

© 2022

Валерия Сильягина

студентка кафедры экономики

Уральского университета имени первого Президента России Б.Н. Ельцина

(г. Екатеринбург, Россия)

(e-mail: silera19@mail.ru)

Денис Гилёв

доцент кафедры экономики

Уральского университета имени первого Президента России Б.Н. Ельцина

(г. Екатеринбург, Россия)

(e-mail: deni-gilev@narod.ru)

**ОЦЕНКА ФАКТОРОВ УСТОЙЧИВОСТИ КРЕДИТНЫХ
ОРГАНИЗАЦИЙ НА ОСНОВЕ КОЛИЧЕСТВЕННЫХ МЕТОДОВ
АНАЛИЗА**

Исследование проводилось с целью выявления факторов, оказывающих влияние на увеличение вероятности и построение прогнозной модели отзыва лицензии кредитной организации со стороны регулятора. В исследовании использовались основные приемы описательной статистики, то есть первичной обработки эмпирических данных, их систематизации и наглядного представления, кластерного анализа данных, построения логистической регрессии, probit-модели и «алгоритма случайного леса», а также прогнозирование на основе данных моделей, использование метода комитетов трех имеющихся моделей.

Ключевые слова: вероятность отзыва лицензии, кредитные организации, прогнозирование, logit-модель, «алгоритм случайного леса», метод комитетов.

DOI: 10.31857/S020736760021495-3

Коммерческие, или частные, банки составляют основу банковской системы Российской Федерации и предопределяют существование рыночной экономики. Создание первых коммерческих банков в 1988 году заложило основу современной экономической системы. За первый год было образовано 24 банка, а к началу 1991 года насчитывалось 869 кредитных учреждений. В целом, банковская система претерпевала значительные изменения в конце XX века, в частности, непостоянной была численность кредитных организаций. С 1988 года число банков постоянно увеличивалось, к 1994 насчитывалось 2019 банков, рост продолжался до кризиса 1998 года. В целом за весь кризисный год было зарегистрировано 9 кредитных организаций, однако общее число банков сократилось с 2552 до 2481, а действующих – с 1697 до 1476. Количество филиалов сократилось на 30% [1].

Финансово-экономический кризис 1998 года значительно повлиял на количество коммерческих банков – свою деятельность прекратили кредитные учреждения, на которые приходилось около половины кредитных операций, вместе

с этим сократился банковский капитал (образовался дефицит) и реальная величина активов, что привело к ухудшению положения клиентов. В этот период увеличились объемы просроченных платежей по кредитам, в целом сократился кредитный портфель банков, в результате чего кредитные учреждения были подвержены колоссальным рискам. К середине года ухудшилось положение банковской системы с точки зрения ликвидности активов. Значительно сократились золотовалютные резервы (динамика представлена на Рис.1), которые какое-то время были направлены на поддержание курса рубля. Однако, с 1 сентября 1998 года Центральный банк отказался от такой политики, и курс рубля стал плавающим.

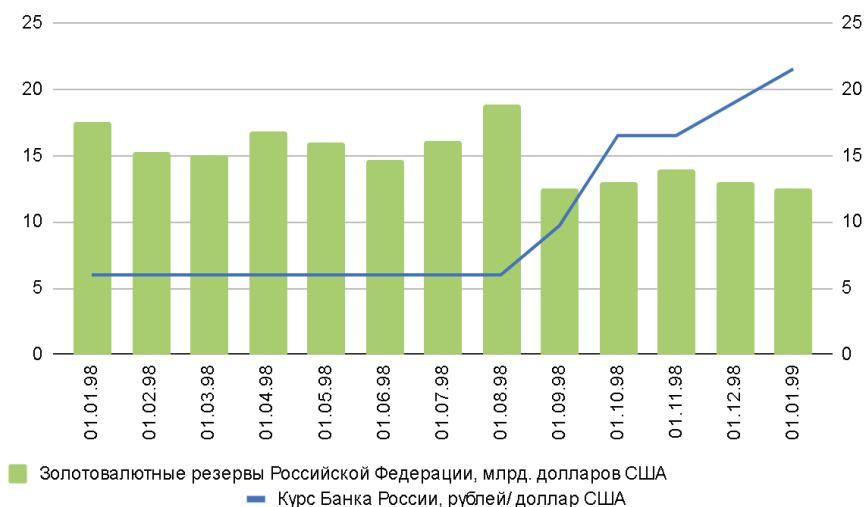


Рис. 1. Официальный валютный курс и золотовалютные резервы Российской Федерации
Источник: составлено авторами.

Значительное ухудшение банковской системы в 1998 году произошло не только из-за мирового кризиса, но и из-за множества внутренних проблем:

- низкий уровень размера совокупного капитала банковской системы;
- малая доля внутренних источников ресурсов и зависимость от внешних привлеченных средств;
- зависимость стабильности банков от внешних факторов на финансовых рынках;
- сильная зависимость качества активов банков от состояния государственных финансов;
- слабый менеджмент;
- отсутствие достаточной законодательной базы и рычагов регулирования.

В 2008 году мировую экономику поразил новый финансовый кризис, последствия которого Россия ощущала не сразу. Однако, они были неизбежны из-

за существующих проблем: рост банковских операций в итоге привел к увеличению рисков. Из-за частичного прекращения сотрудничества с внешними рынками, банки потеряли внешние источники привлеченных ресурсов, возник новый кризис доверия межбанковского кредитования, произошло снижение ликвидности активов, отток вкладов населения, снижение кредитования, ухудшение качества кредитных портфелей банков [2].

В 2017 году продолжилась политика ЦБ по “зачистке”: за год было отозвано более 60 лицензий. На фоне прекращения деятельности частных кредитных организаций банковский сектор стал более “государственным”: на конец 2017 года примерно две трети активов банковского сектора находились под контролем государства. Такая политика продолжилась и в 2018–2019 годах.

2019 год – последний год перед затяжными проблемами не только в экономике России, но и всего мира. Пандемия коронавируса поставила под удар все предшествующее развитие, изменив вектор всей экономики. Хорошо себя чувствовали в этот период те отрасли, в которых наблюдался высокий уровень цифровизации.

В банковском секторе частично продолжались прежние тенденции, частично возникали совершенно новые. Можно выделить следующие ключевые направления развития:

- поиск новых потенциально более высокодоходных инструментов;
- снижение доли срочных депозитов;
- отток денежных средств с вкладов и перевод их в наличные деньги, и как следствие – переход от профицита ликвидности к дефициту;
- рост кредитования.

Эти тенденции сформировались в результате проведения мягкой денежно-кредитной политики, однако начало 2021 года было встречено повышением ключевой ставки и курсом на возвращение к нейтральной денежно-кредитной политике (2022 год здесь не рассматривается, так как данные по нему ещё отсутствуют).

Исследование стабильности банковских учреждений во многом сопровождается использованием математических методов, так и методов машинного обучения. Например, использование алгоритмов деревьев решений рассматривается в качестве способа классификации методов, а устойчивость кредитных учреждений можно классифицировать на группы соответственно уровню стабильности.

Практическая значимость такого исследования заключается в возможности своевременного (хотя бы за 1 год) выявления кредитных организаций, подверженных риску отзыва лицензий, в результате чего могут быть своевременно приняты меры по обеспечению стабильности функционирования банковского сектора Российской Федерации [3].

Со временем происходит совершенствование методов исследования банковской стабильности. Авторами Jenny V. Domashovoy, Andrem A. Gultiaevim в 2021 году изучались различные алгоритмы машинного обучения в целях прогнозирования отзыва лицензии в банковском секторе Российской Федерации.

В частности, авторы использовали множество подходов, включая логистическую регрессию и «алгоритм случайного леса», однако они разделяют методы и выбирают наиболее результативный [4]. На основе изученной литературы [5, 6, 7] и существующих представлений о главных финансовых показателях деятельности [8] и их применимости в тех или иных моделях [9], в качестве переменных были выбраны основные показатели деятельности кредитных учреждений, характеристики которых представлены в табл. 1.

Исследуемая база данных состоит из показателей деятельности кредитных учреждений за 2016–2017 гг. и последующего решения со стороны Центрального Банка об отзыве лицензий в следующем после изучаемого периода году, то есть за 2017 и 2018 годы соответственно. 2018 год рассматривается как прогнозный. Таким образом, рассматриваются модели на основе отзывов лицензий в 2017–2018 годах, прогноз строится для отзывов 2019 года.

Таблица 1
Изучаемые переменные

| Название переменных | Формула нахождения |
|--|---|
| Объясняемая переменная | |
| Отзыв лицензии. | 0 – продолжение деятельности. 1 – отзыв лицензии. |
| Объясняющие переменные | |
| Возраст. | Логарифм (Текущий год – Год создания). |
| Размер. | Логарифм (Чистые активы). |
| Кредитная политика. | Кредитный портфель текущего периода / Кредитный портфель предыдущего периода. |
| Уровень просроченной задолженности в кредитном портфеле. | Объем просроченной задолженности / Кредитный портфель. |
| Рентабельность капитала. | Прибыль / Собственный капитал. |
| Рентабельность активов. | Прибыль / Средняя величина активов. |
| Норматив достаточности капитала Н1. | Капитал / (Активы, взвешенные с учетом риска + Сумма рисков – Сумма резервов). |
| Норматив текущей ликвидности Н2. | Высоколиквидные активы / (Обязательства по счетам до востребования – Минимальный остаток по счетам до востребования). |
| Норматив мгновенной ликвидности Н3. | Ликвидные активы со сроком 30 дней / (Обязательства по счетам до востребования со сроком 30 дней – Минимальный остаток по счетам до востребования со сроком 30 дней). |
| Уровень резервов. | Обязательные резервы в Центральном Банке / Чистые активы. |
| Чистая процентная маржа. | (Процентные доходы – Процентные расходы) / Активы. |
| Оборот. | Валютный оборот / Чистые активы. |

Источник: составлено авторами.

Данный промежуток обусловлен доступностью данных и внешними факторами, такими как начало пандемии в 2020 году и приостановление политики по «зачистке» банковского сектора. Однако на сегодняшний день политика ЦБ получила «новое дыхание» [10], что не уменьшает актуальность исследуемой темы. Исходя из имеющихся в общем доступе данных, была собрана выборка, состоящая из 838 объектов, представленных кредитными организациями, среди которых 105 кредитных организаций с отзванной в изучаемый период лицензией.

Стоит отметить, что крупнейшие кредитные организации даже после логарифмирования значения их чистых активов значительно отличаются от основной массы кредитных учреждений, поэтому они были удалены из основной выборки как выбросы. Общая зависимость размера кредитных организаций и отзыва лицензий представлена на Рис. 2.

Таким образом, визуально можно определить следующую связь: чем крупнее кредитная организация, то есть чем выше показатель чистых активов, тем ниже вероятность отзыва лицензии. Среднее значение по всей выборке составило 6,5 миллиардов рублей. Медианный показатель ниже среднего, что говорит о преобладании кредитных организаций с чистыми активами ниже среднего.

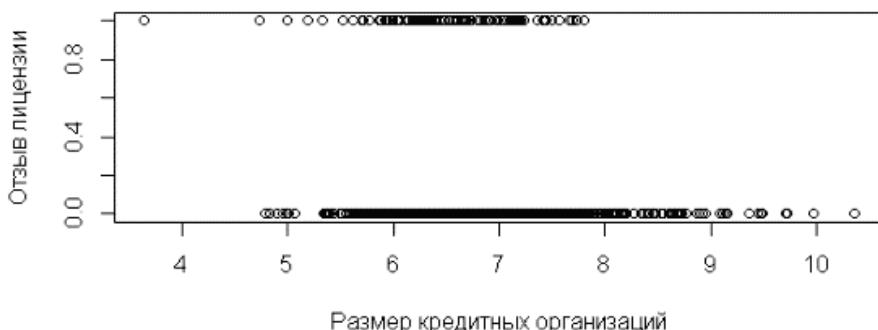


Рис. 2. Взаимосвязь размера кредитной организации и отзыва лицензии

Источник: составлено авторами.

Для исследования сначала было решено применить Logit-модель. Это статистическая модель, объясняющая некую бинарную переменную, принимающую значения 0 и 1, чаще всего представляя собой наступление при 1 и не наступление при 0 какого-либо события. Логистическая модель применяется в различных сферах деятельности, в которых необходимо оценить вероятность наступления какого-либо события, например, в маркетинговых исследованиях, в банковском скоринге, социологии, медицине.

Вероятность наступления события определяется параметрами y_i^* , где вероятность события – переменная y_i , принимающая значения согласно формуле 1:

$$y_i = \begin{cases} 1, & y_i^* \geq 0 \\ 0, & y_i^* < 0 \end{cases} \quad (1)$$

Модель строится для скрытой переменной y_i^* , вид которой имеет формула 2:

$$y_i^* = \beta_1 + \beta_2 x_i + \varepsilon_i \quad (2)$$

То есть вероятность наступления события равна единице, если скрытая переменная больше либо равна нулю, и равна нулю, если скрытая переменная строго меньше нуля.

Особенность логистической модели и отличие ее от, например, пробит-модели заключается в спецификации случайной составляющей i . Для логит-модели случайная составляющая имеет логистическое распределение, представленное в формуле 3:

$$\varepsilon_i \sim \text{logistic}, f(t) = \frac{e^{-t}}{(1 + e^{-t})^2} \quad (3)$$

Вероятность того, что $y_i = 1$ выражается формулой 4 :

$$(p(y_i = 1)) = F(\beta_1 + \beta_2 x_i) = \frac{e^{\beta_1 + \beta_2 x_i}}{1 + e^{\beta_1 + \beta_2 x_i}} \quad (4)$$

Логарифмическое отношение шансов выражается формулой 5:

$$\frac{\ln p(y_i = 1)}{p(y_i = 0)} = \ln e^{\beta_1 + \beta_2 x_i} = \beta_1 + \beta_2 x_i \quad (5)$$

Для оценивания логистической модели используется метод максимального правдоподобия.

После исключения коррелирующей переменной была составлена логит-модель с 12 переменными: возраст и размер кредитной организации, кредитная политика, уровень просроченной задолженности, рентабельность активов, норматив достаточности капитала, норматив текущей ликвидности, норматив мгновенной ликвидности, уровень резервов в Центральном Банке, чистая процентная маржа и валютный оборот к чистым активам. Значимыми оказались 4 переменные: рентабельность активов, норматив достаточности капитала, размер кредитной организации и кредитная политика. При этом размер и Н1 значимы на 0,1% уровне значимости, а рентабельность активов и кредитная политика на 1% уровне значимости.

Далее исключаем незначимые переменные и строим модель с использованием оставшихся 4 показателей. В табл. 2 представлены коэффициенты получившейся модели (для скрытой переменной).

Таблица 2

Коэффициенты логит-модели

| Переменная | Коэффициенты | Std. Error | z value | Pr (> z) |
|----------------------------------|--------------|------------|---------|-----------|
| Константа. | 18,5983*** | 4,0364 | 4,608 | 0,000 |
| Рентабельность активов. | -0,9199*** | 0,1753 | -5,247 | 0,000 |
| Норматив достаточности капитала. | -0,1362*** | 0,0206 | -6,624 | 0,000 |
| Размер. | -2,874*** | 0,5920 | -4,855 | 0,000 |
| Кредитная политика. | 4,1738*** | 0,9655 | 4,323 | 0,000 |

*** p-value < 0,01

Источник: составлено авторами.

Все показатели значимы более чем на 0,1% уровне значимости. При прочих равных условиях, при увеличении рентабельности капитала на единицу вероятность отзыва лицензии уменьшается в $e^{-0,9199} = 0,399$ раз.

Рост показателя рентабельности активов – положительная динамика для организации, которая означает повышение эффективности использования активов кредитной организации, так как увеличение рентабельности активов говорит об увеличении прибыли, приходящейся на единицу активов.

При прочих равных условиях, при увеличении норматива достаточности капитала на 1 процентный пункт, вероятность отзыва лицензии уменьшается в 0,87 раз. Н1 – один из важнейших показателей деятельности в банковском секторе. Установлено минимальное пороговое значение показателя в 8%: его нарушение грозит кредитной организации приостановлением деятельности, поэтому увеличение данного показателя – положительная динамика для учреждения.

При прочих равных условиях, при увеличении размера кредитной организации на 1 условную единицу (что составляет увеличение чистых активов на 10 000 рублей), вероятность отзыва лицензии уменьшается в 0,06 раз. Увеличение активов банка происходит в результате проведения активных финансовых операций, а показателем становится полученная прибыль, отдача отложений.

При прочих равных условиях, при увеличении роста кредитования на 1 процентный пункт, вероятность отзыва лицензии увеличивается в 1,04 раза. В первую очередь увеличение объема кредитного портфеля может повышать риски просроченной задолженности в будущих периодах, что снижает устойчивость кредитных организаций.

Полученная модель имеет вид формулы 6:

$$p(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}, \quad (6)$$

где z – это скрытая переменная, имеющая вид формулы 7:

$$z = 18,6 - 0,9x_1 - 0,1x_2 - 2,8x_3 + 4,1x_4, \quad (7)$$

где x_1 – рентабельность активов;
 x_2 – норматив достаточности капитала;
 x_3 – размер кредитной организации;
 x_4 – кредитная политика.

Проверим полученную модель на правильность определения отзыва лицензии, для этого построим прогноз на тех же данных, используя функционал среды RStudio [11]. Результаты представлены в таблице 4, которая содержит процент правильно предсказанных значений объясняемой переменной. Вероятность отзыва лицензии считается высокой, если значение превышает 0,5, тогда считается, что переменная «отзыв лицензии» принимает значение 1. Кроме верных прогнозов, также рассчитаны ошибки первого и второго рода. Ошибка первого рода – это процент неверных предсказаний, когда кредитная организация, получившая отзыв лицензии, согласно результатам модели продолжает свою деятельность. Ошибка второго рода – модель прогнозирует отзыв лицензии, хотя на самом деле он не произошел.

В целом, модель верно определяет кредитные организации, продолжавшие свою деятельность на 99,18% и получившие отзыв лицензии на 78,48%.

Ошибка второго рода минимальна, то есть модель почти не причисляет кредитные организации, продолжившие деятельность, к тем, чью лицензию отозвали (менее 1%). Однако, ошибка первого рода высока и составляет более 20%.

Таблица 3
Прогноз на базовых данных

| Факт / Прогноз | Продолжение деятельности | Отзыв лицензии |
|---------------------------|--------------------------------|-------------------------------|
| Продолжение деятельности. | 604 – 99,18% | 3 – 0,81% (ошибка II рода) |
| Отзыв лицензии. | 17 – 21,52% (ошибка I рода) | 62 – 78,48% |

Источник: составлено авторами.

Так как между логит- и пробит-моделями все-таки есть различия, построим пробит-модель и сравним полученные результаты.

Смысл пробит-моделей аналогичен смыслу логит-моделей, отличие заключается в том, что для описания вероятности наступления события используется

не функция логистического распределения, а функция стандартного нормального распределения, выраженная формулой 8.

$$p(Y_i = 1) = \Phi(z_i) = \Phi(\beta_1 + \beta_2 x_i^{(2)} + \dots + \beta_k x_i^{(k)}), \quad (8)$$

где z_i – функция стандартного нормального распределения, выраженная формулой 9:

$$z_i = \beta_1 + \beta_2 x_i^{(2)} + \dots + \beta_k x_i^{(k)} \quad (9)$$

В пробит-модели аналогично логит-модели проводится оценка качества модели и коэффициентов, тестирование гипотез и осуществляется прогноз на тестовой выборке.

Схожесть двух моделей обусловливается тем, что логистическая функция и функция стандартного нормального распределения ведут себя практически одинаково для значений, близких к нулю.

Коэффициенты построенной пробит-модели представлены в табл. 4.

Таблица 4
Коэффициенты пробит-модели

| Переменные | Коэффициенты | Std. Errgor | z value | Pr (> z) |
|----------------------------------|--------------|-------------|---------|-----------|
| Константа. | 9,588*** | 1,88 | 5,100 | 0,000 |
| Норматив достаточности капитала. | -0,063*** | 0,009 | -6,845 | 0,000 |
| Размер. | -1,551*** | 0,279 | -5,566 | 0,000 |
| Кредитная политика. | 2,213*** | 0,439 | 5,043 | 0,000 |
| Рентабельность активов. | -0,336*** | 0,065 | -5,158 | 0,000 |

*** p-value < 0,01

Источник: составлено авторами.

Все переменные значимы на уровне значимости более чем 0,1%, а направление коэффициентов аналогично логистической регрессии. Пробит-модель не позволяет понятно интерпретировать коэффициенты, поэтому обратимся к первоначальной выборке и построим по ней прогнозы, используя функционал среды RStudio (результаты представлены в табл. 5).

Таблица 5
Прогноз на базовых данных

| Факт / Прогноз | Продолжение деятельности | Отзыв лицензии |
|---------------------------|--------------------------------|-------------------------------|
| Продолжение деятельности. | 604 – 99,18% | 3 – 0,81% (ошибка II рода) |
| Отзыв лицензии. | 22 – 27,85% (ошибка I рода) | 57 – 72,15% |

Источник: составлено авторами.

Ошибка второго рода минимальна, то есть модель практически не причисляет кредитные организации, продолжившие деятельность, к тем, чью лицензию отзывали. Однако ошибка первого рода высока и составляет почти 30%.

«Алгоритм случайного леса» или *random forest algorithm* – алгоритм машинного обучения, который, по сути, считается универсальным, так как используется для большого числа задач: классификации, кластеризации, прогнозирования, поиска аномалий и выбросов, отбора признаков. Суть метода заключается в использовании ансамбля решающих деревьев, каждое из которых дает невысокое качество в отдельности, но использование большого их количества улучшает результаты.

В качестве обучающей выборки используем те же данные, что и в логит- и пробит-моделях, а тестируем на данных 2018 года. Особенность алгоритма заключается в невозможности узнать, как именно он работает с данными. На выходе, используя функционал среды RStudio, получаем только результаты правильности определения отзыва лицензии, представленные в табл. 6.

Таблица 6

Прогноз базовых данных

| Факт / Прогноз | Продолжение деятельности | Отзыв лицензии |
|---------------------------|--------------------------------|-------------------------------|
| Продолжение деятельности. | 605 – 99,67% | 2 – 0,33% (ошибка II рода) |
| Отзыв лицензии. | 14 – 17,72% (ошибка I рода) | 65 – 82,28% |

Источник: составлено авторами.

«Алгоритм случайного леса» показывает более качественные результаты на той же выборке, а именно 99,67% кредитных организаций, продолживших деятельность, и 82,28% отзыванных лицензий. Ошибка первого рода, то есть неверное определение отзыванных лицензий, составила 17,72%, что ниже результатов логит- и пробит-моделей, а ошибка второго рода, то есть неверное определение продолжения деятельности, составила всего 0,33%.

Чтобы проверить качество полученных моделей, используем прогнозные данные по отзывам лицензий за 2019 год. Выборка состоит всего из 199 кредитных организаций. Изначально в 2019 году действовало 484 организаций, но выборка уменьшилась из-за отсутствия данных по некоторым из них либо из-за пропусков в переменных.

Результаты прогноза представлены в таблицах 7, 8 и 9.

В целом модель дает хорошие прогнозы, имея высокую степень точности прогнозирования кредитных организаций, получивших отзыв лицензии в 2019 году, а именно 81,25% правильных результатов, ошибка первого рода составила 18,75%, а второго рода – 5,28%. Для данного исследования важнее ошибка первого рода, так как, предсказывая продолжение деятельности тех организаций,

которые на самом деле получат отзыв лицензии, есть риск дать неверные рекомендации для корректирования их деятельности и не предотвратить реальный отзыв лицензии в будущем.

Таблица 7

Прогноз логит-модели

| Факт / Прогноз | Продолжение деятельности | Отзыв лицензии |
|---------------------------|-------------------------------|-------------------------------|
| Продолжение деятельности. | 177 – 96,72% | 6 – 5,28% (ошибка II рода) |
| Отзыв лицензии. | 3 – 18,75% (ошибка I рода) | 13 – 81,25% |

Источник: составлено авторами.

Таблица 8

Прогноз пробит-модели

| Факт / Прогноз | Продолжение деятельности | Отзыв лицензии |
|---------------------------|-------------------------------|-------------------------------|
| Продолжение деятельности. | 178 – 97,27% | 5 – 2,73% (ошибка II рода) |
| Отзыв лицензии. | 3 – 18,75% (ошибка I рода) | 13 – 81,25% |

Источник: составлено авторами.

Прогнозы по пробит-модели практически совпадают с прогнозами логистической регрессии по предсказаниям отзыва лицензии, однако в пробит-модели ошибка второго рода меньше и составляет 2,73%.

Таблица 9

Прогноз случайного леса

| Факт / Прогноз | Продолжение деятельности | Отзыв лицензии |
|---------------------------|-------------------------------|---------------------------------|
| Продолжение деятельности. | 163 – 89,07% | 20 – 10,93% (ошибка II рода) |
| Отзыв лицензии. | 3 – 18,75% (ошибка I рода) | 13 – 81,25% |

Источник: составлено авторами.

По результатам трех моделей верный прогноз отзыва лицензии одинаков, однако «алгоритм случайного леса» дает меньше правильных прогнозов для тех кредитных организаций, которые продолжат свою деятельность в следующем году. При этом на базовой выборке он был наиболее точным. Такие результаты могут говорить о том, что те организации, которые были ошибочно отнесены к категории отзыва лицензии, не испытывают трудности и на самом деле рискуют оказаться в данной категории в следующем году.

«Алгоритм случайного леса» дает аналогичный процент правильных предсказаний отзыва лицензий, однако если обратиться к конкретным кредитным

организациям, получившим отзыв, то можно обнаружить, что «алгоритм случайного леса» и предыдущие методы немного отличаются, предсказывая отзыв не точно таким же учреждениям. Это дает повод использовать совокупность данных методов, а именно – так называемый «метод комитетов».

Используя для более точного определения отзыва лицензии метод комитетов, мы сопоставляем результаты всех трех моделей и вывод об отнесении к категории отозванных строим на «мнении большинства». Так, если две из трех моделей определяют, что кредитная организация получит отзыв лицензии, то считается, что отзыв произойдет. Результаты представлены в табл. 10.

Таблица 10
Прогнозы метода комитетов

| Факт / Прогноз | Продолжение деятельности | Отзыв лицензии |
|---------------------------|-------------------------------|-------------------------------|
| Продолжение деятельности. | 177 – 96,72% | 6 – 5,28% (ошибка II рода) |
| Отзыв лицензии. | 3 – 18,75% (ошибка I рода) | 13 – 81,25% |

Источник: составлено авторами.

Использование метода комитетов позволяет улучшить прогнозирование кредитных организаций, продолживших свою деятельность в следующем году, однако процент верно предсказанных отзывов остался на прежнем уровне. Это может быть связано, в первую очередь, с недостаточной выборкой, поэтому построим матрицу предсказаний для первоначальной выборки, представленную в табл. 11.

Таблица 11
Прогнозы метода комитетов на изначальную выборку

| Факт / Прогноз | Продолжение деятельности | Отзыв лицензии |
|---------------------------|--------------------------------|-------------------------------|
| Продолжение деятельности. | 604 – 99,51% | 3 – 0,49% (ошибка II рода) |
| Отзыв лицензии. | 13 – 16,46% (ошибка I рода) | 66 – 83,54% |

Источник: составлено авторами.

Действительно, результаты показывают более высокий процент правильных прогнозов отзыва лицензий на большой выборке. Таким образом, метод комитетов справляется лучше любой из представленных моделей с определением отзыва лицензии у кредитной организации, позволяя более точно отделить две категории учреждений: рисковых получать отзыв лицензии и продолжающих свою деятельность. Менеджерами кредитных учреждений могут использоваться

прогнозные данные о показателях, используемых в качестве объясняющих переменных для долгосрочного планирования, с заходом за рамки текущего и следующего года.

Итак, соединив модели в методе комитетов, мы получили сбалансированный метод прогнозирования отзыва лицензии, минимизировав ошибки первого и второго рода, и, таким образом, снизили процент неверных предсказаний как в отношении тех организаций, что получили отзыв лицензии, так и в отношении тех, что продолжили свою деятельность.

Литература

1. Годовой отчет 1998. Центральный Банк Российской Федерации. URL:https://cbr.ru/Collection/Collection/File/7815/ar_1998.pdf (дата обращения 10.03.2022).
2. Годовой отчет 2008. Центральный Банк РФ. URL: https://cbr.ru/Collection/Collection/File/7805/ar_2008.pdf (дата обращения 10.03.2022).
3. Domashova J., Kulaev M. (2020). Technology of forecasting potentially unstable credit organizations based on machine learning methods // Procedia Computer Science. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.02.167>
4. Domashova J.V., Gultiaev A.A. (2021). Predicting the revocation of a bank license using machine learning algorithms // Procedia Computer Science. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.06.021>.
5. Karminsky A., Kostrov A. (2014). Comparison of Bank Financial Stability Factors in CIS Countries // Procedia Computer Science. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2014.05.326>
6. Degl'Inncenti M., Fiordelisi F., Trinugroho I. (2020). Competition and stability in the credit industry: Banking vs. factoring industries // The British Accounting Review. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2019.03.006>
7. Guidi F. (2021). Concentration, competition and financial stability in the South-East Europe banking context // International Review of Economics & Finance. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2021.07.005>
8. Barra C., Ruggiero N. (2021). Do microeconomic and macroeconomic factors influence Italian bank credit risk in different local markets? Evidence from cooperative and non-cooperative banks // Journal of Economics and Business. <https://doi.org/10.1016/j.jeconbus.2020.105976>.
9. Adjei R. (2017). Explaining banking stability in Sub-Saharan Africa // Research in International Business and Finance. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2017.04.027>
10. Учебники Экономического факультета МГУ. URL: <https://books.econ.msu.ru/Introduction-to-Econometrics/chap10/10.2/> (дата обращения 15.03.2022).
11. Logit и probit модели в R. URL: http://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/15965_9fafd2e4f89c4d1e8ba5336df4554497.html (дата обращения 12.04.2022).
12. Финуслуги – финансовый маркетплейс Московской биржи. URL: https://finuslugi.ru/glossariy/prosrochennaya_zadolzhennost (дата обращения 11.05.2022).
13. Официальный сайт Центрального Банка 2022. URL: <http://www.cbr.ru>
14. Федеральная служба государственной статистики. 2022. URL: <http://www.gks.ru>
15. SPARK Database (2022, Mart 5). Retrieved from <http://www.spark-interfax.ru>

Valeria Silnyagina (e-mail: silera19@mail.ru)
student, B.N. Yeltsin Ural Federal University (Ekaterinburg, Russia)

Denis Gilev (e-mail: deni-gilev@narod.ru)
Associate Professor,
B.N. Yeltsin Ural Federal University (Ekaterinburg, Russia)

ASSESSING SUSTAINABILITY FACTORS FOR CREDIT INSTITUTIONS BASED ON QUANTITATIVE ANALYSES METHODS

The purpose of the study was to identify factors that increase the likelihood of revocation of a credit institution's license by the regulator and to build a predictive model. The authors used the basic techniques of descriptive statistics, that is, the primary processing of empirical data, their systematization and visual representation, the cluster analysis of data, the building of a logistic regression, probit model and random forest algorithm, as well as forecasting based on these models, using the method of committees of three available models.

Keywords: probability of license revocation, credit organizations, forecasting, logit model, random forest, committee method.

DOI: 10.31857/S020736760021495-3