

Модели причин отзыва лицензий российских банков. Влияние неучтенных факторов¹

В работе рассматриваются причины отзыва лицензий российских банков в период со 2 квартала 2005 г. по 4 квартал 2008 г. В этот период, последовавший за введением страхования депозитов и тщательным анализом состояния банков, подавших заявления о вступлении в систему страхования, значительная часть банковских лицензий отзывалась с формулировкой «отмывание денег». Другая часть лицензий отзывалась в связи с неудовлетворительным финансовым состоянием банка. Последняя причина представляет особый интерес для Российского агентства по страхованию вкладов. В работе строятся модели бинарного выбора и модели множественного выбора для прогноза вероятности отзыва лицензии по каждой из причин на основе макроэкономических показателей и финансовых показателей банка, взятых за год до наблюдения статуса банка. Рассматривается динамика влияния неучтенных переменных, включая человеческий фактор, на вероятность отзыва лицензии.

Ключевые слова: банки; модели вероятности дефолта банка; модели бинарного выбора; модели множественного выбора; отмывание денег.

JEL classification: C25; G21; G32; G33; G38.

1. Введение

Дистанционный мониторинг, текущий онлайн анализ состояния банков по ежемесячным, ежеквартальным, годовым балансовым отчетам позволяет выделить «группы риска», т. е. банки, состояние которых может вызывать опасение. Конечно, такие дистанционные методы, включающие «системы раннего предупреждения» (Early Warning Systems, EWS) не могут дать однозначного указания на состояние надежности того или другого банка. Однако они способны существенно сократить расходы органов надзора, которые могут в первую очередь инспектировать банки, оказавшиеся, согласно дистанционным методикам, в группе риска. Это, в свою очередь, увеличивает эффективность банковского надзора и повышает стабильность банковской системы в целом, предупреждая несостоятельность отдельных банков.

Одним из подходов к эконометрическому моделированию надежности банков на основе публично доступной информации является построение модели надежности на основе исторических данных о банковских дефолтах. Естественным инструментом здесь являются модели бинарного выбора (logit-/probit-модель).

Мартин (Martin, 1977) впервые применил эконометрическую модель бинарного выбора (logit-модель) для прогноза дефолтов банков США за период 1975–1976 гг. Эта модель име-

¹ Автор благодарен участникам конференций в Метабьефе (январь 2010 г.), Вильнюсе (июнь 2010 г.), Минске (сентябрь 2010 г.), Афинах (октябрь 2010 г.), а также А. Карминскому и С. Голованю за полезные обсуждения.

ет некоторые преимущества перед моделью линейного дискриминантного анализа (Altman, 1968; Altman et al., 1977; Izan, 1984; Scott, 1981), а именно: 1) она не предполагает нормального распределения используемых финансовых индикаторов, и 2) результатом прогноза является не бинарный ответ (дефолт — не дефолт), а оценка вероятности дефолта. Кроме того, в ней можно оценить значимость финансовых индикаторов, включенных в модель. Модели бинарного выбора (logit, probit) используются для прогноза дефолта также и в (Wiginton, 1980; Ohlson, 1980; Bovenzi et al., 1983; Cole, Gunther, 1995, 1998; Estrella et al., 2000; Westgaard, Wijst, 2001; Kolari et al., 2002; Godlewski, 2007).

В практической деятельности органов банковского регулирования эконометрические модели вероятности дефолта используются в двух странах: США и России.

США. С 1987 по 2004 год Федеральная резервная система США (ФРС), осуществляющая надзор за банковскими холдингами, выставляла им комплексный BOPEC рейтинг по системе CAMEL². Аналогичный рейтинг выставлялся Федеральной корпорацией страхования депозитов США (FDIC) банкам, относящимся к ее сфере ответственности, т. е. банкам, входящим в систему страхования депозитов (Sahajwala, Bergh, 2000). Соответственно, в обоих регулирующих органах был накоплен значительный объем данных, являющихся конфиденциальными, что позволило исследователям, сотрудникам этих органов, применять эконометрические методы для дистанционного анализа состояния банков и систем раннего предупреждения (Collier et al., 2003; Gilbert et al., 2002; Jagtiani et al., 2003; Krainer, Lopez, 2002, 2003, 2004, 2008, 2009; Oshinsky, Olin, 2006; Sahajwala, Bergh, 2000). Были созданы системы SEER (ФРС) (Gilbert et al., 2002; Jagtiani et al., 2003; Krainer, Lopez, 2002; Sahajwala, Bergh, 2000) и SCOR (FDIC) (Collier et al., 2003; Oshinsky, Olin, 2006; Sahajwala, Bergh, 2000). Системы SCOR и SEER были весьма похожи, одно из отличий состояло в том, что SCOR не принимала во внимание предыдущий CAMEL рейтинг.

Система SEER аналогична по идеологии системе SCOR. Она состоит из двух моделей: одна основана на эконометрической модели упорядоченного выбора и прогнозирует вероятность значения рейтинга CAMEL, другая модель «дефолта», основанная на модели бинарного выбора, прогнозирует снижение рейтинга CAMEL со значений 1, 2 до значений 3–5 (такое снижение рейтинга здесь по определению называется «дефолтом» (Gilbert et al., 2002)). Эти две модели дополняют друг друга.

Россия. Российское агентство по страхованию вкладов (АСВ) использует в своей деятельности эконометрические модели прогноза вероятности дефолта банков для оценки достаточности средств фонда страхования. Эти модели основаны на методологии, разработанной в работах (Peresetsky et al., 2011; Пересецкий, 2007, 2012).

Модели неупорядоченного множественного выбора. В последнее время появилось несколько работ, в которых модель неупорядоченного множественного выбора используется для прогноза вероятности одной из альтернатив, которая и представляет интерес исследования. При этом часто оказывается, что точность прогноза по таким моделям выше, чем прогноз вероятности этой альтернативы по модели бинарного выбора. Приведем несколько примеров.

В (Oshinsky, Olin, 2006) рассматривается модель неупорядоченного множественного выбора для прогноза возможного состояния «проблемного» банка (с рейтингом CAMEL 3–5)

² Начиная с 2005 г. ФРС США приняла новую рейтинговую систему RFI/C(D), которая принимает во внимание также будущие риски дочерних депозитных учреждений (Krainer, Lopez, 2009).

в будущем: «выздоровление», поглощение, пребывание в «проблемном» состоянии, дефолт.

В работе (Baslevant et al., 2009) модель неупорядоченного множественного выбора (multinomial logit-модель) используется для исследования вопроса о том, какие экономические факторы определяют выбор избирателя в Турции в пользу одной из политических партий — Justice and Development Party (Adalet ve Kalkinma Partisi; АКР). При этом рассматривается выбор избирателя между этой партией и другими: Republican People's Party (СНР), True Path Party (DYP), Nationalist Action Party (МНР), Democratic People's Party (ДЕНАР).

В работе (Bussiere, Fratzscher, 2006) показано, что игнорирование того факта, что послекризисный период отличается от спокойного периода, снижает точность прогноза вероятности финансового кризиса. Предлагается вместо обычно применяемой модели бинарного выбора использовать модель множественного выбора, которая различает три состояния — спокойное, послекризисное и предкризисное (которое и представляет наибольший интерес). На примере выборки 20-и развивающихся стран (включая Россию) за 1993–2001 гг. показано, что модель множественного выбора лучше предсказывает кризисы, чем модель бинарного выбора.

Correia et al. (2007) исследуют факторы, определяющие выбор португальских туристов в пользу поездки в Латинскую Америку (Бразилия, Мексика) по сравнению с выбором других направлений (Африка, Европа, острова в Атлантическом океане). В работе сравниваются logit- и mixed logit- модели.

Koetter et al. (2007) рассматривают влияние финансового состояния банка на вероятность слияния банков, при этом банки делятся на пять категорий (по типу слияния) и, соответственно, рассматривается модель множественного выбора с пятью исходами.

В работе (Wei et al., 2005) авторы исследуют факторы, влияющие на прямые иностранные инвестиции (ПИИ) в экономику Китая. При этом показывается, что разделение объектов ПИИ на четыре группы (wholly owned enterprises, equity joint ventures, joint stock companies, contractual joint ventures) повышает точность анализа факторов.

В упомянутых выше работах по эконометрическому моделированию вероятности дефолта российских банков (Peresetsky et al., 2011; Пересецкий, 2007, 2012) использовалась модель бинарного выбора, а определением дефолта банка являлся факт отзыва его лицензии Центральным банком РФ. Случаи отзыва лицензии по причине слияния банков анализировались отдельно и при плохом финансовом положении банка перед слиянием также классифицировались как дефолт. В этой серии работ рассматривался период 1996–2004 гг. Однако в более поздний период 2005–2008 гг. в формулировках приказов ЦБ РФ об отзыве лицензий весьма часто стала встречаться формулировка «в связи с нарушением ... Федерального закона «О противодействии легализации (отмыванию) доходов, полученных преступным путем, и финансированию терроризма». Это было связано с усилением контроля за отчетностью банков и контролем за банками, по времени совпавшим с приходом в ЦБ РФ А. А. Козлова.

В данной работе исследуются два вопроса.

1. Анализ причин отзыва лицензий, при этом учитываются как микроэкономические факторы (данные балансовых отчетов банков), так и макроэкономические показатели. Основными вопросами для анализа являются:

- Одинаково ли влияние факторов на отзыв лицензии по причине финансовой несостоятельности банка и по причине «отмывание денег»?

• Для практической деятельности АСВ важен прогноз отзыва лицензии по причине финансовой несостоятельности. Дело в том, что зачастую лицензия отзывается с формулировкой «отмывание денег» у банка, финансовое состояние которого позволяет выполнить все его финансовые обязательства, и в этом случае АСВ не несет расходов, связанных с ликвидацией банка. Поэтому важным практическим вопросом является следующий: можно ли повысить точность прогноза отзыва лицензии по причине финансовой несостоятельности банка, используя модель множественного выбора, по сравнению с применением модели бинарного выбора.

2. Анализ влияния «неучтенных» факторов, т. е. таких, которые не измерены и не включены в объясняющие переменные моделей. Они могут отражать как субъективные моменты (такие как влияние личностей, принимающих решение об отзыве лицензий), так и динамику общего состояния российской банковской системы (например, доли в ней «плохих» банков). Показано, что направление и значимость влияния неучтенных факторов на вероятность отзыва лицензии зависит от причины отзыва.

2. Отзыв лицензии. Модели бинарного и множественного выбора

2.1. Данные

Данные, которые использованы в этом разделе, охватывают период со 2 квартала 2005 г. по 4 квартал 2008 г. Данные содержат информацию о примерно 1200 банках, за указанный период лицензия была отозвана у 124 банков. Статус каждого банка фиксировался на конец квартала. Банк мог функционировать ($live = 1$) или его лицензия была отозвана в данном квартале ($live = 0$). В случае если лицензия была отозвана, из формулировки приказа ЦБ РФ об отзыве лицензии отдельно извлекалась причина отзыва лицензии: отмывание денег ($laundry = 1$), неоднократное нарушение федерального законодательства и недостоверная отчетность ($law_violation = 1$), финансовая несостоятельность и недостаточность капитала ($insolvency = 1$) и добровольность ($voluntarily = 1$). Если указывалось несколько причин, то значение 1 присваивалось нескольким переменным.

Для того чтобы избежать корреляции наблюдений, данные были прорежены в соответствии с алгоритмом, предложенным в работе (Пересецкий, 2007). Однако, в отличие от этой работы, лаг между наблюдением статуса банка и наблюдением его характеристик был взят не два года, а один год, поскольку в период 2 квартал 2005 г. — 4 квартал 2008 г., в отличие от более раннего периода 1996–2004 гг., рассмотренного в (Пересецкий, 2007), время принятия решения об отзыве лицензии сократилось, что частично объясняется тем, что в этот период значительная часть лицензий отзывалась с формулировкой «отмывание денег» (см. табл. 1).

Для банков, у которых лицензия была отозвана в момент t , брались наблюдения их статуса в моменты $t, t-4, t-8, \dots$, т. е. с шагом четыре квартала по времени. Для тех банков, у которых лицензия не была отозвана, начальный момент t выбирался случайным образом из четырех кварталов 2008 г., а далее, как и для банков, у которых лицензия была отозвана, брались наблюдения их статуса в моменты $t, t-4, t-8, \dots$. С каждым наблюдением статуса банка в момент t связывались данные его балансового отчета и макроэкономические показатели в момент $t-4$. Таким образом, в данной работе предпринимается попытка ответить

на вопрос, в какой степени вероятность отзыва лицензии через один год, а также причина отзыва могут быть предсказаны по текущей информации.

Таблица 1. Распределение причин отзыва лицензий 2 квартал 2005 г. — 4 квартал 2008 г.

	<i>laundry</i>	<i>voluntarily</i>	<i>insolvency</i>	<i>law_violation</i>
<i>laundry</i>	76	0	3	1
<i>voluntarily</i>	0	5	0	0
<i>insolvency</i>	3	0	7	15
<i>law_violation</i>	1	0	15	17
Всего	80	5	25	33

Источник: ЦБ РФ. <http://www.cbr.ru/credit/likvidbase/LikvidBase.aspx>.

Для целей АСВ особенно важно различать отзыв лицензии по экономическим причинам и отзыв лицензии с формулировкой «отмывание денег», но без формулировок о плохом финансовом состоянии банка. Поэтому для анализа причин отзыва лицензий указанные выше причины были агрегированы следующим образом. Переменная *reason* = 0, если лицензия не была отозвана; *reason* = 1, если в формулировке отзыва присутствовало отмывание денег, но не было указано экономических причин (*laundry* = 1 и *law_violation* = 0 и *insolvency* = 0); *reason* = 2 в остальных случаях (отзыв по экономическим причинам). Отметим, что при этой классификации пять добровольных отзывов лицензии попали в класс 2, что, возможно, не вполне корректно, т. к. в некоторых случаях добровольного отзыва лицензии, возможно, было удовлетворительное состояние банка (например, при слиянии двух банков с удовлетворительным финансовым состоянием).

Кроме того, были созданы фиктивные переменные — индикаторы этих агрегированных причин отзыва: *laundry1* = 1, если *reason* = 1; и *economic* = 1, если *reason* = 2. Переменная *default* = 1 – *live* является индикатором отзыва лицензии (по любой из причин).

На рисунке 1 представлено распределение отзывов лицензий по кварталам. Заметим, что наибольшее количество отзывов лицензий приходится на 2005–2006 гг., когда приказы об отзыве подписывались Первым заместителем Председателя ЦБ РФ, председателем комитета банковского надзора А. А. Козловым³ (убит 13 сентября 2006 г.). После этого большая часть приказов подписана сменившим его на этих должностях Г. Г. Меликьяном.

В таблице 2 приведены макроэкономические показатели (квартальные данные), которые были использованы для контроля за меняющимся макроэкономическим окружением. В таблице 3 приведены показатели финансовой деятельности банка, отражающие степень риска банка. Все показатели финансовой деятельности банка, за исключением меры размера банка — чистых активов, взяты в относительном виде. Большой банк обычно предполагается более устойчивым, т. к. он обладает большими ресурсами для сглаживания отдельных неудач и в большей степени диверсифицирует свои риски. Из данных исключены пять банков, вероятность дефолта которых близка к нулю, поскольку в случае наличия проблем они, по нашим оценкам, скорее всего, получают государственную поддержку: Сбербанк, ВТБ, Газпромбанк, Банк Москвы, Россельхозбанк.

³ С 2002 по 2006 гг. А. А. Козлов ведал в ЦБ РФ банковским надзором, в том числе вопросами отзыва лицензий. Кроме того, он курировал принятие банков в систему страхования вкладов.

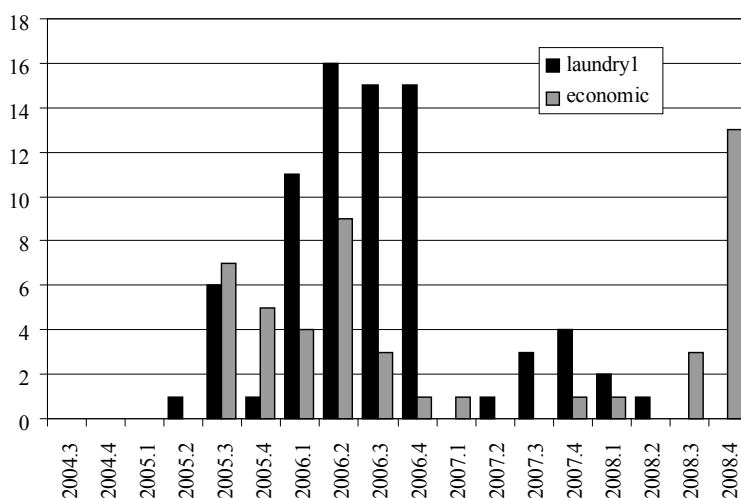


Рис. 1. Распределение отзывов лицензий по кварталам

Все показатели, как макроэкономические, так и микроэкономические, брались на момент за четыре квартала до момента наблюдения статуса банка. Все данные взяты в дефлированном на индекс потребительских цен виде. В Таблице П1 в Приложении приведены описательные статистики показателей.

Таблица 2. Макроэкономические показатели

Обозначение	Показатель
d4_gdp	Прирост ВВП за последние четыре квартала
d4_infl	Прирост индекса цен за последние четыре квартала
erate	Обменный курс рубль/доллар США
unempl	Уровень безработицы
trade	Условия торговли

Таблица 3. Показатели финансовой деятельности банка

Обозначение	Показатель
bpsa	Балансовая прибыль / Чистые активы
gdoca	Государственные ценные бумаги / Чистые активы
kеса	Кредиты предприятиям / Чистые активы
lasa	Ликвидные / Чистые активы
mbkca	Межбанковские кредиты / Чистые активы
ncbca	Негосударственные ценные бумаги / Чистые активы
lnoksca	ln (Оборот по корреспондентским счетам / Чистые активы)
pnasa	Прочие неработающие активы / Чистые активы
reske	Резервы под возможные потери по кредитам / Кредиты предприятиям
skca	Собственный капитал / Чистые активы

Окончание табл. 3

Обозначение	Показатель
vdfca	Депозиты физических лиц / Чистые активы
vdulca	Депозиты юридических лиц / Чистые активы
lnca	ln (Чистые активы)
ke_fca	Кредиты физическим лицам / Чистые активы

2.2. Модели бинарного выбора

В качестве предварительного анализа оценим модели бинарного выбора для переменных *default* (лицензия отозвана), *laundry* (в числе причин отзыва перечислено «отмывание денег»), *laundry1* (в числе причин отзыва перечислено «отмывание денег», но не указаны экономические причины), *economic* (в числе причин отзыва указаны экономические причины). В таблице 4 приведены результаты оценивания трех моделей для каждой переменной: первая (полная) модель включает как макропоказатели, так и микропоказатели; вторая модель включает только макропоказатели; третья модель включает только микропоказатели.

Качество подгонки моделей — показатель псевдо- R^2 .

- Для полной модели и для модели с микропоказателями показатель псевдо- R^2 несколько выше для переменной *laundry1*, чем для переменной *laundry*. Таким образом, отзыв лицензии по причине отмывания денег более точно предсказывается, если не смешивать эти отзывы с отзывами по экономическим причинам. Поэтому в дальнейшем будет рассматриваться переменная *laundry1*.

- Отзыв лицензии по экономическим причинам предсказывается точнее, чем по причине отмывания денег (псевдо- R^2 в полной модели равен соответственно 0.340 и 0.284). То же относится и к двум «коротким» моделям, включающим только макропоказатели или только микропоказатели.

- В модель отзыва по причине отмывания денег наибольший вклад вносят микропоказатели (0.203) и меньший — макропоказатели (0.0781). Обратная ситуация возникает в модели для отзыва лицензии по экономическим причинам: вклад микропоказателей (0.0875) меньше вклада макропоказателей (0.238). Таким образом, отзыв лицензии по причине отмывания денег в большей степени, чем отзыв лицензии по экономическим причинам, определяется финансовыми показателями банков, а в модели отзыва лицензии по экономическим причинам необходимо учитывать влияние макроэкономического окружения.

Коэффициенты моделей и их значимость различаются для различных причин отзыва.

- В то время как в модели для отзыва по причине отмывания денег значимы только два макропоказателя, в модели вероятности отзыва по экономическим причинам значимы четыре макропоказателя из пяти. Среди них обменный курс (*erate*), прирост ВВП (*d4_gdp*) и инфляция (*d4_infl*), которые незначимы в модели вероятности отзыва лицензии по причине отмывания денег.

- Наборы микропоказателей, значимых на 10%-ном уровне, также существенно различаются для двух моделей. В модели вероятности отзыва по экономическим причинам значимы пять показателей: *ncbca*, *mbkca*, *skca*, *brca*, *reske*. Все эти показатели в той или иной степени отражают риски финансового положения банка. Размер банка *lnca* оказался незна-

чимым, возможно, в силу мультиколлинеарности. Высокие значения доли негосударственных ценных бумаг (*ncbca*) и резервов на возможные потери *reske* (мера качества кредитного портфеля), низкие значения балансовой прибыли (*brca*) повышают вероятность отзыва лицензии, что ожидаемо. Низкая вовлеченность в операции на рынке межбанковских кредитов *mbkca* и высокие значения капитализации *skca* также повышают вероятность отзыва лицензии. Результат менее ожидаемый, возможно, он соответствует структуре баланса банков в предефолтном состоянии. Совершенно другие факторы значимы в модели вероятности отзыва лицензии по причине отмывания денег. Значимым фактором (ожидаемо) оказался оборот по корреспондентским счетам *lnokscsa* (чем больше оборот, тем более вероятен отзыв лицензии), также значимым оказалось влияние депозитов физических и юридических лиц (*vdulca* и *vdflca*). Видимо, клиенты предпочитают не вкладывать деньги в подозрительные банки. Балансовая прибыль значима, но с обратным знаком, ее увеличение увеличивает вероятность отзыва лицензии. Только направление влияния резервов под возможные потери *reske* одинаково во всех моделях.

Другие факторы. Возможно, есть другие, не учтенные в моделях табл. 4 факторы, которые значимо влияют на вероятность отзыва лицензии. Для выяснения наличия этих факторов и направления их влияния рассмотрим следующую logit-модель:

$$P(\text{отзыв}_{t+4}) = \Lambda(x_t' \beta + \gamma_\tau d_{t\tau}). \quad (1)$$

В уравнении (1) $\Lambda(\cdot)$ — логистическая функция распределения, x_t — набор макро- и микро- показателей в квартале t , фиктивные переменные

$$d_{t\tau} = \begin{cases} 1, & |t - \tau| \leq 1, \\ 0, & |t - \tau| > 1, \end{cases} \quad \tau = 1, \dots, T$$

являются индикатором того, что момент времени t отстоит от момента времени τ не более чем на один квартал. Таким образом, эта фиктивная переменная берет на себя влияние всех неучтенных в модели факторов в окрестности момента времени τ . Соответственно, если коэффициент γ_τ значимо отличается от нуля и положителен, это свидетельствует о наличии в момент времени τ влияния некоторых неучтенных в модели факторов, повышающих вероятность отзыва лицензии через год, в момент $\tau + 4$.

На рисунке 2 представлены графики зависимости коэффициентов γ_τ от момента времени τ для трех регрессий (с зависимыми переменными *default*, *laundry1*, *economic*). Кружками на графиках отмечены значения, значимо отличающиеся от нуля на 5%-ном уровне.

Отметим интересный эффект, связанный с отзывами лицензии по причине отмывания денег. Неучтенные факторы значимо увеличивали вероятность отзыва лицензии по причине отмывания денег в период 4 квартал 2003 г. — 4 квартал 2005 г. (соответствует приказам об отзыве лицензий в период 4 квартал 2004 г. — 4 квартал 2006 г.). Начало периода практически совпадает с введением системы страхования депозитов и отбором банков в систему страхования⁴. Окончание периода совпадает по времени с уходом А. А. Козлова из ЦБ РФ (отмечено стрелкой на рис. 2). Во 2 квартале 2003 г. и после 1 квартала 2006 г. внешние

⁴ Агентство по страхованию вкладов (АСВ) было создано в январе 2004 г., в сентябре 2004 г. первая группа банков была принята в систему страхования вкладов (ССВ), а к марту 2005 г. уже значительная часть банков (около 800) была принята в ССВ. Процесс массового приема банков в ССВ был завершен в сентябре 2005 г.

Таблица 4. Модели бинарного выбора (полная, макро-, микро-) по четырем переменным

Показатель	default				laundry				laundry1				esopomic			
	Полная	Макро	Микро	Полная	Макро	Микро	Полная	Макро	Микро	Полная	Макро	Микро	Полная	Макро	Микро	
erate	-0.778***	-0.616***	-0.126	-0.0319	-0.133	-0.0448	-1.104***	-1.061***								
trade	5.558***	4.683***	4.569***	3.779***	4.443***	3.605***	4.931***	4.702***								
unempl	-1.100***	-0.823***	-1.291***	-1.078***	-1.238***	-1.002***	-0.862	-0.510								
d4_gdp	92.29***	64.29***	-28.55	-39.67	-26.16	-37.93	136.1***	118.6***								
d4_infl	70.71***	61.15***	12.94	13.60	11.22	11.91	97.00***	91.45***								
lnca	0.507	0.529	1.232	1.464*	1.040	1.283	0.0936	0.113								
lnca2	-0.0318	-0.0287	-0.0629*	-0.0710**	-0.0549*	-0.0635**	-0.0107	-0.00465								
nbca	4.252***	6.314***	3.029*	5.439***	3.134*	5.447***	5.713**	6.797***								
laca	2.753*	5.647***	2.057	4.918***	2.210	4.948***	3.256	5.532***								
mbkca	-4.109**	-1.678	-1.533	0.651	-1.423	0.751	-9.320**	-7.692**								
lnoksa	0.380***	0.251**	0.374***	0.287**	0.396***	0.310**	0.324	0.123								
pnasa	1.646*	0.962	1.490	1.013	1.744	1.330	0.521	0.0967								
ska	1.802***	0.736	1.035	0.191	1.145	0.279	2.509**	0.903								
vdflca	-2.766**	-1.810	-7.308***	-6.737***	-9.695***	-9.152***	1.134	1.775								
vdulca	-3.639**	-3.451**	-3.628**	-3.468**	-3.899**	-3.726*	-2.117	-2.648								
kesa	2.493*	5.172***	1.930	4.525***	2.073	4.594***	3.225	5.311***								
ke_fca	-2.449*	-2.029	-2.512	-2.315	-2.512	-2.379	-1.522	-1.424								
gdoca	1.673	3.839**	2.102	3.751**	2.168	3.772**	0.883	3.310								
brca	1.678	1.627	5.426*	5.232**	5.171*	5.063*	-12.06**	-8.618**								
reske	2.171***	2.059***	1.989***	1.954***	2.067***	2.024***	2.068*	1.694								
Constant	-165.7***	-125.8***	-10.90***	9.437	25.24	-15.35***	9.789	25.34	-14.35***	-233.9***	-208.8***	-10.62*				
Число наблюдений	4429	4429	4429	4429	4429	4429	4429	4429	4429	4429	4429	4429	4429	4429	4429	
Псевдо-R ²	0.291	0.132	0.141	0.271	0.284	0.0781	0.203	0.340	0.238	0.0875						
Число единиц	124	80	76													

Примечание. *, **, *** означают значимость на 10, 5, 1%-ном уровне соответственно.

факторы либо значительно уменьшали вероятность отзыва лицензии по причине отмывания денег, либо не оказывали значимого влияния.

Что касается влияния неучтенных факторов на отзыв лицензии по экономическим причинам, то они значительно увеличивали вероятность отзыва только в период 3 квартал 2003 г. — 1 квартал 2004 г. (отзывы лицензий в период 3 квартал 2004 г. — 1 квартал 2005 г.). Это, по-видимому, было связано с проверкой финансового состояния банков при их первоначальном отборе в ССВ. После 4 квартала 2004 г. неучтенные факторы либо не оказывали влияния, либо значительно снижали вероятность отзыва лицензии.

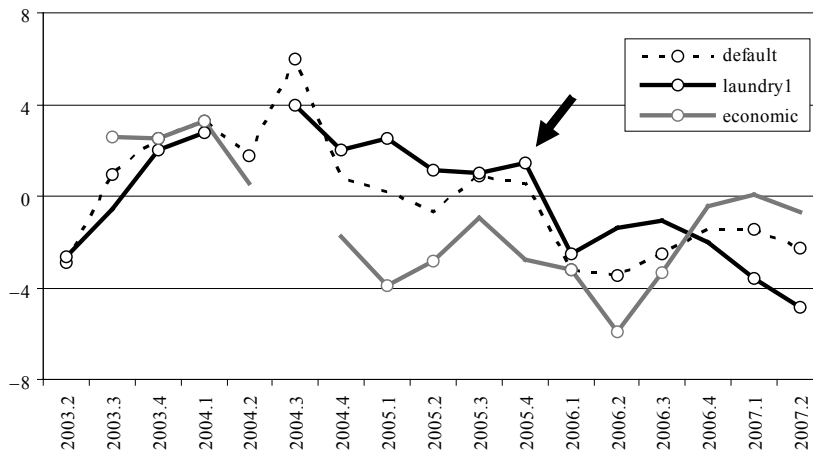


Рис. 2. Влияние неучтенных факторов на вероятность отзыва лицензии

2.3. Модели множественного выбора

В этом разделе оценивается logit-модель множественного выбора для проверки того, не позволяет ли эта модель точнее прогнозировать отзыв лицензии по экономическим причинам, чем обычная logit-модель бинарного выбора. Возможность улучшения качества прогноза одной из альтернатив при использовании модели множественного выбора была показана в работах (Wei et al., 2005; Bussiere, Fratzscher, 2006; Correia et al., 2007; Koetter et al., 2007; Baslevent et al., 2009).

Logit-модель множественного выбора имеет следующий вид:

$$P(y_i = j) = \frac{\exp(x_i' \beta_j)}{\sum_{m=1}^k \exp(x_i' \beta_m)}, \quad i = 1, \dots, n; \quad j = 1, \dots, k. \quad (2)$$

Здесь i — номер наблюдения, j — номер альтернативы, x_i — вектор показателей объекта j , β_j — вектор коэффициентов, соответствующих альтернативе j , $P(y_i = j)$ — вероятность того, что объект i выбирает альтернативу j . В качестве нормировки обычно накладывается условие $\beta_1 = 0$.

В рассматриваемом случае наблюдением является «банк-квартал», число альтернатив $k = 3$, а именно: лицензия не отозвана ($default = 0, j = 1$), лицензия отозвана по причине

отмывания денег ($laundry1 = 1, j = 2$) и лицензия отозвана по экономической причине (финансовая несостоятельность, $economic = 1, j = 3$).

В таблице 5 в первых двух колонках приведены оценки logit-моделей бинарного выбора (из табл. 4), а в колонках 3 и 4 — оценки коэффициентов β_2 и β_3 logit-модели множественного выбора ($\beta_1 = 0$ в силу нормировки).

Таблица 5. Модели бинарного и множественного выбора

Показатель	Модель			
	logit		multinomial logit	
	<i>laundry1</i>	<i>economic</i>	<i>laundry1</i>	<i>economic</i>
erate	-0.133	-1.104***	-0.188	-1.105***
trade	4.443***	4.931***	4.660***	5.191***
unempl	-1.238***	-0.862	-1.260***	-0.960
d4_gdp	-26.16	136.1***	-17.18	135.2***
d4_infl	11.22	97.00***	16.84	98.80***
lnca	1.040	0.0936	1.031	0.0847
lnca2	-0.0549*	-0.0107	-0.0550*	-0.0113
ncbca	3.134*	5.713**	3.509**	6.167**
laca	2.210	3.256	2.364	3.522
mbkca	-1.423	-9.320**	-1.676	-9.576**
lnokzca	0.396***	0.324	0.414***	0.373
pnaca	1.744	0.521	1.781	0.651
skca	1.145	2.509**	1.226	2.585**
vdflca	-9.695***	1.134	-9.697***	0.976
vdulca	-3.899**	-2.117	-3.966**	-2.321
keca	2.073	3.225	2.266	3.506
ke_fca	-2.512	-1.522	-2.583	-1.644
gdoca	2.168	0.883	2.309	1.164
bpca	5.171*	-12.06**	4.938	-12.19**
reske	2.067***	2.068*	2.153***	2.281*
Constant	9.789	-233.9***	-4.852	-234.7***
Число наблюдений	4429	4429	4429	4429
Псевдо- R^2	0.284	0.340	0.313	

Примечание. *, **, *** означают значимость на 10, 5, 1%-ном уровне соответственно.

Из таблицы 5 видно, что оценки коэффициентов β_2 и β_3 logit-модели множественного выбора по значимости не отличаются от соответствующих оценок коэффициентов logit-моделей бинарного выбора, также и их величины различаются незначительно.

На рисунках 3 и 4 представлено сравнение прогнозных значений вероятности отзыва лицензии по экономическим причинам, по причине отмывания денег и вероятности того, что лицензия не будет отозвана. Видно, что прогнозные значения, полученные по logit-моделям бинарного выбора и logit-моделям множественного выбора, различаются незначительно. Рисунок 4 требует некоторых пояснений. Прогнозные значения вероятности выживания рас-

считываются по бинарной logit-модели из табл. 4, а прогнозные значения, полученные по logit-модели множественного выбора, рассчитываются по модели из табл. 5. Этим объясняется то, что рассогласование прогнозов на рис. 4 несколько выше, чем на рис. 3.

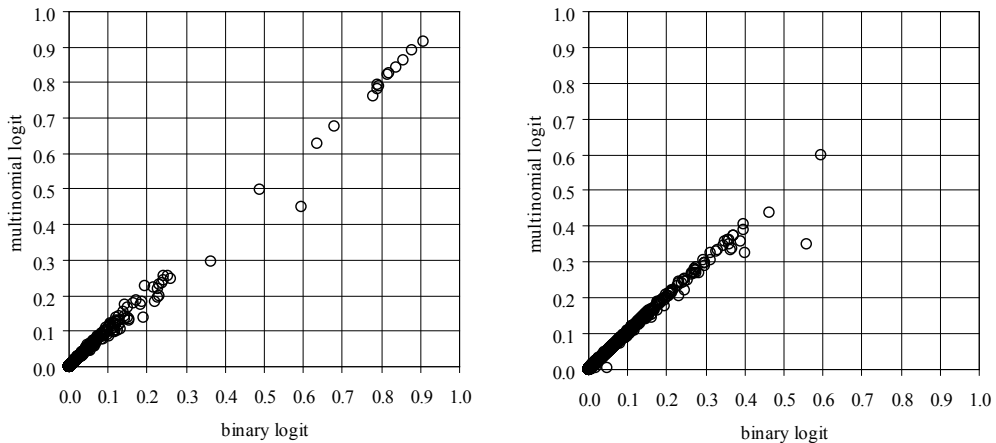


Рис. 3. Прогнозные вероятности отзыва лицензии по экономическим причинам (слева) и по причине отмывания денег (справа)

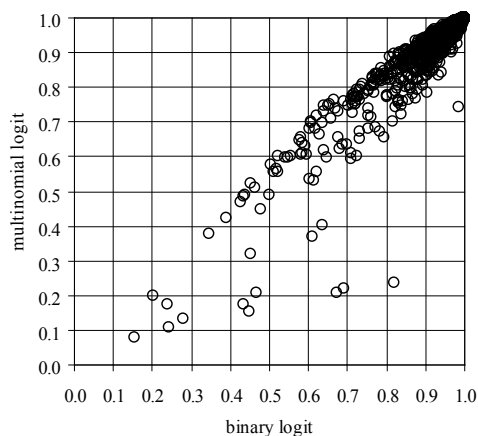


Рис. 4. Прогнозные вероятности того, что лицензия не будет отозвана

Сравнивать точность прогноза по двум моделям можно также по доле точных прогнозов, а именно по графикам вероятности ошибок I и II рода. По модели можно для каждого наблюдения получить оценку вероятности дефолта \hat{p}_i . Выбрав пороговое значение c , можно прогнозировать дефолт, если $\hat{p}_i > c$. Сравнив полученные прогнозы с действительным статусом банков, получим доли $P_I(c)$ (вероятности) ошибок I рода (дефолт банка, для которого был благоприятный прогноз) и доли $P_{II}(c)$ (вероятности) ошибок II рода (банк с неблагоприятным прогнозом на самом деле выжил). При изменении c от 0 до 1 точка $(P_I(c), P_{II}(c))$ описывает некоторую кривую на плоскости. Чем ближе кривая к осям координат, тем лучше прогнозное качество модели.

На рисунке 5 представлены графики ошибок I–II рода для прогноза отзыва лицензии и для отзыва лицензии по экономическим причинам (представляющих основной интерес

для АСВ) по двум logit-моделям — бинарного и множественного выбора. В отличие от упомянутых во Введении работ, в данном случае использование модели множественного выбора не дает преимущества в прогностической силе по сравнению с использованием модели бинарного выбора.

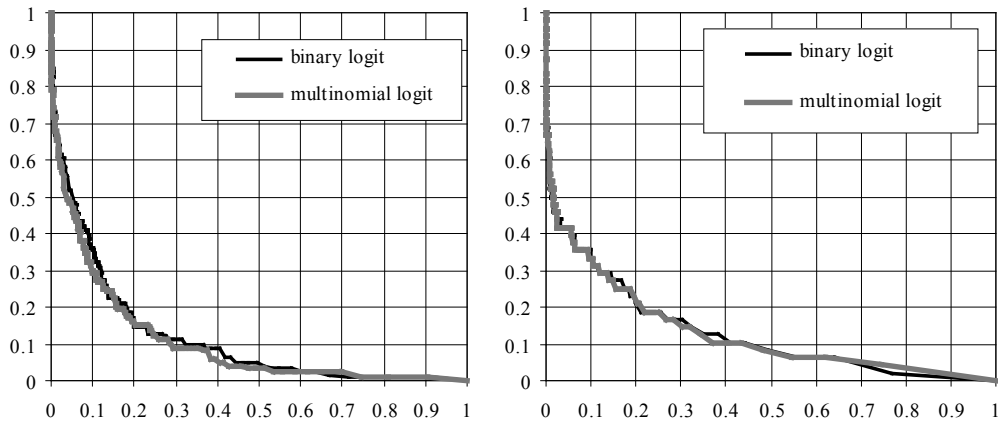


Рис. 5. Графики вероятности ошибок I–II рода для прогноза отзыва лицензии (слева) и отзыва лицензии по экономическим причинам (справа)

Оценка *маржинального эффекта* показателей на вероятность отзыва лицензии несколько отличается в моделях бинарного и множественного выбора. Диаграммы рассеяния для

величин $\frac{\partial P(\text{laundry}I_i = 1)}{\partial x_i}$, рассчитанных по двум моделям (для x = капитализация $skca$

и x = доля негосударственных ценных бумаг в чистых активах $ncbca$), представлены на рис. 6.

3. Заключение

В работе построены модели вероятности отзыва лицензии российских банков на основе эконометрических logit-моделей бинарного и множественного выбора. Модели используют финансовые показатели банков, взятые за четыре квартала до наблюдения статуса банка (лицензия отозвана/не отозвана). Кроме того, для контроля за факторами, оказывающими влияние на все банки одновременно, в модели включены макроэкономические показатели, также взятые на момент времени за четыре квартала до наблюдения статуса банка. Рассматриваются все приказы об отзыве лицензий за период 2 квартал 2005 г. — 4 квартал 2008 г.

Показано, что для прогноза отзыва лицензии по причине отмыывания денег и по причине «финансовая несостоятельность, неспособность выполнить свои обязательства, нарушение отчетности» значимыми являются существенно разные наборы факторов.

Для практической деятельности АСВ особенно важна точность прогноза отзыва лицензии по второй причине, поскольку в этом случае АСВ покрывает потери физических лиц — клиентов банка, у которого отозвана лицензия. Поэтому в работе рассматривался вопрос о том, может ли применение модели множественного выбора с тремя исходами (лицензия не ото-

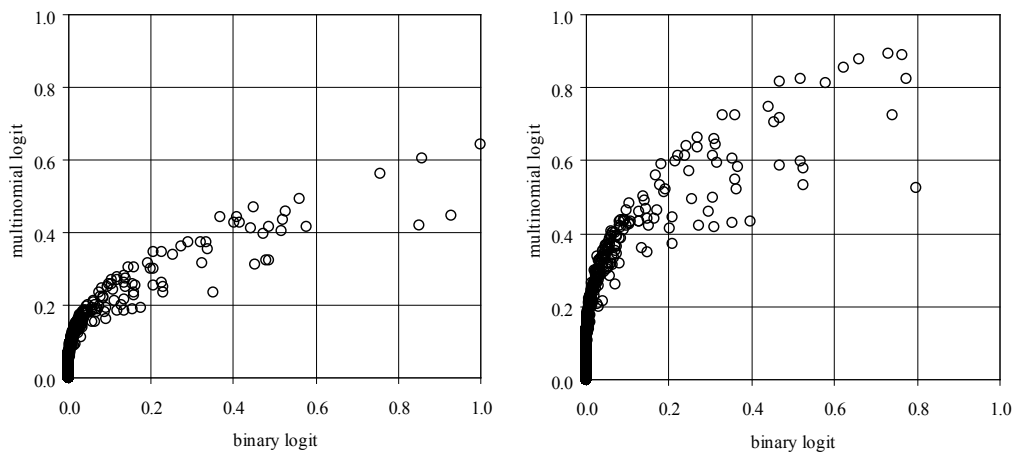


Рис. 6. Сравнения маржинального эффекта $skca$ (слева) и $ncbca$ (справа) на вероятность отзыва лицензии по экономическим причинам, рассчитанного по моделям бинарного и множественного выбора

звана или отозвана по одной из двух причин) повысить точность прогноза вероятности отзыва лицензии по причине «финансовая несостоятельность, неспособность выполнить свои обязательства, нарушение отчетности», представляющей наибольший интерес.

Оказалось, что в данном случае применение моделей множественного выбора не повышает точность прогноза по сравнению с применением модели бинарного выбора. Сами прогнозы вероятности отзыва лицензий по причине финансовой несостоятельности, полученные по этим двум моделям, практически не отличаются.

Неучтенные факторы значимо увеличивали вероятность отзыва лицензии по причине отмывания денег в период 4 квартал 2003 г. — 4 квартал 2005 г. (соответствует приказам об отзыве лицензий в период 4 квартал 2004 г. — 4 квартал 2006 г.). Начало этого периода практически совпадает с введением системы страхования депозитов и отбором банков в систему страхования. Окончание периода совпадает по времени с уходом А. А. Козлова из ЦБ РФ. Во 2 квартале 2003 г. и после 1 квартала 2006 г. внешние факторы либо значимо уменьшали вероятность отзыва лицензии по причине отмывания денег, либо не оказывали значимого влияния. Возможно, этот эффект связан с личностью А. А. Козлова, занимавшего пост Первого заместителя Председателя ЦБ РФ.

Что касается влияния неучтенных факторов на отзыв лицензии по экономическим причинам, то они значимо увеличивали вероятность отзыва только в период 3 квартал 2003 г. — 1 квартал 2004 г. (отзывы лицензий в период 3 квартал 2004 г. — 1 квартал 2005 г.). Это, по-видимому, было связано с проверкой финансового состояния банков при их первоначальном отборе в ССВ. После 4 квартала 2004 г. неучтенные факторы либо не оказывали влияния, либо значимо снижали вероятность отзыва лицензии по экономическим причинам.

Список литературы

Пересецкий А. А. (2007). Методы оценки вероятности дефолта банков. *Экономика и математические методы*, 43 (3), 37–62.

Пересецкий А. А. (2012). *Эконометрические методы в дистанционном анализе деятельности российских банков*. НИУ ВШЭ.

Altman E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23 (4), 589–609.

Altman E. I., Haldeman R., Narayanan P. (1977). Zeta analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, 1 (1), 29–54.

Baslevant C., Kirmanoglu H., Senatarlar B. (2009). Party preferences and economic voting in Turkey (now that the crisis is over). *Party Politics*, 15 (3), 377–391.

Bovenzi J. F., Marino J. A., McFadden F. E. (1983). Commercial bank failure prediction models. *Federal Reserve Bank of Atlanta. Economic Review*, 68, 14–26.

Bussiere M., Fratzscher M. (2006). Towards a new early warning system of financial crises. *Journal of International Money and Finance*, 25 (6), 953–973.

Cole R. A., Gunther J. W. (1995). Separating the likelihood and timing of bank failure. *Journal of Banking and Finance*, 19 (6), 1073–1089.

Cole R. A., Gunther J. W. (1998). Predicting bank failures: A comparison of on- and off-site monitoring systems. *Journal of Financial Services Research*, 13 (2), 103–117.

Collier C., Forbush S., Nuxoll D. A., O’Keefe J. (2003). The SCOR system of off-site monitoring: its objectives, functioning, and performance. *FDIC Banking Review*, 15 (3), 17–32.

Correia A., Santos C. M., Barros C. P. (2007). Tourism in Latin America. A choice analysis. *Annals of Tourism Research*, 34 (3), 610–629.

Estrella A., Park S., Peristiani S. (2000). Capital ratios as predictors of bank failure. *FRBNY Economic Policy Review*, 6 (2), 33–52.

Gilbert R. A., Meyer A. P., Vaughan M. D. (2002). Could a CAMELS downgrade model improve off-site surveillance? *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, January, 47–63.

Godlewski C. J. (2007). Are ratings consistent with default probabilities? Empirical evidence on banks in emerging market economies. *Emerging Markets Finance and Trade*, 43 (4), 5–23.

Izan H. Y. (1984). Corporate distress in Australia. *Journal of Banking and Finance*, 8 (2), 303–320.

Jagtiani J., Kolari J., Lemieux C., Shin H. (2003). Early warning models for bank supervision: Simper could be better. *Federal Reserve Bank of Chicago. Economic Perspectives*, 27 (3), 49–60.

Koetter M., Bos J. W. B., Heid F., Kolari J. W., Kool C. J. M., Porath D. (2007). Accounting for distress in bank mergers. *Journal of Banking and Finance*, 31 (10), 3200–3217.

Kolari J., Glennon D., Shin H., Caputo M. (2002). Predicting large US commercial bank failures. *Journal of Economics and Business*, 54 (4), 361–387.

Krainer J., Lopez J. A. (2002). Off-site monitoring of bank holding companies. *FRBSF Economic Letter*, № 15.

Krainer J., Lopez J. A. (2003). How might financial market information be used for supervisory purposes? *FRBSF Economic Review*, 29–45.

Krainer J., Lopez J. A. (2004). Incorporating equity market information into supervisory monitoring models. *Journal of Money, Credit, and Banking*, 36 (6), 1043–1067.

Krainer J., Lopez J. A. (2008). Using securities market information for bank supervisory monitoring. *International Journal of Central Banking*, 4 (1), 125–164.

Krainer J., Lopez J. A. (2009). Do supervisory rating standards change over time? *FRBSF Economic Review*, 13–24.

Martin D. (1977). Early warning of bank failure: A logit regression approach. *Journal of Banking and Finance*, 1 (3), 249–276.

Ohlson J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18 (1), 109–131.

Oshinsky R., Olin V. (2006). Troubled banks: Why don't they all fail? *FDIC Banking Review Series*, 18 (1), 23–44.

Peresetsky A., Karminsky A., Golovan S. (2011). Probability of default models of Russian banks. *Economic Change and Restructuring*, 44 (4), 297–334.

Sahajwala R., Bergh van den P. (2000). Supervisory risk assessment and early warning systems. *BIS Working Papers*, No. 4.

Scott J. (1981). The probability of bankruptcy: A comparison of empirical predictions and theoretical models. *Journal of Banking and Finance*, 5 (3), 317–344.

Wei Y., Liu B., Liu X. (2005). Entry modes of foreign direct investment in China: A multinomial logit approach. *Journal of Business Research*, 58 (11), 1495–1505.

Wiginton J. C. (1980). A note on the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behavior. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 15 (3), 757–770.

Приложение

Таблица III. Описательные статистики показателей

Показатель	Среднее	Стандартное отклонение	Минимум	Максимум
d4_gdp	1.072	0.008	1.055	1.090
d4_infl	1.115	0.020	1.074	1.148
erate	28.577	1.603	24.650	31.640
unempl	7.767	0.905	5.700	9.300
trade	1.835	0.150	1.530	2.180
bpcsa	0.014	0.021	-0.295	0.439
gdoca	0.020	0.052	0.000	0.742
keca	0.473	0.206	0.000	0.965
laca	0.320	0.183	0.003	0.994
mbkca	0.046	0.074	0.000	0.676
ncbca	0.098	0.129	0.000	0.823
lnoksca	0.994	0.886	-4.993	5.177
pnaca	0.085	0.119	0.000	0.980
reske	0.080	0.103	0.000	1.000
skca	0.250	0.171	0.007	1.000
vdfca	0.145	0.146	0.000	0.785
vdulca	0.073	0.104	0.000	0.762
lnca	13.348	1.807	6.758	19.386
ke_fca	0.118	0.136	0.000	0.853