

А. Пересецкий

Модели причин отзыва лицензий российских банков

Препринт # WP/2010/085

Эта работа выполнена в рамках исследовательского проекта РЭШ «Банковский сектор и рейтинги банков в России» под руководством А.А. Персецкого (ЦЭМИ, РЭШ), А.М. Карминского (ГУ ВШЭ, РЭШ), ассистент – С.В. Головань (ЦЭФИР, РЭШ).

Проект осуществлен при поддержке Фонда Форда, Всемирного банка и Фонда Джона и Кэтрин МакАртуров.

**Москва
2010**

А.А. Пересецкий. Модели причин отзыва лицензий российских банков / Препринт #WP/2010/085 – М.: Российская Экономическая Школа, 2010 – 26 с. (Русс.)

В работе рассматриваются причины отзыва лицензий российских банков в период с 2 кв. 2005 г. по 4 кв. 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 АСВ. 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.

Ключевые слова: банки, модели вероятности дефолта банка, модели бинарного выбора, модели множественного выбора.

Anatoly Peresetsky. Modelling reasons for Russian bank license withdrawal / Working Paper #WP/2010/085 – Moscow, New Economic School, 2010. – 26 p. (Rus.)

In the paper we analyze the reasons of Russian bank license withdrawal, formulated in orders of CB RF at the period 2005.2 –2008.4. During this period, after establishing deposit insurance system in Russia, two main reasons were “money laundering” and “financial insolvency”. We design binary choice logit models and multinomial logit models to model probability of license withdrawal one year ahead of the event. We use in model macro indicators to control for the varying economic environment and bank-specific financial indicators taken one year before the observation of the bank status. The models reveal factors important for the prediction of the license withdrawal, which are found to be different for the two reasons. Also we investigate if multinomial model outperform binary model in the bank license withdrawal forecast.

Key words: banks, probability of bank default models, binary choice models, multinomial choice models.

ISBN

© Пересецкий А.А., 2010 г.

© Российская экономическая школа, 2010 г.

Оглавление

Введение.....	4
1. Отзыв лицензии. Модели бинарного и множественного выбора	10
1.1. Данные	10
1.2. Модели бинарного выбора.....	13
1.3. Модели множественного выбора	17
2. Заключение	22
Литература	23
Приложение	26

Введение

Банковская система страны играет важную роль в обеспечении роста экономики. Финансовые и банковские кризисы приводят к снижению экономического роста, стагнации производства. Задача органов банковского надзора — обеспечение стабильного и устойчивого развития банковской системы. Эта задача особенно важна для стран с переходной экономикой, в которых банки и органы банковского надзора имеют малый опыт функционирования в условиях рыночной экономики.

В Российской Федерации актуальность стабильного развития банковской системы особенно проявилась во время финансового кризиса 1998 г., «кризиса доверия» лета 2004 г. и кризиса 2008 г. В Российской Федерации число банков до 1998 г. превышало 2 тыс., за 2008 г. количество банков снизилось с 1136 до 1108. Такое количество банков слишком велико для регулярного инспекторского надзора со стороны Центрального Банка Российской Федерации, ЦБ РФ или Агентства по страхованию вкладов, АСВ. Отсюда вытекает необходимость дистанционного мониторинга состояния банков.

Дистанционный мониторинг, текущий он-лайн анализ состояния банков по ежемесячным, ежеквартальным, годовым балансовым отчетам позволяет выделить «группы риска», т.е. те 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 могут существенно сократить расходы органов надзора, которые могут в первую очередь инспектировать банки, оказавшиеся в группе риска согласно дистанционным методикам. Это, в свою очередь увеличивает эффективность банковского надзора и повышает стабильность банковской системы в целом, предупреждая несостоятельность отдельных банков.

Существует несколько подходов к эконометрическому моделированию надежности банков на основе публично доступной информации.

Во-первых, составление эконометрической модели надежности банка на основе исторических данных о банковских дефолтах. Естественным инструментом здесь являются модели бинарного выбора (logit-/probit-модель). Этот подход рассматривался для банкротств банков США в 1990-х г., например, в работах Altman, Kolari и др.

Во-вторых, для построения эконометрической модели можно использовать рейтинги, присвоенные банкам рейтинговым агентством. Такая модель (ordered logit/probit) будет отражать часть информации, содержащейся в рейтинге, которая может быть получена из публично доступной информации. Когда такая модель построена, ее можно использовать для

расчета прогнозных рейтингов любых банков. Прогнозные рейтинги будут отражать мнение экспертов рейтингового агентства. Такой подход был реализован для нефинансовых фирм в США в работе (Altman, Rijken, 2004).

Другой вариант этого подхода основан на опросе экспертов. Экспертам предлагается присвоить рейтинги некоторому набору реальных или виртуальных банков по выборке финансовых показателей балансовых отчетов. Далее строится эконометрическая модель, отражающая мнения экспертов. Возможное преимущество этого метода состоит в том, что модель строится на основе мнений экспертов, представляющих различные независимые финансовые структуры. Поскольку банки платят агентству за рейтинг, это потенциально может приводить к тому, что рейтинговое агентство не склонно понижать рейтинг. Однако эксперты агентства при составлении рейтинга имеют доступ к исчерпывающей информации о банке. Анализ такого подхода проведен в работе (Soest et al., 2003).

Третий подход, построен на основе анализа процентных ставок, например, процентных ставок по депозитам физических лиц. При наличии рыночной дисциплины, являющейся одним из основных основ Базель-II, вкладчики требуют от банков с рискованной финансовой политикой более высокие процентные ставки. При наличии в стране рыночной дисциплины, высокие процентные ставки служат сигналом о избыточном риске финансовой политики банка.

Четвертый подход основан на оценках технической эффективности банков. Ряд работ связывает техническую эффективность (или точнее — эффективность по издержкам) банка с его надежностью. Таким образом, модели позволяющие оценивать эффективность банка, также дают информацию и о его надежности.

Пятый подход основан на анализе рыночной информации о котировках акций или долговых обязательств банков. Этот подход является весьма перспективным, но, к сожалению, пока не применим к российским банкам, т.к. пока лишь небольшое их число выпускает ценные бумаги, имеющие рыночные котировки.

Модели прогноза дефолта банков, предприятий, облигаций и т.п. появились ранее других моделей. Попытки прогноза дефолта фирмы по данным балансового отчета, точнее — по одному из финансовых индикаторов (*financial ratio*), рассчитанного по данным балансового отчета предпринимались в 1960-х годах (Beaver, 1966). Однако значительный прогресс был сделан конце 1960-х, когда начали разрабатываться статистические методы для прогноза дефолта фирм, банков на основе данных балансовых отчетов. Первой такой работой была работа Альтмана (Altman, 1968), использующая линейный дискриминантный анализ для классификации фирм на устойчивые и обанкротившиеся по финансовым показателям фирмы в предыдущий период времени. Был предложен показатель «Z

Альтмана» (*Z-score*), линейная комбинация 5 индикаторов, который был усовершенствован позднее (Altman et al., 1977) до модели ZETA. В дальнейшем дискриминантный анализ применялся для прогноза дефолтов в (Izan, 1984), (Scott, 1981).

Десять лет спустя Мартин (Martin, 1977) впервые применил эконометрическую модель бинарного выбора, *logit*-модель, для прогноза дефолтов банков США за период 1975–1976. Эта модель имеет некоторое преимущество перед моделью линейного дискриминантного анализа: 1) она не предполагает нормального распределения финансовых индикаторов, используемых в модели, и 2) результатом прогноза является не бинарный ответ (дефолт — не дефолт), а оценка вероятности дефолта. Кроме того, в этой модели можно оценить значимость финансовых индикаторов, включенных в модель. Модели бинарного выбора (*logit*, *probit*) используются в ряде работ (Wiginton, 1980), (Ohlson, 1980), (Bovenzi et al., 1983), (Cole, Gunther, 1995, 1998), (Estrella et al., 2000), (Westgaard, Wijst, 2001), (Kolari et al., 2002), (Altman, Rajiken, 2004), (Godlewski, 2007).

В работе (Hirtle, Lopez, 1999) показано, что значимость текущего CAMEL рейтинга в модели дефолта резко убывает после горизонта прогноза в 6 месяцев.

Два подхода, дискриминантный анализ и модели бинарного выбора (ДА и *logit*) сравниваются по прогнозной силе в нескольких работах. В (Lennox, 1999), (Lin, 2009) авторы приходят к выводу о превосходстве *logit*-моделей, а в работах (Altman et al., 1994), (Jagtiani et al., 2003) авторы не находят существенного различия в прогнозной силе двух подходов.

В некоторых работах применяются компьютерные нестатистические методы прогноза дефолта: вариант алгоритма распознавания образов (Kolari et al., 2002), рекурсивное разбиение (Espahbodi, Espahbodi, 2003), нейросети (Coats, Fant, 1993), (Jagtiani et al., 2003), (Lin, 2009) и др. Однако в работах, в которых эти модели сравниваются на реальных данных (Altman et al., 1994), (Jagtiani et al., 2003), (Lin, 2009), показано, что *logit* модель превосходит эти нестатистические методы по прогнозной силе.

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

США. С 1987 по 2004 гг. ФРС (Federal Reserve) США, осуществляющая надзор за банковскими холдингами, выставяла им комплексный BOPEC рейтинг по системе CAMEL¹. Аналогичный рейтинг выставялся Федеральной корпорацией страхования депозитов США (FDIC), банкам, относящимся к ее сфере ответственности, т.е. банками, входящими в систему страхования депозитов (Sahajwala, Bergh, 2000). Соответственно, в обоих регулирующих органах был накоплен значительный объем данных, являющихся

¹ 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).

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), ранняя версия которой называлась FIMS (Cole et al., 1995) 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 SCOR разрабатывалась в конце 1990-х гг., как дополнение к системе инспекций на месте. Основной целью системы было различить банки «благополучные», с рейтингами 1, 2 и банки, требующие повышенного внимания с рейтингами 3–5 (Collier et.al., 2003). Точность прогноза системы SCOR оценивалась по вероятностям ошибок I и II рода. Ошибкой I рода называется ситуация, когда система предсказывает, что понижения рейтинга не произойдет, а, на самом деле, рейтинг понизился. Ошибка II рода состоит в «ложной тревоге», т.е. если система ошибочно прогнозирует понижение рейтинга. Для сравнения точности прогноза была выбрана система раннего предупреждения CAEL, которая была разработана в середине 1980-х гг. экспертами FDIC, назначившими показатели инспекций на месте и веса с которыми эти показатели входили в рейтинг CAEL, принимающий значения от 0.5 до 5.

Изначальный выбор показателей для SCOR производился после консультаций с экспертами, но окончательный отбор параметров и их весов производился при анализе статистической значимости показателей в моделях. Модель переоценивалась раз в квартал, при этом каждый раз ее коэффициенты несколько изменялись. Рассматривались модели с горизонтами прогноза от 4 до 18 месяцев вперед, они использовали 12 показателей и основывались на эконометрической модели упорядоченного выбора. Результатом прогноза по модели являлись вероятности p_i каждой из градаций $i = 1, \dots, 5$ рейтинга. Прогнозный рейтинг рассчитывался как среднее взвешенное $\sum_{i=1}^5 i \cdot p_i$ (Collier et al., 2003).

При сравнении с экспертной моделью CAEL модель SCOR, основанная на статистическом подходе показала лучшие результаты на всех горизонтах прогноза, и CAEL была заменена на SCOR в реальной практике. SCORE плохо различает банки с рейтингами 1 и 2, очевидно, различие между этими градациями в значительной степени определяется не формализуемыми показателями (Collier et al., 2003).

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

Другие направления работ исследователей с данными ФРС и FDIC следующие:

В работах (Krainer, Lopez, 2003, 2004, 2008) обсуждается вопрос о том, может ли рыночная информация усилить прогнозную силу подобных моделей. К сожалению, вопрос остается открытым для российских банков, поскольку в настоящее время лишь акции небольшого числа российских банков торгуются на биржах.

В работе (Oshinsky, Olin, 2006) рассматривается модель неупорядоченного множественного выбора для прогноза возможного состояния «проблемного» банка (с рейтингом CAMEL 3–5) в будущем: «выздоровление», поглощение, остаться в «проблемном» состоянии, дефолт.

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 (Головань и др. (2003, 2004), Peresetsky et al. (2004), Пересецкий (2007)).

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 оказывается, что точность прогноза выше чем прогноз вероятности этой альтернативы по модели бинарного выбора. Приведем несколько примеров.

В работе (Baslevant, 2009) модель multinomial logit используется для исследования вопроса о том, какие экономические факторы, определяют выбор избирателя в Турецкой республике в пользу одной из политических партий — Justice and Development Party (Adalet ve Kalkınma Partisi; АКР). При этом рассматривается выбор избирателя между этой партией и другими партиями: Republican People's Party's (CHP), the True Path Party (DYP), the Nationalist Action Party (MHP), the Democratic People's Party (DEHAP).

В работе (Bussiere, 2006) показано, что игнорирование того факта, что после-кризисный период отличается от спокойного периода, снижает точность прогноза вероятности финансового кризиса (post-crisis bias). Предлагается вместо обычно применяемой модели бинарного выбора использовать модель множественного выбора,

которая различает три состояния – спокойное, после-кризисное и пред-кризисное (которое и является фокусом интереса). На примере выборки 20 развивающихся стран (включая Россию) за 1993–2001, 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 5 категорий (по типу слияния) и, соответственно, рассматривается модель множественного выбора с 5-ю исходами.

В работе (Wei et al., 2005) авторы исследуют факторы влияющие на о прямые иностранные инвестиции (FDI) в экономику Китая. При этом показывается, что разделение FDI на 4 группы (wholly owned enterprises (WOE), equity joint ventures (EJV), joint stock company (JSC) и contractual joint venture (CJV)) повышает точность анализа факторов.

В упомянутых выше работах по эконометрическому моделированию вероятности дефолта российских банков (Головань и др. (2003, 2004), Peresetsky et al. (2004), Пересецкий (2007)) 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 в случае плохого финансового положения 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 совпадающим с приходом в ЦБ РФ Козлова А.А.

Цель данной работы – 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.

1. Отзыв лицензии. Модели бинарного и множественного выбора

1.1. Данные

Данные, которые использованы в этом разделе, охватывают период 2 кв. 2005 г. по 4 кв. 2008 г. Данные содержат информацию о примерно 1200 банках, за указанный период лицензия была отозвана у 124 банков. Фиксировался статус каждого банка на конец квартала. Банк мог функционировать ($live = 1$) или его лицензия была отозвана в данном квартале ($live = 0$). В случае, если лицензия была отозвана, то 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 добровольно ($voluntarily = 1$). Если указывались несколько причин, то, соответственно, значение 1 присваивалось нескольким переменным.

Для того, чтобы избежать корреляции наблюдений, данные были прорежены в соответствии с алгоритмом, предложенным в работе (Пересецкий, 2007). Для банков, у которых лицензия была отозвана в момент t брались наблюдения их статуса в моменты t , $t-8$, $t-16, \dots$, т.е с шагом 2 года (8 кварталов) по времени. Для тех банков, у которых лицензия не была отозвана, начальный момент t выбирался случайным образом из 4-х кварталов 2008 г., а далее, как и для банков у которых лицензия была отозвана, брались наблюдения их статуса в моменты t , $t-8$, $t-16, \dots$.

В период 2 кв. 2005 г. по 4 кв. 2008 г. в отличие от более раннего периода 1996–2004 гг., рассмотренного в (Пересецкий, 2007), время принятия решения об отзыве лицензии сократилось. Это частично объясняется тем, что в этот период значительная часть лицензий отзывалась с формулировкой «отмывание денег» (см. Табл. 1). Поэтому с каждым наблюдением статуса банка в момент t связывались данные его балансового отчета и макроэкономические показатели в момент $t-4$ (а не $t-8$, как в работе (Пересецкий, 2007)). Таким образом, в данной работе предпринимается попытка ответить на вопрос, в какой

степени вероятность отзыва лицензии через один год (и причина отзыва) могут быть предсказаны по текущей информации.

Таблица 1. Распределение причин отзыва лицензий 2 кв. 2005 г. – 4 кв. 2008 г.

	laundry	voluntarily	insolvency	law violation
laundry	76	0	3	1
voluntarily	0	5	0	0
insolvency	3	0	7	15
law violation	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 5 добровольных отзывов лицензии попали в класс 2, что, возможно, не вполне корректно, т.к. в некоторых случаях добровольного отзыва лицензии возможно 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 Рис.1 представлено распределение отзывов лицензий по кварталам. Заметим, что наибольшее количество отзывов лицензий приходится на 2005-2006 г., когда приказы об отзыве подписывались первым заместителем председателя ЦБ РФ, председателем комитета банковского надзора А.А. Козловым² (убит 13 сентября 2006 г.). После этого большая часть приказов подписана первым заместителем председателя ЦБ РФ, председателем комитета банковского надзора Г.Г. Меликьяном.

² С 2002 года А.А. Козлов ведал в Банке России вопросами банковского надзора, в том числе вопросами отзыва лицензий. Кроме того, А.А. Козлов курировал принятие банков в систему страхования вкладов.

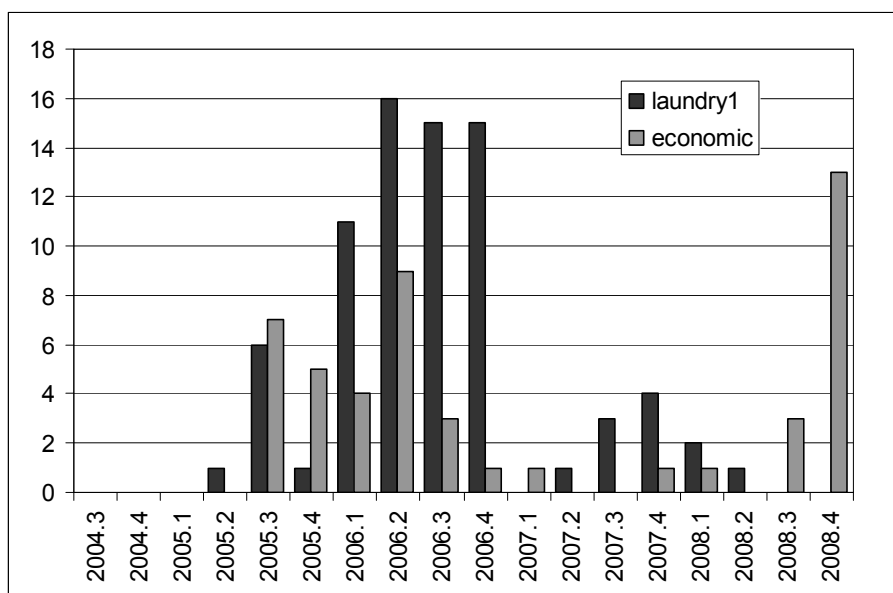


Рис.1. Распределение отзывов лицензий по кварталам

В Табл. 2 приведены макроэкономические показатели (квартальные данные), которые были использованы для контроля за меняющимся макроэкономическим окружением. В Табл. 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 (too-big-to-fail), т.к. он обладает большими ресурсами для сглаживания отдельных неудач и в большей степени диверсифицирует свои риски. Из данных исключены 5 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.

Все показатели, как макроэкономические, так и микроэкономические, брались на момент за 4 квартала до момента наблюдения статуса банка. Все данные взяты в дефлированном виде на индекс цен (ВШЭ). В Таблице П1 в Приложении приведены описательные статистики показателей.

Таблица 2. Макроэкономические показатели

Обозначение	Макроэкономический показатель
d4_gdp	Прирост ВВП за последние 4 квартала
d4_infl	Прирост индекса цен за последние 4 квартала
erate	Обменный курс рубль/доллар США
unempl	Уровень безработицы
trade	Условия торговли

Таблица 3. Показатели финансовой деятельности банка

Обозначение	Показатель финансовой деятельности банка
brca	Балансовая прибыль / Чистые активы
gdoca	Государственные ценные бумаги / Чистые активы
kesca	Кредиты предприятиям / Чистые активы
laca	Ликвидные / Чистые активы
mbkca	Межбанковские кредиты / Чистые активы
ncbca	Негосударственные ценные бумаги / Чистые активы
lnoksca	ln (Оборот по корреспондентским счетам / Чистые активы)
pnaca	Прочие неработающие активы / Чистые активы
reske	Резервы под возможные потери по кредитам / Кредиты предприятиям
skca	Собственный капитал / Чистые активы
vdfca	Депозиты физических лиц / Чистые активы
vdulca	Депозиты юридических лиц / Чистые активы
lnca	ln (Чистые активы)
ke_fca	Кредиты физическим лицам / Чистые активы

1.2. 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 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 несколько выше для переменной laundry1, чем для переменной laundry. Таким образом, отзыв лицензии по причине «отмывание 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 «отмывание денег» (псевдо- R^2 в полной модели соответственно 0.340 и 0.284). То же относится и к двум «коротким» моделям.
- В модель отзыва по причине отмывания денег наибольший вклад вносят микропоказатели (0.203) и меньший – макропоказатели – 0.0781. Обратная ситуация 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 модели отзыва лицензии по экономическим причинам необходимо обязательно 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 2 макропоказателя, в модели вероятности отзыва по экономическим причинам значимы 4 макропоказателя из 5. 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%-ом уровне так же существенно различаются для двух моделей. В модели вероятности отзыва по экономическим причинам значимы 5 показателей: *ncbca*, *mbkca*, *skca*, *brca*, *reske*. Все эти показатели в той или другой степени отражают риски финансового положения банка. Размер банка *lnca* оказался незначимым, возможно, в силу мультиколлинеарности. Высокие значения доли негосударственных ценных бумаг (*ncbca*), и резервов на возможные потери *resca* (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, 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 *lnokca* (чем больше оборот, тем более вероятен отзыв лицензии), так же значимым оказалось влияние депозитов физических и юридических лиц *vdulca*, *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* сохраняет направление влияния.

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

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

Таблица 4. Модели бинарного выбора

Показатель	default	default	default	laundry	laundry	laundry	laundry1	laundry1	laundry1	economic	economic	economic
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
ncbca	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**
lnoksca	0.380***		0.251**	0.374***		0.287**	0.396***		0.310**	0.324		0.123
pnaca	1.646*		0.962	1.490		1.013	1.744		1.330	0.521		0.0967
skca	1.802***		0.736	1.035		0.191	1.145		0.279	2.509**		0.903
vdflea	-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
keca	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
bpca	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*
Наблюдений	4429	4429	4429	4429	4429	4429	4429	4429	4429	4429	4429	4429
Pseudo-R2	0.291	0.132	0.141	0.271	0.0869	0.182	0.284	0.0781	0.203	0.340	0.238	0.0875
число единиц	124			80			76			48		

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

В уравнении (1) Λ — функция распределения логистического распределения, x_t — набор макро- и микро- показателей в квартал t , Фиктивная переменная $d_{t\tau} = \begin{cases} 1, & |t - \tau| \leq 1, \\ 0, & |t - \tau| > 1. \end{cases}$

является 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 0 и положителен, это свидетельствует о наличии в момент времени τ влияния некоторых не учтенных в модели факторов, повышающих вероятность отзыва лицензии через год, в момент $\tau + 4$.

На рис. 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 0 на 5%-ном уровне.

Отметим интересный эффект, связанный с отзывами лицензии по причине отмывания денег. Неучтенные факторы значимо увеличивали вероятность отзыва лицензии в период 4 кв. 2003 г. – 4 кв. 2005 г. (соответствует приказам об отзыве лицензий в период 4 кв. 2004 г. – 4 кв. 2006 г.). Начало периода практически совпадает с введением системы страхования депозитов и отбором банков в систему страхования³. Окончание периода совпадает по времени с уходом А.А. Козлова из ЦБ РФ (убит в сентябре 2006). В 2 кв. 2003 г. и после 1 кв. 2006 внешние факторы либо значимо 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 значимо увеличивали вероятность отзыва только в период 3 кв. 2003 – 1 кв. 2004 (отзывы лицензий в период 3 кв. 2004 – 1 кв. 2005). Это, по-видимому, было связано с проверкой финансового состояния банков при их первоначальном отборе в ССВ. После 4 кв. 2004 г. неучтенные факторы либо не оказывали влияния, либо значимо снижали вероятность отзыва лицензии.

³ Агентство по страхованию вкладов (АСВ) было создано в январе 2004 г., а в сентябре 2004 г. первая группа банков была принята в систему страхования вкладов (ССВ). К марту 2005 г. значительная часть банков (около 800) была принята в ССВ, процесс массового приема банков в ССВ был завершен в сентябре 2005 г.

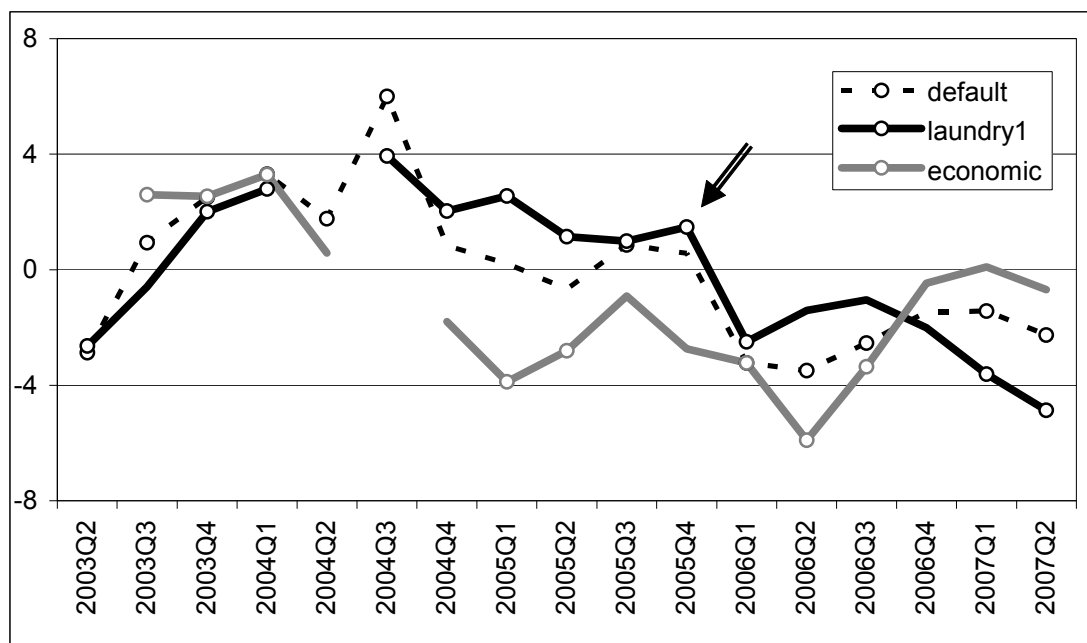


Рис. 2. Влияние неучтенных факторов на вероятность отзыва лицензии

1.3. Модели множественного выбора

В этом разделе мы оцениваем logit-модель множественного выбора для проверки не позволяет ли такая 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 показана в работах Wei et al. (2005), Bussiere (2006), Correia et al. (2007), Koetter et al. (2007), Baslevent (2009).

Logit-модель множественного выбора имеет вид (2):

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

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

В нашем случае наблюдением является банк-квартал, число альтернатив $k = 3$: лицензия не отозвана ($\text{default} = 0, j = 1$), лицензия отозвана по причине отмывания денег ($\text{laundry1} = 1, j = 2$) и лицензия отозвана по экономической причине (финансовая несостоятельность, $\text{economic} = 1, j = 3$).

В таблице 5 в первых двух колонках приведены оценки logit-моделей бинарного выбора (см. таблица 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

Модель	logit		multinomial logit	
	laundry1	economic	laundry1	economic
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**
lnoksa	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**
vdfca	-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
bpcsa	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***
Количество наблюдений	4429	4429	4429	4429
Pseudo-R2	0.284	0.340	0.313	

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

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 рис. 3–5 представлено сравнение прогнозных значений вероятности отзыва лицензии по экономическим причинам, по причине «отмывание денег» и вероятности то го, что лицензия не будет отозвана. Видно, что прогнозные значения, полученные по logit-моделям бинарного выбора и logit-моделям множественного выбора различаются незначительно. Рисунок 5 требует некоторых пояснений. Прогнозные значения вероятности выживания рассчитываются по бинарной logit-модели из таблицы 4, а прогнозные значения полученные по logit-модели множественного выбора рассчитываются по модели из таблицы 5. Этим объясняется то, что рассогласование прогнозов на рис. 5 несколько выше, чем на рис. 3 и 4.

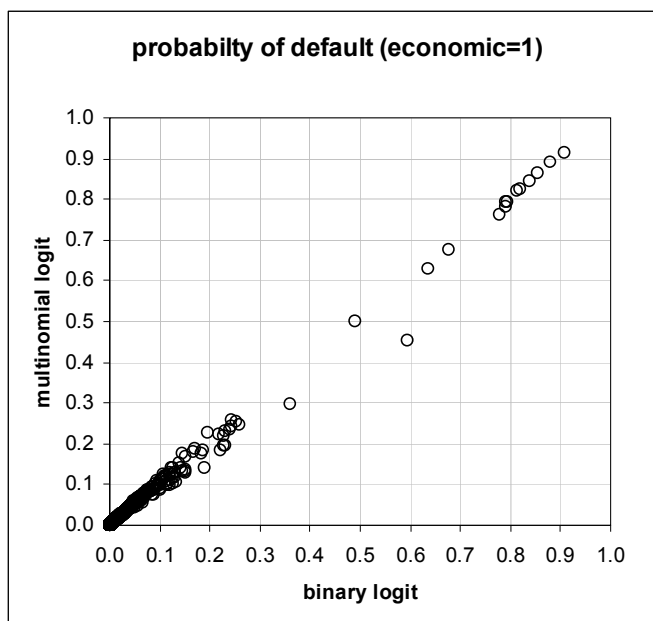


Рис. 3. Прогнозные вероятности отзыва лицензии по экономическим причинам

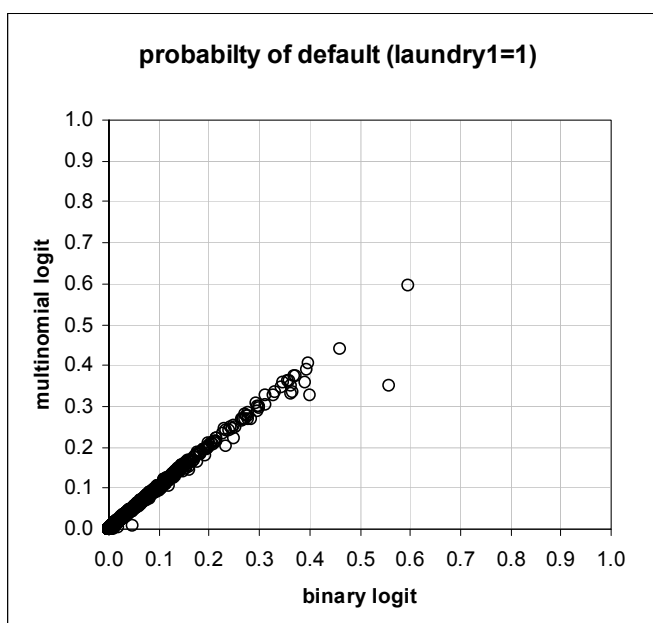


Рис. 4. Прогнозные вероятности отзыва лицензии по причине «отмывание денег»

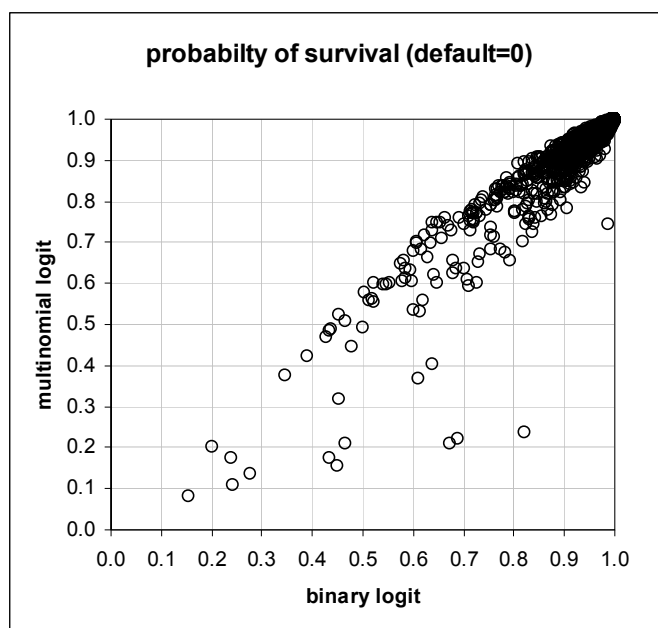


Рис. 5. Прогнозные вероятности того, что лицензия не будет отозвана

Сравнивать точность прогноза по двум моделям можно также по доле точных прогнозов, точнее – по графикам вероятности ошибок I и II рода. По модели можно для каждого наблюдения получить оценку вероятности дефолта \hat{p}_i при выборе порогового значения c дефолт прогнозируется при $\hat{p}_i > c$. 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 I 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 рисунках 6 и 7 представлены графики ошибок I-II рода для прогноза отзыва лицензии и для отзыва лицензии по экономическим причинам (фокус интереса для АСВ) по двум logit-моделям – бинарного и множественного выбора. В отличие от упомянутых выше работ, в данном случае использование модели множественного выбора не дает преимущества в прогнознй силе по сравнению с использованием модели бинарного выбора.

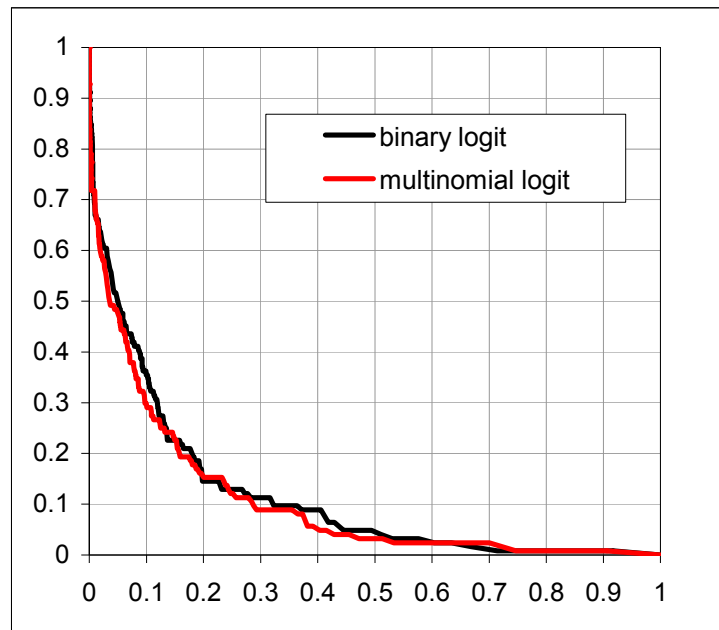


Рис. 6. Графики вероятности ошибок I-II рода для прогноза отзыва лицензии

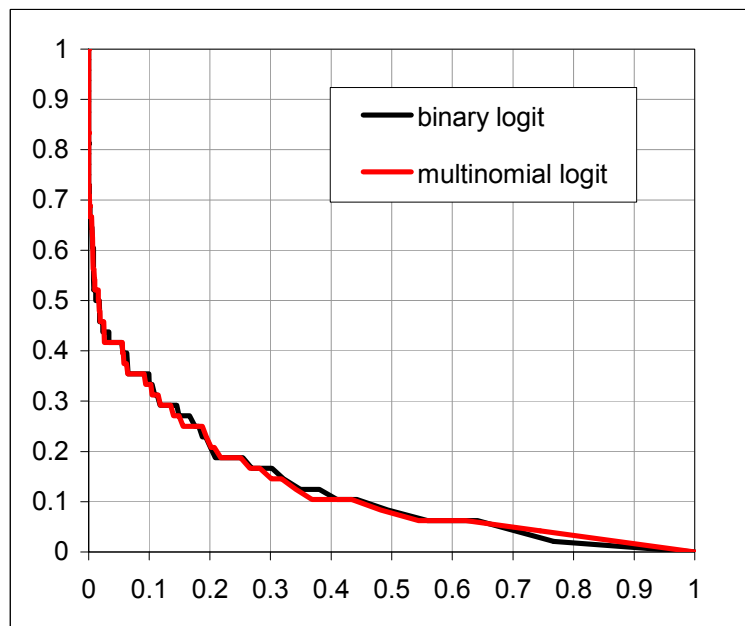


Рис. 7. Графики вероятности ошибок I-II рода для прогноза отзыва лицензии по экономическим причинам

Оценка *маржинального эффекта* показателей на вероятность отзыва лицензии несколько отличается в моделях бинарного и множественного выбора. Диаграммы рассеивания для величин $\frac{\partial P(\text{laundry}1_i = 1)}{\partial x_i}$ рассчитанных по двум моделям (для $x =$ капитализация $skca$ и $x =$ доля негосударственных ценных бумаг в чистых активах $ncbca$) представлены на рис. 8.

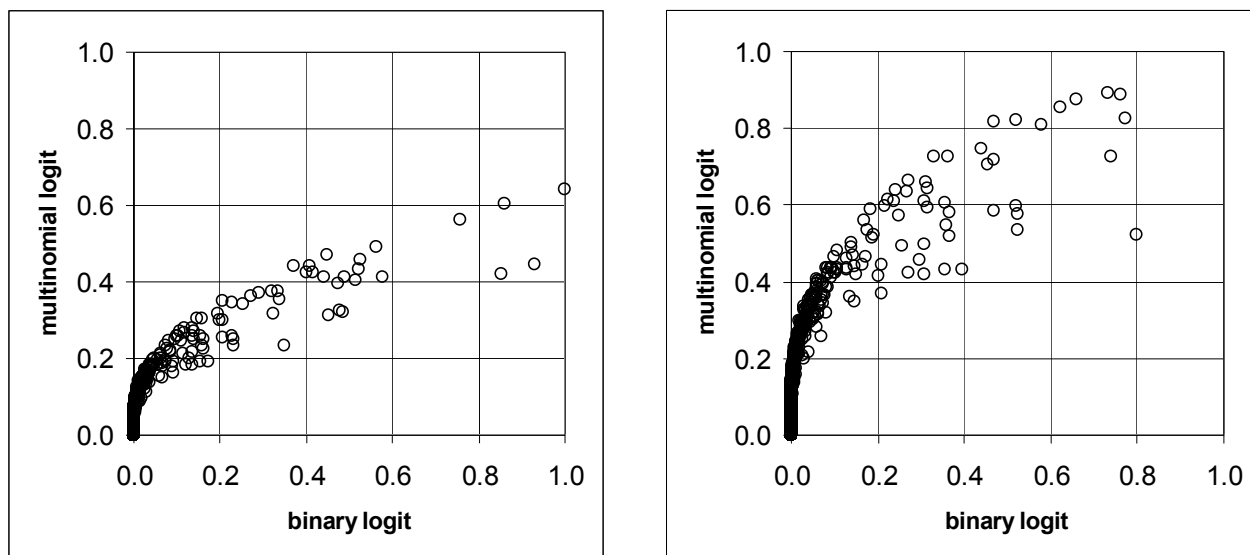


Рис. 8. Сравнения маржинального эффекта *scca* (слева) и *pcbsa* (справа) на вероятность отзыва лицензии по экономическим причинам, рассчитанного по моделям бинарного и множественного выбора

2. 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 4 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 4 квартала до наблюдения статуса банка. Рассматриваются все приказыв об отзыва лицензий за период 2 кв. 2005 г. – 4 кв. 2008 г.

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

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 отозвана или отозвана по одной из двух причин) повысить точность прогноза вероятности отзыва лицензии по второй 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 второй причине, полученные по этим двум моделям практически не отличаются.

Отметим, что было бы интересно расширить период наблюдений до 2010 г. и повторить исследование на этом интересном периоде, включающем финансовый кризис 2008-2009 гг.

Литература

Головань С.В., Евдокимов М.А., Карминский А.М., Пересецкий А.А. (2004). Модели вероятности дефолта российских банков. II. Влияние макроэкономических факторов на устойчивость банков. *Препринт РЭШ. #WP/2004/043*.

Головань С.В., Карминский А.М., Копылов А.В., Пересецкий А.А. (2003). Модели вероятности дефолта российских банков. I. Предварительное разбиение банков на кластеры. *Препринт РЭШ. #WP/2003/039*.

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

Altman E.I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, Vol. 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*, Vol. 1(1), 29–54.

Altman E.I., Marco G., Varetto F. (1994). Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking and Finance*, Vol.18(3), 505–529.

Altman E.I., Rijken H.A. (2004). How rating agencies achieve rating stability. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 28, 2679–2714.

Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards (*Basel Committee on Banking Supervision, June 2006*).

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

Beaver W.H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research, Empirical Research in Accounting: Selected Studies*. Vol. 4, 71–111.

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

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

Coats, P.K., Fant L.F. (1993). Recognizing financial distress patterns using a neural network tool. *Financial Management*. Vol. 22(3), 142–155.

Cole R.A., Cornyn B.G., Gunther J.W. (1995). FIMS: A new monitoring system for banking institutions. *Federal Reserve Bulletin*, Vol. 81(1), 1–15.

Cole R.A., Gunther J.W. (1995). Separating the likelihood and timing of bank failure. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 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*, Vol. 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*, Vol. 15(3), 17–32.
- Correia A., Santos C.M., Barros C.P. (2007). Tourism in Latin America. A choice analysis. *Annals of Tourism Research*, Vol. 34(3), 610–629.
- Espahbodi H., Espahbodi P. (2003). Binary choice models and corporate takeover. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 27(4), 549–574.
- Estrella A., Park S., Peristiani S. (2000). Capital ratios as predictors of bank failure. *FRBNY Economic Policy Review*, Vol. 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*, 2002, 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*, Vol. 43(4), 5–23.
- Izan H.Y. (1984). Corporate distress in Australia. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 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*, Vol. 27(3), pp.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*, Vol. 31, 3200–3217.
- Kolari J., Glennon D., Shin H., Caputo M. (2002). Predicting large US commercial bank failures. *Journal of Economics and Business*, Vol. 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*, 2003, 29–45.
- Krainer J., Lopez J.A. (2004). Incorporating equity market information into supervisory monitoring models. *Journal of Money, Credit, and Banking*, Vol. 36(6), 1043–1067.
- Krainer J., Lopez J.A. (2008). Using securities market information for bank supervisory monitoring. *International Journal of Central Banking*. Vol. 4, 125–164.
- Krainer J., Lopez J.A. (2009). Do supervisory rating standards change over time? *FRBSF Economic Review*, 2009, 13–24.
- Lennox C. (1999). Identifying failing companies: a reevaluation of the logit, probit and DA approaches. *Journal of Economics and Business*, Vol. 51(4), 347–364.
- Lin T.-H. (2009). A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: Multiple discriminant analysis, logit, probit and neural network models. *Neurocomputing*, doi:10.1016/j.neucom.2009.02.018.
- Martin D. (1977). Early warning of bank failure: A logit regression approach. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 1(3), 249–276.
- Ohlson J.A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*. Vol. 18(1), 109–131.
- Oshinsky R., Olin V. (2006). Troubled banks: Why don't they all fail? *FDIC Banking Review Series*, Vol. 18(1), 23–44.

- Peresetsky A.A., Karminsky A.M., Golovan S.V. (2004). Probability of default models of Russian banks. *Bank of Finland, BOFIT Discussion Papers*, №21/2004.
- Sahajwala R., Bergh van den P. (2000). Supervisory risk assessment and early warning systems. *BIS Working Papers*. № 4.
- Scott J. (1981). The probability of bankruptcy: A comparison of empirical predictions and theoretical models. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 5, pp. 317–344.
- Soest van A.H.O., Peresetsky A.A., Karminsky A.M. (2003). An analysis of ratings of Russian banks. *Tilburg University CentER Discussion Paper Series*. № 85/2003.
- Wei Y., Liu B., Liu X. (2005). Entry modes of foreign direct investment in China: a multinomial logit approach. *Journal of Business Research*, Vol. 58, 1495– 1505.
- Westgaards S., Wijst van der N. (2001). Default probabilities in a corporate bank portfolio: A logistic model approach. *European Journal of Operational Research*, Vol. 135, 338–349.
- Wiginton J.C. (1980). A note on the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behavior. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 15(3), 757–770.

Приложение

Таблица III. Описательные статистики показателей

Variable	Mean	Std. Dev.	Min	Max
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
bpca	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