

МЕТОДОЛОГИЯ ДИАГНОСТИКИ ФИНАНСОВОЙ НЕУСТОЙЧИВОСТИ БАНКОВ

К.Л. Поляков,
М.В. Полякова,
М.Б. Малиновская

Данная публикация посвящена вопросам своевременного выявления отрицательных тенденций в деятельности банка на основании данных его официальной отчетности. Авторами было установлено, что обнаружение некоторых последовательностей событий в жизни кредитной организации (негативных сценариев развития) позволяет снизить риск ошибочного прогнозирования отзыва лицензии. Ряд наиболее распространенных негативных сценариев был выявлен и описан авторами.

Обнаружение подобных сценариев на основании данных отчетности позволяет всем заинтересованным сторонам заранее принять необходимые меры либо для предотвращения закрытия кредитной организации по инициативе Банка России, либо для защиты от негативных последствий этого события. Выводы были подтверждены результатами математического моделирования с использованием деревьев классификации из методологии CART, ранее для прогнозирования отзыва лицензии не применявшихся.

Ключевые слова: банк, отзыв лицензии, дерево классификации, CART.

JEL: C14, G21, G33.

С начала 1990-х годов банковский сектор России переживает не лучшие времена. По данным портала Banki.ru, за это время прекратили свое существование 2282 кредитные организации. Из них у 1773-х была отозвана лицензия. Эксперты сайта Ассоциации российских банков (АРБ) [1] отмечают тенденцию сокращения числа кредитных организаций со скоростью 20–30 банков в год. По данным Банка России [2], на 5 сентября 2014 г. в нашей стране зарегистрировано 812 «живых» банков. Оценки дальнейшего развития рынка различны. В частности, на сайте АРБ представлено три различных точки зрения. Наиболее пессимистическая оценка предполагает сокращение числа банков к 2015 г. примерно до 700. В любом случае очевидно, что угроза отзыва лицензии является вполне реальной, и как руководству банков, так и регулятору важны любые обобщения накопленного рынком опыта.

Анализу причин отзыва лицензии, что в ряде случаев именуется как разорение, посвящено немало российских и зарубежных исследований [3–12]. В частности, в работе [12] была построена модель вероятности отзыва лицензии на основе официальной отчетности, предоставляемой кре-

дитными организациями Банку России. Были получены доказательства несовершенства существующей системы мониторинга банков.

Настоящее исследование посвящено анализу негативных сценариев развития кредитной организации – последовательностей событий в ее деятельности, при наличии которых с низким риском ошибки можно ожидать отзыва лицензии. При этом, безусловно, учитывается различие причин, по которым лицензия отзывается. Поддерживая точку зрения Милтона Фридмана [13]: «Если же рассматривать теорию как совокупность содержательных гипотез, то о ней следует судить по ее предсказательной силе относительно того класса явлений, который она должна «объяснить»» (Viewed as a body of substantive hypotheses, theory is to be judged by its predictive power for the class of phenomena which it is intended to “explain”), в работе сначала были качественно проанализированы и обобщены истории отзыва лицензий для большого количества российских банков, что дало возможность сформулировать несколько гипотетических сценариев. Далее, на основе реальных данных о значениях показателей ежемесячной отчетности, эти сценарии были проверены.

Поляков Константин Львович (polyakov.kl@hse.ru) – канд. техн. наук, доцент, кафедра математической экономики и эконометрики Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики».

Полякова Марина Васильевна (mpolyakova@hse.ru) – канд. техн. наук, доцент, кафедра управления рисками и страхования Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики».

Малиновская Мария Борисовна (maria.b.levkina@gmail.com) – независимый эксперт, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики».

В число анализируемых показателей сознательно не были включены макроэкономические показатели. Существует мнение, что не макроэкономический климат (проблемы с ГКО, девальвация и др.), а высокий уровень риска в хозяйственной деятельности являются основной причиной проблем в российском банковском сегменте [14], и проводить анализ следует прежде всего на микроуровне. Вместе с тем для ряда моделей, в том или ином смысле прогнозирующих отзыв лицензии, существуют данные [6, 9] об улучшении качества прогнозирования при включении в число объясняющих переменных макроэкономических показателей.

Следуя точке зрения Фридмана [13]: «Факты никогда не могут “доказать гипотезу”, они могут лишь выявить ее ошибочность» (Factual evidence can never “prove” a hypothesis; it can only fail to disprove it...), в результате проведенного исследования было выявлено отсутствие противоречия между собранными данными и предположениями, сделанными на основе качественного анализа. Это повышает нашу уверенность в достоверности сформулированных сценариев, однако, безусловно, не может рассматриваться как их доказательство. Также были выявлены показатели, которые имеют сильную статистическую связь с фактом отзыва лицензии. Для анализа использовались классификационные деревья в рамках концепции CART [15-19], что позволило не только укрепить доверие к сделанным выводам, но и выявить ряд дополнительных сценариев, которые ранее не были обнаружены. Результаты исследования могут быть полезны как руководителям кредитных организаций, так и представителям регулятора для раннего обнаружения негативных тенденций.

Негативные сценарии. Качественный анализ

Поясним понятие «сценарий», которое активно используется в дальнейшем. Под *сценарием* будем понимать совокупность значений показателей отчетности банка или тенденций в их изменении, которая позволяет с низким риском ошибки прогнозировать определенное событие в жизни банка. В данном случае - отзыв лицензии. Не следует смешивать это понятие с непосредственной причиной отзыва, которая указывается в соответствующем приказе Банка России. Скорее, можно говорить о том, что сценарий описывает предпосылки появления причины отзыва ли-

цензии. Кроме того, как правило, он привлекает внимание аудиторов и стимулирует более интенсивную проверку деятельности кредитной организации. На формально-математическом уровне можно говорить о том, что сценарий имеет значимую статистическую связь с анализируемым событием.

Качественный анализ истории российского рынка банковских услуг позволил нам сформулировать несколько типовых сценариев, которые, исходя из практики работы Банка России и реальных случаев отзыва лицензии, могут привести к ликвидации кредитной организации. Рассмотрим их подробнее.

Сценарий 1 «Капитал и наличность». К отзыву лицензии может привести накопление высоколиквидных активов, в первую очередь наличных средств (например, кассовых остатков) в сочетании со значительным ростом капитала. Этот сценарий характерен для относительно небольших банков, масштабы деятельности которых станут ясны из примеров. Наличие больших объемов наличности не характерно для деятельности банков, поскольку это относительно низкодоходный актив. Как правило, наличность используется в операционной деятельности, в частности при денежных переводах. Иногда рост объема наличности сочетается со значительным ростом капитала, который может свидетельствовать о недостоверности отчетности. Рост капитала снижает значение показателя долгосрочной ликвидности банка, что, казалось бы, согласуется с требованиями Банка России, который ограничивает его величиной 120% [20]. Однако в то же время это свидетельствует о неэффективности работы кредитной организации, поскольку долгосрочные активы в итоге приносят больший доход. Сочетание указанных факторов может свидетельствовать о склонности банка к «отмыванию незаконных доходов».

Подтверждение данной гипотезы можно найти в работе [21], где разбираются различные ситуации. В частности, активы банка «Дербент-Кредит» на 1 ноября 2012 г. составили 296 млн рублей; доля остатков в кассе в составе активов этого банка составляла более 89% (265 млн рублей); капитал банка на ту же дату был равен 201 млн рублей, из которых 70% приходилось на собственные средства; убыток за 2011 г. - 2,8 млн рублей; прибыль за 10 месяцев 2012 г. - 0,6 млн рублей. При этом норматив долгосрочной ликвидности

был равен всего 1-3%. Лицензия была отозвана у банка 26 ноября 2012 г. по причине нарушения норматива достаточности капитала (ниже 2%) и неисполнения федеральных законов.

Еще один пример - «Трастовый банк», у которого доля остатков в кассе составляла более 88% от объема активов, а собственные средства - 75% в структуре капитала. Лицензия отозвана 7 декабря 2012 г. из-за отмывания денег.

Сценарий 2 «Структурирование». Этот вариант также характерен для небольших банков. При данном сценарии капитал невелик и даже может быть отрицательным (убытки не покрываются собственными и заемными средствами), прибыль уменьшается, остатки в кассе, как и в предыдущем случае, велики. Характерным признаком этого сценария является резкое увеличение объема кредитов и депозитов физических лиц. Нередко наблюдается отток средств со счетов клиентов. Во многих случаях это свидетельствует о легализации доходов и отмывании денег путем разбиения больших сумм на мелкие (до 600 тыс. рублей) и выведения средств из банка с помощью кредитов. Подобный сценарий наблюдался в «Трансэнергобанке» [21]. Его капитал на момент закрытия 2 ноября 2012 г. был отрицательным (-2,72 млрд рублей), в 2012 г. был зафиксирован убыток в 3 млрд рублей, а за месяц до отзыва лицензии произошел резкий рост активов (с 1,1 млрд рублей до 5,4 млрд), в частности кредитов физическим лицам (с 0,1 млрд до 2 млрд рублей), и пассивов - вклады населения увеличились в 10 раз.

Сценарий 3 «Окно в Европу». Вывод активов за рубеж часто осуществляется при посредничестве банков-нерезидентов. С этой целью используются различные инструменты. Например, зарубежному партнеру выдается долгосрочный кредит или у него размещается депозит. В любом случае тревожным сигналом является огромный размер перемещаемых средств, соизмеримый с капиталом. При этом обратные денежные потоки (от банка-нерезидента) отсутствуют, например не осуществляются платежи по кредиту. Кроме того, необходимо обратить внимание на то, что эти средства размещаются в надежных банках с высокими рейтингами, что позволяет квалифицировать актив как надежный и не создавать для него повышенных резервов. Однако ставки по подобным депозитам/кредитам, скорее всего, будут меньше, чем в России. Следовательно, це-

лю перемещения столь больших сумм вряд ли является извлечение прибыли.

В дальнейшем события могут развиваться следующим образом. Перемещенные средства используются как залог для кредитования третьей организации, которая в дальнейшем не может по тем или иным причинам расплатиться по данному кредиту. Это дает право банку-нерезиденту списать средства, предоставленные российским банком.

«Объединенный банк развития» является примером кредитной организации с подобной историей [22] - «...150 млн рублей средств из российского банка бесследно исчезли в австрийском MeindBank AG». Лицензия была отозвана 15 июня 2012 г. из-за недостоверной отчетности и неспособности удовлетворить требованиям кредиторов.

Незادолго до отзыва лицензии «Петрофф-Банк» аналогичным образом вывел суммы в 50 млн долларов и 600 млн рублей [22]. Лицензия была отозвана по причинам неисполнения нормативов достаточности капитала и неспособности удовлетворить требованиям кредиторов.

Сценарий 4 «Проблемные активы». О неустойчивости банка может свидетельствовать чрезмерно высокая доля ссуд в активах, поскольку возможные неплатежи в большом объеме могут негативно сказаться на его экономическом положении, в частности на кредитоспособности. Информация о наличии просроченных задолженностей, во-первых, привлекает внимание контролирующих органов; во-вторых, негативно сказывается на репутации кредитной организации. Банки, стремясь завуалировать ее, предпринимают различные шаги: пролонгируют просроченные кредиты, используя третьи лица; перекредитовывают заемщиков; продают рискованные активы или обменивают их на другие (например, ценные бумаги). Первые два варианта не только не снижают качество кредитного портфеля, но могут его даже увеличить, в то время как доля просроченных активов уменьшается. Накопленная история практической работы в банковском секторе рынка позволяет для каждого вида ссуд эмпирически определить «нормальные» значения просрочек. Отклонения от них могут свидетельствовать о недостоверности отчетности. Еще одним подходом к сокрытию проблемных активов является их оценка как надежных с одновременным созданием больших резервов. Поэтому сочетание

стремительного роста кредитного портфеля с ростом объема депозитов физических лиц может являться сигналом о наличии проблем у банка.

Индикатором сокрытия проблемных активов также может служить увеличение вложений в паевые инвестиционные фонды или аналогичные операции. Передача в управление третьим лицам собственных активов нехарактерна для банков. Начало проблем у подобных кредитных организаций знаменуется уменьшением прибыли или даже фиксацией убытка.

Примером подобного сценария служит история банка «Западный» [23]. За I квартал 2014 г. доли кредитов физическим и юридическим лицам в активах составили 35 и 30% соответственно. Просроченная задолженность в кредитном портфеле занимала 0,8%, а доля средств физических лиц в пассивах - 78%, что более чем в два раза превысило значение показателя на конец 2013 г. К моменту отзыва лицензии был зафиксирован убыток в размере 157 млн рублей. Отличительной чертой банка являлся большой размер вложений в паевые инвестиционные фонды. Лицензия была отозвана 21 апреля 2014 г. в связи с недостоверностью отчетности, неисполнением федеральных законов и нормативных актов Банка России.

Сценарий 5 «Ценные бумаги». Большая доля ценных бумаг и/или резкий ее скачок в активах не характерны для обычного банка. Ценные бумаги позволяют извлекать прибыль путем купли и продажи, следовательно, эффективный портфель ценных бумаг должен иметь высокую оборачиваемость. Отсутствие движения этих активов заставляет сомневаться в их качестве. Формально на балансе могут быть указаны качественные ценные бумаги, а фактически банк может держать у себя дефолтные бумаги, стоимость которых намного меньше указанных. Цель подобных операций - вывод активов. Хотя при этом норматив достаточности капитала выполняется и у регулятора не возникает претензий, по результатам проверки у банка отзывается лицензия по причинам недостоверности отчетности и неудовлетворения требования Н1.

Примером является «Витас Банк» [24], который на средства, полученные от продажи своих активов, скупил, как было указано в балансе, российские государственные бумаги. Однако проверка показала, что это были обесцененные советские облигации 1986 г. В результате 29 июня 2012 г. лицензия была отозвана из-за недостовер-

ности отчетности и снижения уровня достаточности капитала до значения менее 2%.

Эмпирический анализ. Классификация банков

Будем считать, что реализация одного из негативных сценариев развития, предложенных выше, позволяет ожидать отзыва лицензии.

Описание данных. Для эмпирической проверки указанного предположения и оценки риска прогноза ликвидации кредитной организации проведен количественный анализ, основанный на выборке, предоставленной информационным агентством «Мобиле». В ней содержатся данные о более чем 168 месячных показателях 1538 российских банков в период с января 1998 г. по март 2012 г. За это время у 245 банков были отозваны лицензии, а у 22 банков лицензии были аннулированы в связи с решением о добровольной ликвидации. Однако в предоставленной базе данных большое количество показателей имело много пропущенных значений. Поэтому для дальнейшего анализа данных было принято решение оставить только те показатели, которые имели долю непропущенных значений не менее 0,3 от общего количества измерений (всех банков для всех дат). Список объясняющих переменных (показателей деятельности банков) очень велик и может быть предоставлен по запросу.

Хотя выборка содержит много пропущенных значений, причины которых весьма различны, мы не удаляли соответствующие измерения в ходе предварительного анализа, поскольку инструменты, задействованные в нем, позволяют работать в нестандартных ситуациях. По той же причине мы не использовали процедуры обнаружения выбросов.

Было сформировано два набора данных, в которые вошли измерения всех доступных показателей для каждого банка. В первый набор были включены данные за последние четыре года жизни каждого банка (с лагом один год) либо с марта 2012 г., либо с момента отзыва лицензии. Например, если лицензия была отозвана у банка в апреле 2004 г., то в набор данных вошли значения всех его показателей за апрель 2003, апрель 2002, апрель 2001 и апрель 2000 гг. Это позволяет проанализировать динамику значений показателей за несколько лет до момента закрытия и сопоставить ее с соответствующей динамикой других закрыв-

шихся или действующих банков. Будем называть этот набор данных *стратегическим*.

Второй набор включает данные за последний год жизни банка - последний в его истории или последний, имеющийся в базе. В этом наборе лаг для каждого показателя (переменной) - один месяц, и всего для каждой переменной в набор входит 12 измерений. Будем называть этот набор данных *тактическим*.

Классификация банков. Безусловно, отзыв лицензии - слишком общее событие, чтобы можно было построить содержательную и интересную для практической работы методологию его прогнозирования. Необходимо выделять группы причин [5], которые побудили Банк России принять подобное решение [25]. В результате анализа соответствующих приказов Банка России за указанный выше период нами были выявлены следующие типичные причины отзыва лицензии; назовем их «элементарными классами» (в скобках приведены обозначения авторов):

- 1) экономические причины (Ec);
- 2) неисполнение федеральных законов, регулирующих банковскую деятельность, и нормативных актов Банка России (Law);
- 3) нарушение статей 6 и 7 (за исключением пункта 3 статьи 7) ФЗ-115 «О противодействии легализации (отмыванию) доходов, полученных преступным путем» (Laun);
- 4) недостоверная отчетность (Cor);
- 5) добровольная ликвидация (voluntarily_closed);
- 6) ликвидация по другим причинам - слияния, поглощения и пр. (liquidated).

Поскольку указанные причины могут встречаться в различных сочетаниях, в результате было сформировано 14 вариантов состояния (классов) банков на март 2012 г. (см. таблицу 1).

Таблица 1

Состояние банков в марте 2012 г.

	Состояние (класс)	Комментарии	Количество банков в классе
1	active	Действующие банки	958
2	Ec	Причина 1	10
3	EcCor	Сочетание причин 1 и 4	6
4	EcLaunLaw	Сочетание причин 1 - 3	5
5	EcLaunLawCor	Сочетание причин 1 - 4	3
6	EcLaw	Сочетание причин 1 и 2	45
7	EcLawCor	Сочетание причин 1, 2 и 4	33
8	Laun	Причина 3	35
9	LaunLaw	Сочетание причин 2 и 3	78

Окончание таблицы 1

	Состояние (класс)	Комментарии	Количество банков в классе
10	LaunLawCor	Сочетание причин 2 - 4	1
11	Law	Причина 2	13
12	LawCor	Сочетание причин 2 и 4	16
13	liquidated	Причина 6	313
14	voluntarily_closed	Причина 5	22
	Всего ушедших с рынка банков по разным причинам		580

Представленные в таблице 1 результаты говорят о несбалансированности выборки банков: количество действующих банков значительно превышает количество банков в отдельных группах [26]. Этот факт может привести к тому, что в ходе количественного анализа (моделирования) малочисленные группы сольются в более крупные и не будут идентифицированы как отдельные результаты развития. Кроме того, группы «liquidated» и «voluntarily_closed» объединяют весьма разнородные организации; их совместный анализ в контексте настоящего исследования некорректен, и мы их не будем использовать.

Для уменьшения несбалансированности мы объединили элементы выборки в более крупные группы - интегральные классы - несколькими способами, которые в дальнейшем будут рассмотрены по отдельности:

Способ 1. Объединение в два класса: «active» - действующие банки в марте 2012 г. и «closed» - банки, у которых была отозвана лицензия по любой из причин, указанных выше.

Способ 2. Объединение в три класса: «active», «laundry» и «economic». К классу «laundry» относятся банки, у которых в приказе об отзыве лицензии были указаны причины отмывания денег или нарушения ФЗ, но не указаны экономические причины (банки из групп Laun, LaunLaw, LaunLawCor, Law, LawCor.). В классе «economic» - остальные банки, лишившиеся лицензии.

Способ 3. Объединение в четыре класса: «active», «laundry», «corruption» и «economic». К классу «laundry» теперь отнесены банки, у которых одной из причин отзыва лицензии было отмывание денег, но не указывались экономические причины и недостоверная отчетность. К классу «corruption» отнесены банки, у которых в приказе об отзыве лицензии значится недостоверная

отчетность. Класс «esopomic» - остальные банки, лишившиеся лицензии.

Отметим, что недостоверная отчетность чаще встречается в банках, лишившихся лицензии по экономическим причинам, а не по причине отмыывания денег. Скорее всего, банки, практикующие незаконные операции, стараются использовать легитимные процедуры, но при этом имеют нехарактерную для банков структуру баланса.

В соответствии с вариантом группировки нами введены номинальные зависимые переменные (переменные отклика), содержащие обозначения интегрального класса, которому принадлежит тот или иной банк.

Целью дальнейшего анализа данных являлось построение правила, которое позволяет прогнозировать результат развития банка - *попадание в тот или иной класс* - с минимальным риском ошибки прогнозирования.

Методология деревьев классификации

Для решения поставленной задачи авторы обратились к деревьям классификации, а именно к методологии CART [15, 27]. Публикации, связанные с использованием деревьев классификации для анализа экономических данных, встречаются нечасто, и мы можем привести только два примера, посвященных финансовому сегменту рынка [28, 29]. Остановимся вкратце на сути данного инструмента, его построении, преимуществах и параметрах расчетов, которые использовались в указанном исследовании. Теории и практике использования деревьев классификации посвящено немало работ [15-19], и можно уверенно говорить о том, что этот инструмент за несколько десятилетий его использования подтвердил свою эффективность.

Дерево классификации является правилом определения принадлежности объекта к тому или иному классу на основании анализа значений его атрибутов (свойств, для банков - показателей). Графически данное правило может быть представлено в виде древовидного графа, в каждом из узлов которого анализируется один из атрибутов, а листьям присвоен код того или иного класса. В результате прохождения объекта по маршруту от корня графа до листового узла определяется его класс. В концепции CART граф является бинарным, то есть для каждого узла существует только два дочерних узла. Как правило, для каждого узла

определение кода класса сопряжено с некоторым риском ошибки, который измеряется вероятностью ошибочной классификации. Эта мера может иметь различные значения для различных листьев; на основании этих значений можно вычислить меру риска для всего дерева. Различные варианты деревьев определяются прежде всего критерием выбора наилучшего атрибута и наилучшего правила деления его значений. Существует множество вариантов подобных критериев [30], в частности в концепции CART используется индекс Джини (Gini index), индекс бинаризации (twoing index) и величина энтропии (entropy criterion) [31]. Как отмечается в работе [32], для относительно небольших массивов данных, когда есть возможность построить относительно точные правила классификации, использование различных критериев дает близкие результаты. В более сложных случаях выбор критерия имеет значение. Однако формализовать выбор сложно, и рекомендуется использовать несколько альтернативных вариантов, результаты которых необходимо соотнести с решаемой задачей.

Построение дерева классификации в CART сводится к последовательному (рекурсивному) разбиению обучающего множества, которое является смесью представителей нескольких классов таким образом, чтобы на каждом шаге разбиения оптимизировать значение выбранного критерия. В частности, на любом шаге построения дерева для каждого подмножества элементов обучающего множества, полученного на предыдущем шаге, выбирается атрибут (для банков - показатель) и способ разбиения множества его значений на два подмножества. Для числовых атрибутов определяется точка разбиения, для категориальных (номинальных и порядковых) - два подмножества. Процесс начинается с разбиения всего обучающего множества на два подмножества. Таким образом, в ходе построения дерева (обучения алгоритма) выстраивается древовидная иерархия подмножеств обучающего множества. Листовым узлам приписываются коды классов по наиболее представленному в них классу.

Свойства листовых узлов определяют финальный риск классификации, который оценивается долей объектов данного листа, получивших неправильную классификацию, тех, класс которых не совпадает с классом листа. Также вычисляется стандартное отклонение этой оценки. Если не определены ограничения на структуру дерева,

например на его глубину (число уровней) или количество элементов в листовых множествах, то узлы финального дерева будут содержать ровно по одному элементу обучающего множества. Подобное дерево, как правило, не представляет интереса для практического использования в силу своих размеров - числа листьев, которое совпадает с числом элементов обучающего множества. Кроме того, эта модель максимально отражает свойства обучающего множества, а не той генеральной совокупности, из которой оно взято. Возникает явление переобучения (*overfitting*), которое выражается в формировании избыточного количества листовых узлов. Для того чтобы этого избежать, древовидную структуру оптимизируют, используя различные варианты отсечения ветвей дерева (*pruning*) - укрупнение ряда узлов за счет слияния дочерних [15, 16]. Существуют различные процедуры оптимизации дерева классификации. Например, основанные на оптимизации его прогностических способностей, которые определяются с помощью процедуры перекрестной проверки (*cross-validation*) [33-35].

Основным преимуществом данной технологии является минимизация предположений о распределении переменных, участвующих в построении дерева, а также о характере влияния факторов на выбор класса. Более того, в ходе построения дерева классификации алгоритм самостоятельно определяет значимость всех атрибутов для снижения риска классификации, что позволяет исследователю выявить наиболее существенные.

Остановимся на параметрах проведенных расчетов. В результате ряда экспериментов авторы выделили следующие ограничения:

- глубина дерева не превышает десяти уровней;
- количество наблюдений в узлах-предках - не менее десяти, в дочерних узлах - не менее пяти;
- минимальное уменьшение критерия в результате деления равно 0,0001.

Для проверки надежности полученных результатов использовались два альтернативных критерия - индекс Джини и индекс бинаризации. Поскольку обучающее множество является несбалансированным (действующих банков гораздо больше), была введена штрафная функция за ошибочную классификацию.

Отметим также, что выбранные параметры расчетов позволили получить правила классификации, не прибегая к использованию суррогатов-атрибутов, которые используются вместо

выбранных для очередного деления, в случае, когда выбранные атрибуты имеют пропущенные значения, не дающие выполнить деление. Использование суррогатов существенно затрудняет интерпретацию дерева.

Эмпирический анализ. Результаты расчетов

В данном разделе мы приведем некоторые результаты построения деревьев классификации и проверим достоверность сформулированных выше сценариев отзыва лицензии. В основе проверки лежит изучение свойств листовых узлов дерева классификации. При обнаружении признаков, присущих тому или иному сценарию, у объектов, оказавшихся в листовом узле, отнесенном к классу банков, лишенных лицензии, мы можем говорить о высокой достоверности этого сценария. Но безусловно, мы не можем считать гипотезу о существовании этого сценария доказанной.

Результаты анализа для двух интегральных классов. Приведем результаты анализа стратегического набора данных. Учитываются только показатели, у которых доля пропущенных значений составляет не более 0,3. Такой набор позволяет произвести классификацию без использования суррогатов-факторов (показателей), не содержащих пропущенных значений, которые позволяют выполнить разбиение множества, близкое к разбиению на основе исходного фактора, содержащего пропущенные значения. Всего включено 411 показателей за все периоды (количество столбцов) по 1115 банкам (количество строк, наблюдений за значениями показателей). Штрафная функция за неверную классификацию, направленная на повышение значимости ошибки отнесения закрытого банка к классу действующих, представлена в таблице 2.

Таблица 2

Штрафная функция за неверную классификацию для двух интегральных классов

Наблюдаемое значение	Предсказанное значение	
	active	closed
active	0,0	1,0
closed	5,0	0,0

Методы построения дерева на основе индекса Джини и индекса бинаризации привели к одинаковым результатам. Для обучающего множества были получены следующие результаты классификации (оптимистический вариант):

Таблица 3

**Оптимистическая оценка результатов классификации.
Стратегический набор данных**

Наблюдаемое значение	Предсказанное значение		
	active	closed	Процент корректных оценок
active	887	67	93,0
closed	44	117	72,7
Общий процент	83,5	16,5	90,0

В построении дерева классификации алгоритм для обоих критериев задействовал только часть переменных. Их список в порядке убывания важности для классификации приведен в таблице 4. Последние цифры в обозначениях фиксируют лаг показателя. Например, 48 отражает значение показателя за четыре года до последнего, то есть если банк был закрыт в апреле 2010 г., то показатель с индексом 48 отражает состояние банка в апреле 2006 г.

Таблица 4

Значимость показателей для прогнозирования отзыва лицензии

Номер	Обозначение	Название	Комментарий
1	sip_48	Средства индивидуальных предпринимателей	Счет № 40802
2	grg_48	Прочие расходы	В эту группу входят уплаченные банком штрафы, пени и неустойки, судебные издержки; расходы прошлых лет, выявленные в отчетном периоде; списание дебиторской задолженности и т. д. http://www.banki.ru/wikibank/rashodyi_kommercheskogo_banka/
3	ddbo_36	Другие доходы от банковских операций	Отчет о прибылях и убытках (итоги разделов 121, 122, 123, 124)
4	grg_36	Прочие расходы	см. выше
5	pdfl_48	Процентные доходы по кредитам физическим лицам	Положением ЦБ РФ от 26 июня 1998 г. № 39-П «О порядке начисления процентов по операциям, связанным с привлечением и размещением денежных средств банками». Указание от 26 ноября 2007 г. № 1931-У
6	dk_36	Процентные доходы, расходы и прибыль на отдельные даты - Доходы	До 2008 г. Счет № 70101. Начиная с отчетности на 01.02.2008, в связи с Положением ЦБ РФ № 302-П, в показателе счет № 70601
7	rk_48	Процентные доходы, расходы и прибыль на отдельные даты - Расходы	Проценты за привлеченные кредиты, юридическим лицам по привлеченным средствам, физическим лицам по депозитам. До 2008 г. сумма счетов 70201, 70202, 70203. Начиная с отчетности на 01.02.2008, в связи с Положением ЦБ РФ № 302-П, в показателе счет № 70606
8	grg_24	Прочие расходы	см. выше
9	norm_ovm_12	Обязательства до востребования по нормативу Н2	Норматив мгновенной ликвидности банка (Н2) http://base.garant.ru/584347/3/
10	orcb_24	Обязательные резервы в ЦБ РФ	Таблицы главы 1 для расчета фонда обязательных резервов (ФОР) банков России, Москвы, регионов, и т. д. в Банке России. Счета 30202 и 30204
11	orcb_36	Обязательные резервы в ЦБ РФ	см. выше
12	cab_48	Суммарные активы банка	Чистые активы (Инструкции № 1 ЦБ РФ в ред. от 06.05.2002, начиная с отчетности на 01.02.2008, в соответствии с Положением ЦБ РФ № 302-П) за вычетом величины обязательных резервов в ЦБ РФ
13	nmo_12	Нетто межбанковских операций	Сумма кредитов другим банкам и корреспондентских счетов в других банках за вычетом суммы кредитов других банков и кредитов других банков до 30 дней, а также средств других банков (корреспондентские счета)
14	ddbo_24	Другие доходы от банковских операций	см. выше
15	ke_3_48	Кредиты экономике	Включают в себя ссудные счета и другие счета, на которых находятся кредиты предприятиям, организациям, населению в рублях и иностранной валюте. Начиная с отчетности на 01.02.2008 - Положение ЦБ РФ от 26.03.2007 № 302-П
16	dp_90_36	Депозиты предприятий до трех месяцев	Депозиты предприятий до трех месяцев

В первую очередь следует обратить внимание на значимость для прогнозирования отдельных показателей в различные периоды времени. В частности, видно, что важнейшим является показатель «Прочие расходы» (grg). Он включает в себя выплаты, которые по своему смыслу тесно связаны с кризисными ситуациями в кредитной организации. Этот показатель может служить инструментом раннего обнаружения проблем, поскольку для прогнозирования наиболее значимым оказалось его значение за четыре года до отзыва лицензии. Мы будем использовать данные этой таблицы при проверке достоверности сформулированных сценариев закрытия банка.

Анализ достоверности сценариев отзыва лицензии для данных за пять лет

Для анализа достоверности сформулированных выше сценариев изучим свойства листовых узлов построенного дерева, отнесенных к интегральному классу «closed». Всего таких узлов в данном дереве насчитывается 11 из 21. Если для того или иного листа удавалось обнаружить признаки какого-либо сценария отзыва лицензии, то мы считали, что этот сценарий достоверен и его можно рассматривать в качестве типового. Если для некоторых сценариев не удавалось обнаружить группу банков, закрытых в соответствии с ним, то полагали, что достоверность не подтверждена, и эти сценарии можно рассматривать как единичные случаи.

Рассмотрим ход анализа на примере листа № 9. Лист содержит 10 банков, у семи из которых отозваны лицензии. Спецификация банков, принадлежащих этому листу, приведена в таблице 5, где указаны значимые для прогноза отзыва лицензии показатели для разных периодов времени. При попадании значений показателей в указанные диапазоны снижается риск ошибки предсказания.

Таблица 5

Описание банков, принадлежащих листу № 9
(суммы указаны в тыс. рублей)

Значение показателей для узла	Комментарий
<i>Четыре года до отзыва лицензии</i>	
cab_48 <= 386564,0	Суммарные активы банка невелики
sip_48 > 1173,0	Значительный объем средств индивидуальных предпринимателей

Значение показателей для узла	Комментарий
rk_48 > 8520,0	Выплата больших процентов за привлеченные кредиты
grg_48 <= 16555,5	Прочие расходы невелики
<i>Три года до отзыва лицензии</i>	
ddbo_36 > 9797,5	Значительная величина других доходов от банковских операций
dk_36 > 22750,5	Получение больших процентов за выданные кредиты
grg_36 <= 18508,0	Верхняя граница прочих расходов возрастает
<i>Два года до отзыва лицензии</i>	
orcb_24 > 2513,5	Обязательные резервы в ЦБ РФ велики
grg_24 <= 91443,0	Верхняя граница прочих расходов значительно выросла
<i>Один год до отзыва лицензии</i>	
norm_ovm_12 > 162506,0	Обязательства (пассивы) по счетам до востребования велики

Таким образом, банки наращивали кредитный портфель, имея существенную депозитную базу. Это соответствует четвертому сценарию - «Проблемные активы».

Необходимо отметить факт роста верхней границы прочих расходов. Эту тенденцию можно наблюдать для многих случаев отзыва лицензии. Аналогичную динамику можно наблюдать для листьев № 7 (восемь банков, у шести отозвана лицензия) и № 10 (12 банков, у девяти отозвана лицензия).

Анализ данных за последний год жизни банка

Для уточнения результатов анализа данных для больших горизонтов стратегического характера исследуем тактические данные за последний год жизни банков - последний записанный в базе или последний перед отзывом лицензии. В этом анализе использовали ту же штрафную функцию (см. таблицу 2) и только те переменные, у которых доля непропущенных значений больше либо равна 0,3. Вновь оба критерия построения дерева классификации (индекс Джини и индекс бинаризации) дали схожие результаты. Однако дерево классификации и состав значимых для прогнозирования на коротком горизонте переменных существенно отличаются от полученных в стратегическом анализе.

Таблица 6

**Оптимистическая оценка результатов классификации.
Тактический набор данных**

Наблюдаемое значение	Предсказанное значение		
	active	closed	Процент корректных оценок
active	936	21	97,8
closed	57	87	60,4
Общий процент	90,2	9,8	92,9

В таблице 7 приведен список переменных в порядке убывания важности для классификации. Все показатели, кроме нормативов Н1, Н2, Н3, приводятся в тыс. рублей, нормативы - в процентах.

Таблица 7

Значимость показателей для прогнозирования отзыва лицензии. Последний год жизни банка

Но-мер	Обозначение	Название	Комментарий
1	norm_n2_1	Норматив мгновенной ликвидности банка (Н2)	Норматив мгновенной ликвидности банка (Н2) Инструкция Банка России от 16 января 2004 г. № 110-И «Об обязательных нормативах банков» (с изменениями и дополнениями) http://base.garant.ru/584347/
2	norm_n2_2	см. выше	см. выше
3	norm_kap_11	Собственные средства (капитал) банка	Норматив достаточности собственных средств (капитала) банка (Н1). Инструкция Банка России № 110-И
4	grg_12	Таблица 4	Таблица 4
5	kscb_1	Корреспондентские счета	Корреспондентские счета (кредитных организаций и расчетных центров) в ЦБ РФ
6	norm_kap_3	см. выше	см. выше
7	norm_kap_5	см. выше	см. выше
8	kscb_2	см. выше	см. выше
9	sner3_12	Средства нерезидентов свыше года	Привлеченные средства нерезидентов, включая средства юридических и физических лиц
10	norm_ovm_1	Таблица 4	Таблица 4
11	rk_8	Таблица 4	Таблица 4
12	norm_n3_7	Объем ликвидных активов	Норматив текущей ликвидности банка (Н3). Инструкция Банка России № 110-И
13	vcb_1	Выпущенные ценные бумаги	Выпущенные банками ценные бумаги (выпущенные облигации, векселя и банковские акцепты на срок свыше 30 дней)
14	pkk_6	Проценты за кредиты клиентам	Проценты за кредиты клиентам

Окончание таблицы 5

Но-мер	Обозначение	Название	Комментарий
15	rsa_12	Расходы на содержание аппарата	Расходы на содержание аппарата
16	uf_3	Уставный капитал	Начиная с отчетности на 01.02.2008, в соответствии с Положением ЦБ РФ № 302-П

Достоверность сценариев «Капитал и наличность» и «Структурирование» подтверждается свойствами листа № 2 (15 банков, закрыто 13). Из анализа динамики показателей за последний год жизни банка видно, что показатель мгновенной ликвидности рос в месяц не менее чем на 6%; это соответствует данным сценариям в части большей доли денежных средств. Банки из листа № 5 (21 банк, 19 - закрыто) обладают показателем мгновенной ликвидности более 20% (требуется более 15%), большим объемом капитала за 11 месяцев до отзыва лицензии (свыше 88786 тыс. рублей) и небольшим уставным капиталом (менее 54513,5 тыс. рублей) за три месяца до отзыва лицензии. Это указывает на возможную реализацию сценария «Структурирование».

Результаты анализа для трех интегральных классов. Увеличение детализации в классификации банков позволяет нам получить больше информации о негативных вариантах развития банков. Из числа банков, лишившихся лицензии, мы выделяем класс «laundry» - банки, у которых в приказе об отзыве лицензии была указана причина отмыывания денег, но не было указано экономических причин. Прочие банки, закрытые по инициативе Банка России, объединены в класс «economic». В рамках этого анализа авторы ставили задачу обнаружить различия в сценариях развития этих двух групп.

Была введена штрафная функция за ошибочную классификацию для преодоления влияния несбалансированности выборки (см. таблицу 8).

Таблица 8

Штрафная функция за ошибочную классификацию для трех интегральных классов

Наблюдаемое значение	Предсказанное значение		
	active	economic	laundry
active	0,000	1,000	1,000
economic	4,000	0,000	2,000
laundry	4,000	2,000	0,000

Результаты построения дерева классификации для *стратегического набора данных* на основе двух используемых нами критериев немного различались. Они приведены в таблицах 9 и 10.

Таблица 9

Результаты построения дерева классификации для индекса Джини. Последние пять лет жизни банка

Наблюдаемое значение	Предсказанное значение			
	active	economic	laundry	Процент корректных оценок
active	820	113	21	86,0-
economic	41	35	10	40,7
laundry	26	12	37	49,3
Общий процент	79,6	14,3	6,1	80,0

Таблица 10

Результаты построения дерева классификации для индекса бинаризации. Последние пять лет жизни банка

Наблюдаемое значение	Предсказанное значение			
	active	economic	laundry	Процент корректных оценок
active	823	111	20	86,3
economic	42	35	9	40,7
laundry	24	12	39	52,0
Общий процент	79,7	14,2	6,1	80,4

Дерево, построенное на основе индекса бинаризации, лучше прогнозирует банки из класса «laundry». В ходе работы алгоритма для его построения были отобраны переменные, представленные в таблице 11 в порядке убывания важности.

Таблица 11

Значимость показателей для прогнозирования отзыва лицензии. Последние пять лет жизни банка

Номер	Обозначение	Название	Комментарий
1	grg_48	Таблица 4	
2	sner3_12	Средства нерезидентов свыше года	
3	grg_36	Таблица 4	
4	rkk_48	Проценты кредиторам, кроме кредитных организаций	
5	rk_48	Таблица 4	
6	grg_12	Таблица 4	
7	ddbo_12	Таблица 4	
8	dk_36	Таблица 4	

Окончание таблицы 11

Номер	Обозначение	Название	Комментарий
9	pd_12	Прочие доходы	Отчет о прибылях и убытках (итоги разделов 171, 172 и 173)
10	grdb_12	Проценты за кредиты кредитным организациям	
11	orb_24	Операционные расходы банков	Расходы и затраты на проведение банковских операций за определенный период времени
12	dk_12	Таблица 4	
13	sip_48	Таблица 4	
14	rub2_48	Расходы от переоценки счетов в иностранной валюте	Положение от 10.06.1996 № 290 «О порядке ведения бухгалтерского учета валютных операций в кредитных организациях»
15	okbn_12	Оборот по корсчетам у банков- нерезидентов	Учитываются счета 30114, 30115 и 30119
16	cab_12	Таблица 4	

Закрытые банки, включенные в лист № 6 (семь банков, четыре из класса «laundry» и три активных), за четыре года до отзыва лицензии выплачивали высокие проценты по привлеченным кредитам (более 8520 тыс. рублей). В то же время, за год до отзыва лицензии, они имели высокие прочие расходы (более 16820 тыс. рублей) и низкие обороты по корреспондентским счетам у банков-нерезидентов (менее 219285,5 тыс. рублей). Это позволяет предположить, что в данных банках развивался сценарий «Окно в Европу».

В работе также проанализирован *тактический набор данных* для трех интегральных классов. Были построены деревья классификации с использованием индексов Джини и бинаризации. Результаты приведены в таблицах 12 и 13.

Таблица 12

Результаты построения дерева классификации для индекса Джини. Последний год жизни банка

Наблюдаемое значение	Предсказанное значение			
	active	economic	laundry	Процент корректных оценок
active	937	12	8	97,9
economic	42	18	11	25,4
laundry	47	1	25	34,2
Общий процент	93,2	2,8	4,0	89,0

Таблица 13

Результаты построения дерева классификации для индекса бинаризации. Последний год жизни банка

Наблюдаемое значение	Предсказанное значение			
	active	economic	laundry	Процент корректных оценок
active	944	2	11	98,6
economic	48	12	11	16,9
laundry	39	2	32	43,8
Общий процент	93,6	1,5	4,9	89,7

Для дерева, построенного с помощью индекса Джини, банки, оказавшиеся в листе № 3 (всего 30 банков, 15 - из класса «laundry», 6 - из класса «economic»), у которых была отозвана лицензия, за 11 месяцев до отзыва лицензии имели низкий уровень капитала (менее 88704 тыс. рублей), а за два месяца до отзыва лицензии имели высокий коэффициент мгновенной ликвидности (норматив Н2). Аналогичную картину можно было наблюдать для банков из листа № 4 (всего девять банков, пять - из класса «laundry» и два - из класса «economic»), где низкий уровень капитала был отмечен за три месяца до закрытия, а также для листа № 5, содержащего пять банков класса «laundry», где была отмечена небольшая величина капитала за пять месяцев до отзыва лицензии. В ряде случаев эти банки имели высокое значение прочих расходов. Похожую картину можно наблюдать для дерева, построенного с помощью индекса бинаризации. Такие значения показателей согласуются со сценарием «Структурирование».

Отметим, что попытки построить деревья классификации для четырех интегральных классов («active», «laundry», «corruption», «economic» и «active») не привели к желаемому результату. Не удалось сформировать листья, которые относятся к классу «corruption», то есть содержат доминирующую долю банков, у которых в приказе об отзыве лицензии значится недостоверная отчетность.

* *
*

Подводя итоги проведенного исследования, отметим следующее. В раннем обнаружении негативных тенденций в жизни банка заинтересованы не только регулятор и различные контролирующие организации. В анализе такого рода заинтересованы также клиенты и партнеры кредитных организаций, планирующие поддерживать и

развивать сотрудничество с ними. Более того, этот анализ полезен также для руководства банков, поскольку помогает ему избежать ошибок в управлении организацией и обеспечить ей репутацию компетентного и надежного финансового партнера и консультанта.

В ходе предварительных исследований исторических данных нам удалось выделить пять сценариев негативного развития банка, которые могут привести к отзыву лицензии по различным причинам. Далее достоверность этих сценариев была проверена на основе анализа данных о последних четырех годах жизни кредитной организации и последнем годе ее жизни. Анализ произведен с использованием деревьев классификации из концепции CART, ранее для таких целей не применявшихся. Возможные причины отзыва лицензии были объединены в несколько непересекающихся интегральных классов различными способами. Рассматривалось два, три и четыре интегральных класса, одним из которых всегда был класс функционирующих банков. Для каждого варианта классификации была сформирована переменная отклика, в которой фиксировалась принадлежность банка к тому или иному классу. Сценарий оценивался как достоверный, если его признаки можно было обнаружить у банков хотя бы в одном листе дерева классификации из класса закрывшихся банков.

Была подтверждена достоверность следующих сценариев:

Сценарий «Капитал и наличность» - проявляется в чрезмерно высоком показателе наличности и высоком уровне капитала, что свидетельствует о недостоверной отчетности и низком уровне коэффициента долгосрочной ликвидности, а значит, малой эффективности.

Сценарий «Структурирование» - проявляется в высокой доле остатков в кассе, низком уровне капитала, росте кредитов и депозитов физических лиц. Были выявлены вариации данного сценария. Банки, лишившиеся лицензии по причине отмывания денег, имели относительно небольшой размер капитала и высокий показатель мгновенной ликвидности. Кроме того, за один-четыре года до отзыва лицензии они демонстрировали большое значение показателя «Прочие расходы». У банков, закрытых по экономическим причинам, отмечалось меньшее значение показателя мгновенной ликвидности.

Сценарий «Окно в Европу» - характеризуется невысоким оборотом по счетам, размещенным в банках-нерезидентах.

Сценарий «Проблемные активы» - проявляется через рост кредитного портфеля, обязательств до востребования и расходов по ценным бумагам.

Сценарий «Ценные бумаги» - не нашел поддержки в процессе анализа данных.

Также не удалось проверить достоверность негативных сценариев развития для класса банков с недостоверной отчетностью. Вместе с тем необходимо отметить, что полученные результаты нельзя рассматривать как доказательство справедливости наших гипотез. Они лишь повышают нашу уверенность в этом.

Литература

1. Какое количество банков останется в России к 2015 году? Опрос Ассоциации российских банков (2012). URL: http://arb.ru/b2b/duty/kakoe_kolichestvo_bankov_ostanetsya_v_rossii_k_2015_godu-1166655/.
2. Информация по кредитным организациям. Банк России. 2014. URL: <http://www.cbr.ru/credit/main.asp>.
3. Altman E.I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy // Journal of Finance. 1968. Vol. 23 (4). P. 589-609.
4. Altman E.I., Haldeman R., Narayanan P. Zeta analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations // Journal of Banking and Finance. 1977. Vol. 1 (1). P. 29-54.
5. Пересецкий А.А. Модели причин отзыва лицензий российских банков. Препринт WP/2010/085. М.: Российская экономическая школа, 2010.
6. Карминский А.М., Костров А.В., Мурзенков Т.Н. Моделирование вероятности дефолта российских банков с использованием эконометрических методов. Препринт WP7/2012/04. Серия WP7 Математические методы анализа решений в экономике, бизнесе и политике. НИУ ВШЭ. - М.: Издательский дом Высшей школы экономики, 2012. - 64 с.
7. Тотмянина К. Обзор моделей вероятности дефолта // Управление финансовыми рисками. 2011. № 1 (25).
8. Головань С.В., Карминский А.М., Копылов А.В., Пересецкий А.А. Модели вероятности дефолта российских банков. I. Предварительное разбиение банков на кластеры. Препринт РЭШ. #WP/2003/039, 2003.
9. Головань С.В., Евдокимов М.А., Карминский А.М., Пересецкий А.А. Модели вероятности дефолта российских банков. II. Влияние макроэкономических факторов на устойчивость банков. Препринт РЭШ. #WP/2004/043, 2004.
10. Карминский А.М., Пересецкий А.А., Головань С.В. Модели дефолта российских банков. Конкурентоспособность и модернизация экономики. Сб. статей / Под ред. Е.Г. Ясина. Т. 1. - М.: ГУ-ВШЭ, 2004. С. 407-417.
11. Пересецкий А.А. Методы оценки вероятности дефолта банков // Экономика и математические методы. 2007. Т. 43 (3). С. 37-62.
12. Поляков К.Л., Полякова М.В. Специфика оценки устойчивости коммерческих банков в российских условиях // Вопросы статистики. 2013. № 12. С. 35-44.
13. Friedman M. Essays in positive economics // University of Chicago Press (1953). 1970. P. 3-43.
14. Malyutina M., Parilova S. The determinants of excessive risk-taking by banks in transition // Economics Education and Research Consortium-Russia and CIS. 2001.
15. Breiman L., Friedman J.H., Olshen R.A., Stone C.T. Classification and regression trees. Wadsworth, Belmont, California, 1984.
16. Berk R.A. Statistical learning from a regression perspective. Springer, 2008.
17. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The elements of statistical learning. 2-d edition. Springer, Stanford, California, 2001.
18. Ripley B.D. Pattern recognition and neural networks. Cambridge: Cambridge University Press, 1996.
19. Venables W.N., Ripley B.D. Modern applied statistics with S. 4-th edition, Springer, 2002.
20. Указание Банка России от 30 апреля 2008 г. № 2005-У «Об оценке экономического положения банков». URL: <http://base.garant.ru/12160685/#ixzz3Chvpdn99>.
21. Путиловский В., Шарапов Р. Кто сидит в кассе? // Banki.ru, 2012. URL: <http://www.banki.ru/news/daytheme/?id=4346102>.
22. Власова Н., Бархатова Н. Красиво выжить не запретишь // Коммерсант.ru, 2013. URL: <http://www.kommersant.ru/doc/2263170>.
23. Тегин М., Путиловский В. Санкция против «Западного» // Banki.ru, 2014. URL: <http://www.banki.ru/news/daytheme/?id=6491498>.
24. Путиловский В. Картина маслом: как распознать «нарисованную» отчетность // Banki.ru, 2014. URL: <http://www.banki.ru/news/daytheme/?id=6609791>.
25. Федеральный закон «О банках и банковской деятельности» от 02.12.1990 № 395-1. URL: <http://base.garant.ru/10105800/>.
26. Паклин Н., Орешков В. Бизнес-аналитика: от данных к знаниям. С-Пб.: Питер, 2013.
27. Therneau T.M, Atkinson E.J. An Introduction to Recursive Partitioning. Using the RPART Routines, Mayo Foundation, September 3, 1997. URL: <http://cran.r-project.org/web/packages/rpart/vignettes/longintro.pdf>.
28. Feldman D., Gross S. Mortgage Default: Classification Trees Analysis // The Journal of Real Estate Finance and Economics. 2005. Vol. 30:4. P. 369-396.
29. Espahbodi H., Espahbodi P. Binary choice models and corporate takeover // Journal of Banking & Finance. 2003. Vol. 27. P. 549-574.
30. Shih Y.-S. Families of splitting criteria for classification trees // Statistics and Computing. 1999. Vol. 9. P. 309-315. URL: <http://www.math.ccu.edu.tw/~yshih/papers/goodness.pdf>.

31. **Breiman L.** Technical Note: Some Properties of Splitting Criteria // *Machine Learning*. 1996. Vol. 24. P. 41-47. URL: <http://link.springer.com/article/10.1023%2FA%3A1018094028462#page-1>.
32. Do splitting rules really matter? Salford Systems, Whitepapers. URL: <https://www.salford-systems.com/resources/whitepapers/114-do-splitting-rules-really-matter>.
33. **Efron B., Tibshirani R.** Improvements on cross-validation: The 632 + Bootstrap Method // *Journal of the American Statistical Association*. 1997. Vol. 92 (438). P. 548-560. URL: http://www.stat.washington.edu/courses/stat527/s14/readings/EfronTibshirani_JASA_1997.pdf.
34. **Mosteller F.** A k-sample slippage test for an extreme population // *Annals of Mathematical Statistics*. 1948. Vol. 19 (1). P. 58-65.
35. **Picard R., Cook D.** Cross-Validation of Regression Models // *Journal of the American Statistical Association*. 1984. Vol. 79 (387). P. 575-583.

DIAGNOSTIC METHODOLOGY OF BANK'S FINANCIAL INSTABILITY

Konstantin Polyakov

Author affiliation: National Research University - Higher School of Economics. E-mail: polyakov.kl@hse.ru.

Marina Polyakova

Author affiliation: National Research University - Higher School of Economics. E-mail: mpolyakova@hse.ru.

Maria Malinovskaya

Author affiliation: National Research University - Higher School of Economics. E-mail: maria.b.levkina@gmail.com.

This article is devoted to the issues of timely detection of negative trends in bank's operation on the basis of data from financial statements. The authors determined that revealing certain sequences of events in credit institutions activities (negative development scenarios) permits to reduce the risk of license withdrawal prediction error. A set of the most common negative scenarios was discovered and described by the authors.

Discovering such scenarios based on the financial statement data allows all interested parties to be proactive in preventing closing down of a credit institution at the initiative of the Bank of Russia or in protecting themselves from negative consequences of this event. The conclusions were confirmed by the mathematical modeling results using classification trees from CART methodology, which have never been applied before to predict license withdrawal.

Keywords: bank, revocation of a license, classification tree, CART.

JEL: C14, G21, G33.

References

1. Kakoye kolichestvo bankov ostanetsya v Rossii k 2015 godu? Opros Assotsiatsii rossiyskikh bankov (2012). URL: http://arb.ru/b2b/duty/kakoe_kolichestvo_bankov_ostanetsya_v_rossii_k_2015_godu-1166655/ [How many banks will remain in Russia by 2015? Survey of the Association of Russian Banks (2012). URL: http://arb.ru/b2b/duty/kakoe_kolichestvo_bankov_ostanetsya_v_rossii_k_2015_godu-1166655/ (in Russ.)].
2. Informatsiya po kreditnym organizatsiyam. Bank Rossii. 2014. URL: <http://www.cbr.ru/credit/main.asp> [Information on credit institutions. Bank of Russia. 2014. URL: <http://www.cbr.ru/credit/main.asp> (in Russ.)].
3. **Altman E.I.** Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy // *Journal of Finance*. 1968. Vol. 23 (4). P. 589-609.
4. **Altman E.I., Haldeman R., Narayanan P.** Zeta analysis: a new model to identify bankruptcy risk of corporations // *Journal of Banking and Finance*. 1977. Vol. 1 (1). P. 29-54.
5. Peresetskiy A.A. Modeli prichin otzyva litsenzy rossiyskikh bankov. Preprint WP/2010/085. M.: Rossiyskaya ekonomicheskaya shkola, 2010. [**Peresetskiy A.A.** Models of reasons for license withdrawal of Russian banks. Preprint WP/2010/085. Moscow: New Economic School, 2010 (in Russ.)].
6. Karminskiy A.M., Kostrov A.V., Murzenkov T.N. Modelirovaniye veroyatnosti defolta rossiyskikh bankov s ispol'zovaniyem ekonometricheskikh metodov. Preprint WP7/2012/04. Seriya WP7 Matematicheskiye metody analiza resheniy v ekonomike, biznese i politike. NIU VSHE. - M.: Izdatel'skiy dom Vysshey shkoly ekonomiki, 2012. - 64 s. [**Karminskiy A.M., Kostrov A.V., Murzenkov T.N.** Comparison of default probability models using econometric methods. Preprint WP7/2012/04. Series WP7 Mathematical methods for decision making in economics, business and politics. NRU HSE. - Moscow: HSE Publishing House, 2012. - 64 p. (in Russ.)].
7. Tot'myanina K. Obzor modeley veroyatnosti defolta // *Upravleniye finansovymi riskami*. 2011. № 1 (25) [**Tot'myanina K.** Overview of default probability models // *Financial Risk Management*. 2011. No. 1 (25) (in Russ.)].
8. Golovan' S.V., Karminskiy A.M., Kopylov A.V., Peresetskiy A.A. Modeli veroyatnosti defolta rossiyskikh bankov. I. Predvaritel'noye razbiyeniye bankov na klasteriy. Preprint RESH. #WP/2003/039, 2003 [**Golovan' S.V., Karminskiy A.M., Kopylov A.V., Peresetskiy A.A.** Probability of Default Models of Russian Banks. I. Models with Clustering. Preprint NES. #WP/2003/039, 2003 (in Russ.)].
9. Golovan' S.V., Yevdokimov M.A., Karminskiy A.M., Peresetskiy A.A. Modeli veroyatnosti defolta rossiyskikh bankov. II. Vliyaniye makroekonomicheskikh faktorov na ustoychivost' bankov. Preprint RESH. #WP/2004/043, 2004

[**Golovan S.V., Evdokimov M.A., Karminsky A.M., Peresetsky A.A.** Probability of Default Models of Russian Banks. II. Models and macroeconomic environment. Preprint NES. #WP/2004/043, 2004 (in Russ.)].

10. **Karminskiy A.M., Peresetskiy A.A., Golovan' S.V.** Modeli defolta rossiyskikh bankov. Konkurentosposobnost' i modernizatsiya ekonomiki. Sb. statey / Pod red. Ye.G. Yasina. T. 1. - M.: GU-VSHE, 2004. S. 407-417 [**Karminsky A.M., Peresetsky A.A., Golovan S.V.** Default models of Russian banks. Competitiveness and modernization of economy / Edited by E.G. Yasin. Vol. 1. - Moscow: HSE. 2004. P. 407-417 (in Russ.)].

11. **Peresetskiy A.A.** Metody otsenki veroyatnosti defolta bankov // Ekonomika i matematicheskiye metody. 2007. T. 43 (3). S. 37-62 [**Peresetsky A.A.** Banks' probability of default models // Economics and Mathematical Methods. 2007. Vol. 43 (3). P. 37-62 (in Russ.)].

12. **Polyakov K.L., Polyakova M.V.** Spetsifika otsenki ustoychivosti kommercheskikh bankov v rossiyskikh usloviyakh // Voprosy statistiki. 2013. № 12. S. 35-44 [**Polyakov K.L., Polyakova M.V.** The specifics of assessing the sustainability of commercial banks in the Russian conditions // Voprosy statistiki. 2013. No. 12. P. 35-44 (in Russ.)].

13. **Friedman M.** Essays in positive economics // University of Chicago Press (1953). 1970. P. 3-43.

14. **Malyutina M., Parilova S.** The determinants of excessive risk-taking by banks in transition // Economics Education and Research Consortium-Russia and CIS. 2001.

15. **Breiman L., Friedman J.H., Olshen R.A., Stone C.T.** Classification and regression trees. Wadsworth, Belmont, California, 1984.

16. **Berk R.A.** Statistical learning from a regression perspective. Springer, 2008.

17. **Hastie T., Tibshirani R., Friedman J.** The elements of statistical learning. 2-d edition. Springer, Stanford, California, 2001.

18. **Ripley B.D.** Pattern recognition and neural networks. Cambridge: Cambridge University Press, 1996.

19. **Venables W.N., Ripley B.D.** Modern applied statistics with S. 4-th edition, Springer, 2002.

20. Ukazaniye Banka Rossii ot 30 aprelya 2008 g. № 2005-U «Ob otsenke ekonomicheskogo polozheniya bankov». URL: <http://base.garant.ru/12160685/#ixzz3Chvpdn99> [Direction of the Bank of Russia No. 2005-U of April 30, 2008 «On the Assessment of Economical Standing of Banks». URL: <http://base.garant.ru/12160685/#ixzz3Chvpdn99> (in Russ.)].

21. **Putilovskiy V., Sharapov R.** Kto sidit v kasse? // Banki.ru, 2012. URL: <http://www.banki.ru/news/daytheme/?id=4346102> [**Putilovsky V., Sharapov R.** Who sits at cash department? // Banki.ru, 2012. URL: <http://www.banki.ru/news/daytheme/?id=4346102> (in Russ.)].

22. **Vlasova N., Barkhatova N.** Krasivo vyzhit' ne zapretish' // Kommersant.ru, 2013. URL: <http://www.kommersant.ru/doc/2263170> [**Vlasova N., Barkhatova N.** Living well isn't against the law // Kommersant.ru, 2013. URL: <http://www.kommersant.ru/doc/2263170> (in Russ.)].

23. **Tegin M., Putilovskiy V.** Sanktsiya protiv «Zapadnogo» // Banki.ru, 2014. URL: <http://www.banki.ru/news/daytheme/?id=6491498> [**Tegin M., Putilovskiy V.** Sanction against «Zapadny» // Banki.ru, 2014. URL: <http://www.banki.ru/news/daytheme/?id=6491498> (in Russ.)].

24. **Putilovskiy V.** Kartina maslom: kak raspoznat' «narisovannuyu» otchetnost' // Banki.ru, 2014. URL: <http://www.banki.ru/news/daytheme/?id=6609791> [**Putilovskiy V.** A painting in oils: how to recognize «painted» reporting? // Banki.ru, 2014. URL: <http://www.banki.ru/news/daytheme/?id=6609791> (in Russ.)].

25. Federal'nyy zakon «O bankakh i bankovskoy deyatel'nosti» ot 02.12.1990 № 395-I. URL: <http://base.garant.ru/10105800/> [Federal Law «On Banks and Banking Activities» of December 2, 1990. No. 395-I. URL: <http://base.garant.ru/10105800/> (in Russ.)].

26. **Paklin N., Oreshkov V.** Biznes-analitika: ot dannyyh k znaniyam. S-Pb.: Piter, 2013 [**Paklin N., Oreshkov V.** Business analytics: from data to knowledge. Saint-Petersburg: Piter, 2013. (in Russ.)].

27. **Therneau T.M., Atkinson E.J.** An Introduction to Recursive Partitioning. Using the RPART Routines, Mayo Foundation, September 3, 1997. URL: <http://cran.r-project.org/web/packages/rpart/vignettes/longintro.pdf>.

28. **Feldman D., Gross S.** Mortgage Default: Classification Trees Analysis // The Journal of Real Estate Finance and Economics. 2005. Vol. 30:4. P. 369-396.

29. **Espahbodi H., Espahbodi P.** Binary choice models and corporate takeover // Journal of Banking & Finance. 2003. Vol. 27. P. 549-574.

30. **Shih Y.-S.** Families of splitting criteria for classification trees // Statistics and Computing. 1999. Vol. 9. P. 309-315. URL: <http://www.math.ccu.edu.tw/~yshih/papers/goodness.pdf>.

31. **Breiman L.** Technical Note: Some Properties of Splitting Criteria // Machine Learning. 1996. Vol. 24. P. 41-47. URL: <http://link.springer.com/article/10.1023%2FA%3A1018094028462#page-1>.

32. Do splitting rules really matter? Salford Systems, Whitepapers. URL: <https://www.salford-systems.com/resources/whitepapers/114-do-splitting-rules-really-matter>.

33. **Efron B., Tibshirani R.** Improvements on cross-validation: The 632 + Bootstrap Method // Journal of the American Statistical Association. 1997. Vol. 92 (438). P. 548-560. URL: http://www.stat.washington.edu/courses/stat527/s14/readings/EfronTibshirani_JASA_1997.pdf.

34. **Mosteller F.** A k-sample slippage test for an extreme population // Annals of Mathematical Statistics. 1948. Vol. 19 (1). P. 58-65.

35. **Picard R., Cook D.** Cross-Validation of Regression Models // Journal of the American Statistical Association. 1984. Vol. 79 (387). P. 575-583.