимо провести кластеризацию выборки. Анализ полученных кластеров банков и их характеристик позволит инвестору принять окончательное решение: в отношении какого кластера или, возможно, отдельных банков из определенного кластера следует провести процедуру стресс-тестирования. Таким образом, для выборки из 334 банков, у которых вероятность отзыва лицензии ниже установленного порога отсеечения, проведена иерархическая кластеризация по финансовым показателям методом Уорда, в качестве меры расстояния использован квадрат Евклидова расстояния. Анализировался диапазон кластеров от 10 до 15. Для окончательного анализа выбрано 11-кластерное решение, которое характеризует устойчивость полученных кластеров при уменьшении их числа от 15 до 10. Результаты кластеризации приведены в табл. 4.

Таблица 4

Распределение банков по кластерам

Distribution of banks by cluster

Кластер	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Количество банков	63	28	15	10	63	28	45	23	29	14	9

Проведенный анализ с использованием непараметрического теста Крускала–Уоллиса показал, что средние значения показателей в кластерах имеют высокозначимые различия (p -value < 0,0001). Средние значения переменных, характеризующих полученные кластеры, приведены в табл. 5, средние значения относительных показателей – в табл. 6. Все абсолютные показатели в табл. 5 измерены в тыс. руб. за исключением ln(активы всего) – в б/р и $N_{1,0}$ – в %.

Таблица 4

Средние значения переменных в кластерах

Mean values of variables in clusters

Переменная	Кластер 1	Кластер 2	Кластер 3	Кластер 4	Кластер 5	Кластер 6	Кластер 7	Кластер 8	Кластер 9	Кластер 10	Кластер 11
Депозиты ФЛ	19670858	721640152	255597	195432	6468598	3629984	32522038	2274598	1593214	4181566	65709
Депозиты ЮЛ	22868143	482712269	1526493	214398	4705414	9106500	8757366	3875735	3663048	2259162	1433647
Средства ЮЛ	9137974	229036959	628945	170828	3897614	4758902	4740118	2360961	1294181	2406646	946519
МБК привлеченные	14815173	123086569	941088	17280	2012488	1224711	7090997	1034451	1105437	1481244	1812745
МБК размещенные	8251066	180946074	797349	175845	2648750	5092983	4483859	1661309	1345140	2529129	487545
Кредиты ФЛ	11799231	341576621	1716038	70133	3703163	688146	17082101	316706	545942	1238159	44514
Кредиты ЮЛ	29371192	861176774	1088197	682913	7471804	9015487	17528270	5024813	6919708	4616358	2375234
Основные средства	1819849	49101616	172888	209178	703847	429800	3004619	365780	540796	397364	58160
Средства в кассе	1023674	54911100	57105	51857	575592	340410	2007483	193840	164308	599707	63403
Счета в Банке России	4632794	96481705	1847003	354377	3267332	3974074	3702882	1894774	790734	4385763	2475979
Ценные бумаги	10263046	279813542	120666	15692	4476885	3391987	11159473	3126621	2905811	464365	22512
Средства на счетах Нostro	1030448	24281460	119326	42502	434008	1826335	1172261	316707	100443	88749	248021
Просроченная задолженность	2935449	52372011	97004	42591	723189	83843	4201547	2410166	4058229	119943	38725
Средства от Банка России	134785	38694720	0	0	457356	0	45378	0	0	145772	0
Средства на счетах Лoro	491492	11860208	166035	745	459642	491948	124701	334299	41373	115654	131503
Резервы на возможные потери	5921315	132372787	210750	142607	2124272	391093	7096922	1125066	1515927	713616	221960
Активы всего	85613064	2072489860	6697376	1528008	25617407	23054460	68930891	13748814	15920155	13765970	5677642
ln(активы всего)	16,6	20,1	14,5	14,0	16,0	15,2	17,2	15,5	15,0	14,9	14,5
Активы под риском 0	10389953	272097754	2075766	397281	6118960	4881270	11059523	2692991	2538339	7115946	2588991
Ликвидные активы	33331238	433171990	3530611	860428	10969370	10850298	14785759	6393041	3796039	6905010	3374674
Высоколиквидные активы	10360800	212565136	1403086	317972	5210746	5802333	6821750	2914633	1627376	2192904	552567
$H_{1,0}$ (%)	15,6	12,8	47,0	66,7	21,4	41,4	11,0	28,3	35,7	56,7	74,8

Банки, вошедшие в 1-й кластер, характеризуются достаточно высокой долей депозитов в активах всего, как физических (23,0 %), так и юридических лиц (26,7 %). Банки значительно более активно кредитуют юридических лиц, чем физических лиц, о чем свидетельствуют их доли в активах всего – 34,3 и 13,8 % соответственно. Эти банки характеризуются относительно небольшой долей просроченной задолженности (7,1 %) и средней величиной доли резервов на возможные потери в кредитном портфеле. При этом они имеют самую низкую долю активов под риском 0 к активам всего (12,1 %). Этот показатель, так же как и показатель $H_{1,0}$ (15,6 %), свидетельствует о достаточно оптимальном управлении капиталом и активами.

2-й кластер объединяет наиболее крупные банки, о чем свидетельствуют значения основных финансовых показателей, которые превышают показатели ближайших к нему кластеров в диапазоне от 12 до 30 раз, а показатели самых удаленных кластеров – от 1000 до 11000 раз. Об этом же свидетельствуют значения таких показателей, как «Средства в кассе» (54,9 млрд р.). Эти банки имеют государственную поддержку («Средства от Банка России» – 38,7 млрд р.). Данный кластер характеризуется одним из самых высоких значений доли депозитов в активах всего физических лиц (34,8 %) и доли кредитов в активах всего юридических лиц (41,6 %). Это дает основание предполагать, что банки из 2-го кластера активно привлекают денежные

Таблица 5

Средние значения относительных показателей в кластерах

Mean values of relative indicators in clusters

Переменная	Кластер 1	Кластер 2	Кластер 3	Кластер 4	Кластер 5	Кластер 6	Кластер 7	Кластер 8	Кластер 9	Кластер 10	Кластер 11
Депозиты ФЛ/А	23,0	34,8	3,8	12,8	25,3	15,7	47,2	16,5	10,0	30,4	1,2
Депозиты ЮЛ/А	26,7	23,3	22,8	14,0	18,4	39,5	12,7	28,2	23,0	16,4	25,3
Средства ЮЛ/А	10,7	11,1	9,4	11,2	15,2	20,6	6,9	17,2	8,1	17,5	16,7
МБК привлеченные/А	17,3	5,9	14,1	1,1	7,9	5,3	10,3	7,5	6,9	10,8	31,9
МБК размещенные/А	9,6	8,7	11,9	11,5	10,3	22,1	6,5	12,1	8,4	18,4	8,6
Кредиты ФЛ/А	13,8	16,5	25,6	4,6	14,5	3,0	24,8	2,3	3,4	9,0	0,8
Кредиты ЮЛ/А	34,3	41,6	16,2	44,7	29,2	39,1	25,4	36,5	43,5	33,5	41,8
Основные средства/А	2,1	2,4	2,6	13,7	2,7	1,9	4,4	2,7	3,4	2,9	1,0
Средства в кассе/А	1,2	2,6	0,9	3,4	2,2	1,5	2,9	1,4	1,0	4,4	1,1
Счета в Банке России/А	5,4	4,7	27,6	23,2	12,8	17,2	5,4	13,8	5,0	31,9	43,6
Ценные бумаги/А	12,0	13,5	1,8	1,0	17,5	14,7	16,2	22,7	18,3	3,4	0,4
Средства на счетах Ностро/А	1,2	1,2	1,8	2,8	1,7	7,9	1,7	2,3	0,6	0,6	4,4
Доля просроченной задолженности в кредитном портфеле	7,1	4,4	3,5	5,7	6,5	0,9	12,1	45,1	54,4	2,0	1,6
Средства от Банка России/А	0,2	1,9	0,0	0,0	1,8	0,0	0,1	0,0	0,0	1,1	0,0
Средства на счетах Лоро/А	0,6	0,6	2,5	0,0	1,8	2,1	0,2	2,4	0,3	0,8	2,3
Доля резервов в кредитном портфеле	14,4	11,0	7,5	18,9	19,0	4,0	20,5	21,1	20,3	12,2	9,2
Активы под риском 0/А	12,1	13,1	31,0	26,0	23,9	21,2	16,0	19,6	15,9	51,7	45,6
Ликвидные активы/А	38,9	20,9	52,7	56,3	42,8	47,1	21,5	46,5	23,8	50,2	59,4
Высоколиквидные активы/А	12,1	10,3	20,9	20,8	20,3	25,2	9,9	21,2	10,2	15,9	9,7

средства физических лиц во вклады, а кредитуют преимущественно юридических лиц («Кредиты ЮЛ/А» – 41,6 %). Одни из самых низких значений доли просроченной задолженности – 4,4 %, доли резервов на возможные потери в кредитном портфеле – 11,0 %, доли активов под риском 0 к активам всего – 13,1 %; самое низкое значение доли ликвидных активов в активах всего – 20,9 %. На основании этих значений и значения показателя $H_{1,0}$ (12,8 %) можно сделать вывод, что банки, вошедшие в данный кластер, характеризуют оптимальное управление капиталом и активами.

Банки 3-го кластера преимущественно привлекают денежные средства юридических

лиц в депозиты («Депозиты ЮЛ/А» – 22,8 %), тогда как практически не привлекают средства физических лиц («Депозиты ФЛ/А» – 3,8 %). Вместе с тем доля кредитов физическим лицам к активам всего самая высокая среди всех кластеров – 25,6 %, а доля кредитов юридическим лицам – низкая – 16,2 %. При этом доля просроченной задолженности в кредитном портфеле одна из самых низких – 3,5 %. Одна из самых высоких долей средств на счетах Банка России к активам всего – 27,6 % и 0 % – средств от Банка России. Доля резервов у банков данного кластера – одна из самых низких (7,5 %), а доля активов под риском 0 в акти-

вах всего — одна из самых высоких (31,0 %). Учитывая все вышеизложенное и то, что показатель $H_{1,0}$ равен 14 %, можно сделать вывод, что эти банки имеют не самое оптимальное соотношение капитала к активам, взвешенным на риск.

Банки 4-го кластера имеют весьма низкую долю привлечения денежных средств на депозиты к активам всего как физических лиц («Депозиты ФЛ/А» — 12,8 %), так и юридических лиц («Депозиты ЮЛ/А» — 14 %). Доля кредитов физическим лицам к активам одна из самых низких среди всех кластеров — 4,6 %, в то время как доля кредитов к активам всего, выданных юридическим лицам, самая высокая — 44,7 %. При этом они имеют самую высокую долю основных средств в активах всего — 13,7 %. Доля вложений в ценные бумаги в активах всего одна из самых низких — 1,0 %, так же как и доля просроченной задолженности в кредитном портфеле к активам всего — 5,7 %. Одна из самых высоких долей средств на счетах Банка России к активам всего — 23,2 % и 0 % — средств, полученных от Банка России. Доля резервов на возможные потери в кредитном портфеле к активам всего у банков данного кластера одна из самых высоких — 18,9 %, доля активов под риском 0 к активам всего достаточно высока — 26 % и одна из самых высоких долей в активах всего. В данный кластер вошли банки, у которых наименьшее количество активов всего (1,5 млрд р.). Учитывая, что среднее значение показателя $H_{1,0}$ равно 66,7 %, можно сделать вывод, что эти банки имеют далеко не самое оптимальное соотношение капитала к активам, взвешенным на риск.

Банки, вошедшие в 5-й кластер, характеризуются достаточно высокой долей депозитов в активах всего как физических лиц (25,3 %), так и юридических лиц (18,4 %). Банки значительно более активно кредитуют юридических лиц: доля кредитов юридическим лицам в активах всего — 29,2 %, в то время как доля кредитов физическим лицам в активах всего — 14,5 %. Эти банки характеризуются относительно небольшой долей просроченной задолженности (6,5 %) и относительно высокой долей резервов на возможные потери в кредитном портфеле (19,0 %) и ликвидных (42,8 %) и высоколик-

видных (20,3 %) в активах всего. При этом они имеют самую высокую долю активов под риском 0 к активам всего (23,9 %). Банки данного кластера достаточно активно инвестируют в ценные бумаги («Ценные бумаги/А» — 17,5 %). Этот показатель, как и показатель $H_{1,0}$ (21,4 %), свидетельствует о не самом оптимальном управлении капиталом и активами.

Банки, вошедшие в 6-й кластер, характеризуются тем, что они существенно больше привлекают депозиты юридических лиц, о чем свидетельствует показатель «Депозиты ЮЛ/А» — 39,5 %, в то время как «Депозиты ФЛ/А» равен 17,5 %. Что касается кредитной политики, то эти банки преимущественно кредитуют юридических лиц и практически не кредитуют физических лиц. Показатель «Кредиты ЮЛ/А» равен 39,1 %, в то время как «Кредиты ФЛ/А» — 3,0 %. Существенную величину составляют денежные средства на счетах в Банке России (доля средств на счетах в Банке России к активам всего — 17,2 %). О высоком качестве кредитного портфеля свидетельствуют самые низкие доли просроченной задолженности (0,9 %) и резервов на возможные потери (4,0 %) в кредитном портфеле к активам всего. При этом не имеют средств от Банка России 0 %, достаточно высокие доли активов под риском 0 — 21,2 %, ликвидных активов — 47,1 % в активах всего и самая высокая доля высоколиквидных активов в активах всего — 25,2 %. Но при этом среднее значение коэффициента достаточности капитала для банков данного кластера составляет $H_{1,0}$ (41,4 %), что свидетельствует о том, что управление капиталом и активами является не самым оптимальным.

7-й кластер образуют банки, деятельность которых направлена на обслуживание физических лиц. Так, доля депозитов физических лиц к активам составляет 47,2 %, в то время как доля депозитов юридических лиц — 12,7 %. Что касается кредитной политики, то в равной степени эти банки кредитуют как физических («Кредиты ФЛ/А» — 24,8 %), так и юридических лиц («Кредиты ЮЛ/А» — 25,4 %). Банки данного кластера достаточно активно инвестируют в ценные бумаги («Ценные бумаги/А» — 16,2 %). Доля просроченной задолженности в кредитном

портфеле несколько выше, чем у всех рассмотренных ранее кластеров, и составляет 12,1 %. Но доля резервов на возможные потери в кредитном портфеле к активам всего – одна из самых высоких – 20,5 %. Банки, вошедшие в 7-й кластер, имеют наилучшее из всей выборки соотношение капитала к активам, взвешенным на риск (11,0 %). Это свидетельствует об оптимальном управлении капиталом и активами.

Банки 8-го кластера обслуживают в основном юридических лиц. Доля депозитов юридических лиц в активах составляет 28,2 %, в то время как доля депозитов физических лиц в активах всего – 16,5 %. Объем кредитов юридическим лицам (5,02 млрд р.) существенно превышает объем кредитов физическим лицам (316,7 млн р.). Стоит отметить, что качество кредитных портфелей у банков данного кластера – одно из самых низких, о чем свидетельствуют одни из самых высоких долей просроченной задолженности в кредитном портфеле (45,1 %) и резервов на возможные потери по ссудам (21,1 %). Банки данного кластера достаточно активно инвестируют в ценные бумаги («Ценные бумаги/А» – 22,7 %). Среднее значение достаточности капитала составляет 28,3 % от активов, взвешенных на риск, что свидетельствует о не самом оптимальном управлении активами и капиталом. В целом банки данного кластера можно охарактеризовать как рискованные. Однако высокое значение достаточности капитала (21,1 %) позволит в будущем доформировать в нужном объеме резервы на возможные потери по ссудам.

Банки 9-го кластера обслуживают преимущественно юридических лиц. Так, доля депозитов юридических лиц в активах всего составляет 23,0 %, а доля кредитов юридическим лицам к активам всего – 43,5 %. Также банки этого кластера имеют самые высокие доли просроченной задолженности (54,4 %) и резервов на возможные потери (20,3 %) в кредитном портфеле. Объем активов банков 9-го кластера составляет 15,9 млрд р. Эти банки достаточно активно инвестируют в ценные бумаги («Ценные бумаги/А» – 18,3 %). По сравнению с банками из 8-го кластера, эти банки имеют существенно худшее соотношение капитала к активам, взвешенным на риск (35,7 %).

Банки, вошедшие в 10-й кластер, активно привлекают средства как физических, так и юридических лиц. Доля депозитов физических лиц к активам всего – 30,4 %, а юридических лиц к активам всего – 16,4 %. Но кредитуют эти банки преимущественно юридических лиц («Кредиты ЮЛ/А» – 33,5 %, «Кредиты ФЛ/А» – 9,0 %). Качество кредитных портфелей банков этого кластера можно охарактеризовать как высокое. Так, доля просроченной задолженности в кредитном портфеле к активам всего – 2,0 %, а доля резервов на возможные потери к активам всего – 12,2 %. Вместе с тем у банков 10-го кластера – одно из самых высоких значений показателя достаточности капитала – 56,7 %, что свидетельствует о не самом оптимальном управлении капиталом и активами.

Банки из 11-го кластера в основном привлекают средства юридических лиц («Депозиты ЮЛ/А» – 25,3 %, «Депозиты ФЛ/А» – 1,2 %) и кредитуют также преимущественно юридических лиц («Кредиты ЮЛ/А – 41,8 %, «Кредиты ФЛ/А» – 0,8 %). Качество кредитного портфеля достаточно высокое, об этом свидетельствуют значения показателей «Доля просроченной задолженности в кредитном портфеле к активам всего» – 1,6 % и «Доля резервов на возможные потери к активам всего» – 9,2 %. Но самое высокое значение коэффициента достаточности капитала к активам, взвешенным на риск (74,8 %), свидетельствует о недостаточно оптимальном управлении капиталом и активами.

Результаты исследования

1. Построены четыре логистические регрессионные модели, отличающиеся лагами независимых переменных. Наилучшей моделью на основе критерия общей точности выбрана модель с лагом независимых переменных в 1 квартал. Вследствие наличия мультиколлинеарности в данных применена RIDGE-модификация логистической регрессионной модели. Полученная модель обладает высокой прогностической способностью.

2. Проведена кластеризация банков, чья вероятность отзыва лицензии по результатам выбранной модели логистической регрессии оказалась ниже полученного с помощью ста-

тики Колмогорова–Смирнова порога отсечения. Дана характеристика кластеров на основе абсолютных и относительных значений переменных, характеризующих финансовое состояние банка, на основе которых проведена кластеризация.

3. Предложена информационно-логическая модель, позволяющая определить банк или группу банков, финансовое состояние которых признается удовлетворительным с целью дальнейшего инвестирования средств. Банки с вероятностью отзыва лицензии ниже порогового уровня кластеризуются. Далее по запросу инвестора банки выбранного кластера подвергаются процедуре стресс-тестирования кредитного риска.

Выводы.

Таким образом, в данной работе предложен и реализован подход, позволяющий проводить комплексный анализ финансового состояния банка или группы банков с целью выявления наиболее надежных для инвестирования средств.

Для комплексной реализации предложенной информационно-логической модели в дальнейшем необходимо разработать алгоритм стресс-тестирования кредитного риска банков на основе публичной финансовой отчетности с целью выявления банков, устойчивых к ухудшающимся макроэкономическим условиям. Данная процедура позволит провести дополнительную проверку финансового состояния банка при неблагоприятных макроэкономических условиях. Успешно прошедшие стресс-тестирование могут быть рекомендованы к инвестированию.

Однако стресс-тестирование кредитного риска не является исчерпывающей проверкой финансового состояния банка при неблагоприятных макроэкономических условиях, так как немаловажной составляющей банковской деятельности являются ликвидные активы. Соответственно разработка алгоритма стресс-тестирования ликвидности банка является областью будущего исследования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Gurny P., Gurny M. Comparison of credit scoring models on probability of default estimation of US banks // Prague Economic Papers. 2013. No. 22(2).
- [2] Karminsky A., Kostrov A. The back side of banking in Russia: Forecasting bank failures with negative capital // International Journal of Computational Economics and Econometrics. 2014. No. 7 (1/2). P. 170–209.
- [3] Пересецкий А. Модели причин отзыва лицензий российских банков. Российская экономическая школа: [препринт]. 2010. (085).
- [4] Карминский А.М., Костров А.В., Мурзенков Т.Н. Вероятность дефолта банка и ее моделирование // Финансовая аналитика: проблемы и решения. 2012. № 5 (41).
- [5] Calabrese R., Giudici P. Estimating bank default with generalised extreme value models // DEM Working Paper Series. 2013. No. 35.
- [6] 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.
- [7] Карминский А.М., Сосюрко В.В. Сопоставление банковских рейтингов различных агентств // Журнал новой экономической ассоциации. 2011. № 12. С. 102–123.
- [8] 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. No. 42 (7). P. 1267–1293.
- [9] Живайкина А.Д., Пересецкий А.А. Кредитные рейтинги российских банков и отзывы банковских лицензий 2012–2016 гг. // Журнал новой экономической ассоциации. 2017. № 4. С. 49–80.
- [10] Karas A., Pyle W., Schoors K. Sophisticated discipline in a nascent deposit market: Evidence from post-communist Russia // Bank of Finland, BOFIT discussion paper. 2006. No. 13.
- [11] Ungan E., Caner S., Ozyildirim S. Depositor's assessment of bank riskiness in Russian Federation // Journal of Financial Services Research. 2008. Vol. 33, no. 2. P. 77–110.
- [12] Uchida H., Satake M. Market discipline and bank efficiency // Journal of International Financial Market, Institutions and money. 2009. Vol. 19, no. 5. P. 792–902.
- [13] Pasiouras F., Tanna S., Zopounidis C. The impact of banking regulations on bank's cost and efficiency: Cross-country evidence // International review of financial analysis. 2009. No. 18. P. 294–302.
- [14] Blaschke W., Jones M., Majnoni G., Peria S. Stress-testing of Financial Systems: An overview of Issues, Methodologies and FSAP Experiences // IMF Working paper WP. 2001. No. 88.
- [15] Melecky, Martin & Podpiera, Anca Maria. Macprudential stress-testing practices of central banks in central and south eastern Europe : an overview and challenges ahead // Policy Research Working Paper Series 5434, The World Bank. 2010.
- [16] Simons D., Rowles F. Macroeconomic default modelling and stress testing. 2008. P. 31.
- [17] Fungasova Z., Jacubik P. Bank stress test as an information device for emerging market: the case

of Russia. 2012. BOFIT discussion paper 3.

[18] **Мамонов М.Е.** «Дыры» в капитале обанкротившихся российских банков: старые факторы и новые гипотезы // Экономическая политика. 2017. № 1 (12). С. 166–199.

[19] **Биджоян Д.С., Богданова Т.К.** Концепция моделирования и прогнозирования вероятности

отзыва лицензии российских банков // Экономическая наука современной России. 2017. № 4 (79). С. 88–103.

[20] **Биджоян Д.С.** Модель оценки вероятности отзыва лицензии у российского банка // Финансы: теория и практика. 2018. № 2(22). С. 26–37.

БИДЖОЯН Давит Саакович. E-mail: bidzhoyan_david@mail.ru

БОГДАНОВА Татьяна Кирилловна. E-mail: tanbog@hse.ru

НЕКЛУДОВ Дмитрий Юрьевич. E-mail: nekludovmid@gmail.com

Статья поступила в редакцию: 05.06.2018

REFERENCES

[1] **P. Gurny, M. Gurny,** Comparison of credit scoring models on probability of default estimation of US banks, Prague Economic Papers, 22 (2) (2013).

[2] **A. Karminsky, A. Kostrov,** The back side of banking in Russia: Forecasting bank failures with negative capital, International Journal of Computational Economics and Econometrics, 7 (1/2) (2014) 170–209.

[3] **A. Peresetskiy,** Modeli prichin otzyva litsenzyi rossiyskikh bankov. Rossiyskaya ekonomicheskaya shkola. Preprint, 085 (2010).

[4] **A.M. Karminskiy, A.V. Kostrov, T.N. Murzenkov,** Veroyatnost defolta banka i yeye modelirovaniye, Finansovaya analitika: problemy i resheniya, 5 (41) (2012).

[5] **R. Calabrese, P. Giudici,** Estimating bank default with generalised extreme value models, DEM Working Paper Series, 35 (2013).

[6] **A.A. Babajide, F.O. Olokoyo, F.B. Adegboye,** Predicting bank failure in Nigeria using survival analysis approach., Journal of South African Business Research. 2015.

[7] **A.M. Karminskiy, V.V. Sosyurko,** Sopostavleniye bankovskikh reytingov razlichnykh agentstv, Zhurnal novoy ekonomicheskoy assotsiatsii, 12 (2011) 102–123.

[8] **M. Livingston, J. Wei, L. Zhou,** Moody's and S&P ratings: Are they equivalent? Conservative ratings and split rated bond yields, Journal of Money, Credit and Banking, 42 (7) (2010) 1267–1293.

[9] **A.D. Zhivaykina, A.A. Peresetskiy,** Kreditnyye reytingi rossiyskikh bankov i otzyvy bankovskikh litsenzyi 2012–2016 gg., Zhurnal novoy ekonomicheskoy assotsiatsii, 4 (2017) 49–80.

[10] **A. Karas, W. Pyle, K. Schoors,** Sophisticated discipline in a nascent deposit market: Evidence from post-communist Russia, Bank of Finland, BOFIT discussion paper, 13 (2006).

[11] **E. Ungan, S. Caner, S. Ozyildirim,** Depositor's assessment of bank riskiness in Russian Federation, Journal of Financial Services Research, 33 (2) (2008) 77–110.

[12] **H. Uchida, M. Satake,** Market discipline and bank efficiency, Journal of International Financial Market, Institutions and money, 19 (5) (2009) 792–902.

[13] **F. Pasiouras, S. Tanna, C. Zopounidis,** The impact of banking regulations on bank's cost and efficiency: Cross-country evidence, International review of financial analysis, 18 (2009) 294–302.

[14] **W. Blaschke, M. Jones, G. Majnoni, S. Peria,** Stress-testing of Financial Systems: An overview of Issues, Methodologies and FSAP Experiences. 2001, IMF Working paper WP, 88 (2001).

[15] **Melecky, Martin & Podpiera, Anca Maria,** Macroprudential stress-testing practices of central banks in central and south eastern Europe : an overview and challenges ahead, Policy Research Working Paper Series 5434, The World Bank. 2010.

[16] **D. Simons, F. Rowles,** Macroeconomic default modelling and stress testing, (2008) 31.

[17] **Z. Fungasova, P. Jacubik,** Bank stress test as an information device for emerging market: the case of Russia. 2012. BOFIT discussion paper 3.

[18] **M.Ye. Mamonov,** «Дыры» в капитале обанкротившихся российских банков: старье факторы и новье гипотезы, Экономическая политика, 1 (12) (2017) 166–199.

[19] **D.S. Bidzhoyan, T.K. Bogdanova,** Kontseptsiya modelirovaniya i prognozirovaniya veroyatnosti otzyva litsenzii rossiyskikh bankov, Экономическая наука современноy России, 4 (79) (2017) 88–103.

[20] **D.S. Bidzhoyan,** Model otsenki veroyatnosti otzyva litsenzii u rossiyskogo banka, Finansy: teoriya i praktika, 2 (22) (2018) 26–37.

BIDZHOYAN Davit S. E-mail: bidzhoyan_david@mail.ru

BOGDANOVA Tatyana K. E-mail: tanbog@hse.ru

NEKLUDOV Dmitri Yu. E-mail: nekludovmid@gmail.com