

БАНКОВСКОЕ ДЕЛО

А. М. Емельянов

кандидат экономических наук, старший преподаватель департамента экономики и финансов Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики» (Пермь)

Д. И. Данилова

студентка факультета экономики, менеджмента и бизнес-информатики Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики» (Пермь)

ОЦЕНКА ФАКТОРОВ, ВЛИЯЮЩИХ НА ВЕРОЯТНОСТЬ ОТЗЫВА ЛИЦЕНЗИЙ У БАНКОВ

Введение

Деятельность банков и кредитных организаций лежит в основе расчетной системы и денежно-кредитной политики государства, поэтому лишение банков лицензий негативно отражается на поддержании эффективного и стабильного развития экономики страны. Прекращение деятельности банка влечет за собой возникновение рисков, например риск потери вложенных средств вкладчиками банка, лишившегося лицензии. В результате снижается доверие населения и бизнеса как к отдельным банкам, так и к банковской системе страны в целом. В связи с этим возникает необходимость разработки систем раннего прогнозирования отзывов лицензий у банков. Выявление банков со слабым финансовым положением позволит избежать дефолтов и сохранит денежные средства вкладчиков путем своевременного принятия решений управляющими банка или финансового оздоровления кредитной организации регулятором в лице ЦБ РФ.



Рис. 1. Статистика по количеству лицензий

В настоящее время банковская система России переживает этап массовых лишений коммерческих банков лицензий. Этот этап связан, в первую очередь, со сменой главы Центробанка в 2013 г. и, как следствие, новой более жесткой

политикой регулятора в отношении коммерческих банков. Обратившись к официальной государственной статистике, следует отметить, что пик отзыва лицензий у банков приходится на 2014–2016 гг.: 86, 93 и 97 банков соответственно были лишены лицензий на ведение банковской деятельности (рис. 1) (Официальный сайт Центрального Банка Российской Федерации). К 2017 г. это число существенно снизилось, однако оно все равно значительно. На начало 2018 г. насчитывается уже 23 банка, лишившихся лицензий (согласно информации от 18 апреля 2018 г.). В результате, за последние четыре года Центробанк отозвал около трехсот лицензий у российских коммерческих банков. В этой связи актуальным становится вопрос: с помощью каких факторов можно оценить вероятность отзыва лицензии у банка до его фактического наступления?

Обзор литературы

Одной из первых работ в изучаемой области исследования была работа Даниэля Мартина (Martin, 1977). Ученый собрал данные по 5600 банкам Америки, выборка включала в себя 23 кредитные организации, обанкротившихся в период 1975–1976 гг. В качестве факторов, влияющих на финансовое положение банка, были выбраны 25 показателей, условно поделенных на четыре группы: качество активов; доходность; ликвидность; достаточность капитала. Мартин был одним из первых ученых, кто применил построение логит-модели именно для предсказания дефолтов в банковском секторе. Помимо этого, в научной работе автором применялся метод дискриминантного анализа. Построенные модели обладали достаточно высокой предсказательной силой: в 90% случаев верно определяли отзыв лицензии. По результатам исследования все группы факторов за исключением одной (ликвидность) оказывали статистически значимое влияние на вероятность наступления дефолта. Результаты, представленные Мартином в 1977 г., многократно подтверждаются и более современными исследователями.

На сегодняшний день построено и протестировано множество параметрических моделей оценки вероятности наступления дефолта. Большинство исследователей при прогнозировании применяют несколько методик в рамках одного исследования, что позволяет объективно оценить качество результатов. Так, в работе (Kolari, Glennon, Hwan Shin, Caputo, 2002), сравнивались результаты, полученные путем построения логит-регрессии и путем применения метода распознавания признаков (*trait recognition*). В силу того, что последний относится к типу непараметрических, его преимуществом является нечувствительность к типу распределения независимых переменных. Помимо этого, применение метода позволяет одновременно изучать большее количество переменных, вероятно оказывающих влияние на финансовое положение (Caputo, Glennon, Kolari, 2002). Авторы проанализировали 1079 американских банков, из которых 18 лишились лицензии в период 1989–1992 гг. База данных включает 28 предикторов, которые авторы разделили на семь групп: размер банка; рентабельность; капитализация; кредитный риск; ликвидность; достаточность капитала; диверсификация.

Основной результат заключается в том, что построенная на основе данных о коммерческих банках США модель распознавания признаков во многом превосходила логит. Однако обе модели обладали крайне высокой точностью классификации банков — более 95%. Недостатком исследования можно считать несбалансированность выборки, менее 2% банков закрылись, остальные же банки (более 98%) являлись финансово устойчивыми.

Ланин и Веннет (Lanine, Vennet, 2006) анализировали российский банковский сектор, собрав данные о 414 российских банках во временном промежутке 1991–2004 гг. Количество предикторов в исследовании равно семи: размер банка; рентабельность активов; ликвидность активов; доля государственных облигаций в активах; достаточность капитала; доля просроченных кредитов в активах; доля всех кредитов и займов в активах.

Ланин и Веннет, в отличие от предшественников, прибегли к более короткому горизонту прогнозирования и построили модели, предсказывающие банкротство за 3, 6, 9 и 12 месяцев до его наступления. В результате прогностическая мощность моделей была неодинакова. Наибольшее влияние на финансовое состояние банка оказывают показатели качества активов, достаточности капитала, а также показатели ликвидности.

Уникальной, с точки зрения применения большого числа методик в одном исследовании, в том числе и метода нейронных сетей, является работа Стефана ван дер Плоега (van der Ploeg, 2010). Исследователь применил сразу пять типов моделей, а именно дискриминантный анализ, логит- и пробит-модели, регрессию Кокса, а также построил нейросетевую модель. Ван дер Плоег тестировал данные по американским банкам, выборка включала в себя 64 коммерческие организации, обанкротившиеся в период 1987–2007 гг. Все независимые переменные (29 факторов) автор делит на шесть групп, согласно американской рейтинговой системе оценки кредитного риска банка CAMELS: достаточность капитала (Capital adequacy); качество активов (Asset quality); качество управления (Management); доходность (Earnings); ликвидность (Liquidity); чувствительность к риску (Sensitivity to risk). Наибольшей статистической значимостью обладали переменные: доля невозвратов по кредитам к кредитному портфелю, отношение процентных доходов к процентным расходам и отношение кредитов к совокупным активам. Перечисленные факторы играют центральную роль при изменении кредитного рейтинга, следовательно, оказывают непосредственное влияние на финансовую устойчивость банка. Основным выводом исследования можно считать, что все построенные модели обладали приблизительно равной предсказательной силой, что подтверждает гипотезу о том, что тип модели не влияет на качество прогноза (van der Ploeg, 2010).

Среди российских работ в области прогнозирования банкротства кредитных организаций, в первую очередь, необходимо отметить исследование (Головань, Карминсий, Копылов, Пересецкий, 2003). Исследование широко известно тем, что впервые было проведено разделение российских коммерческих банков по кластерам. Для каждого кластера была построена отдельная модель оценки вероятности наступления дефолта. Разделение позволило понять, какие факторы оказывают влияние на отдельный кластер, а какие являются общими для всех групп банков, в частности: собственный капитал, резервы, а также доля ликвидных активов. Исследование содержит более 30 независимых переменных для 1569 российских банков. Авторы анализируют относительные показатели, то есть отношение показателя к валюте баланса, это позволяет избежать влияния размера банка на итоговый результат. Статистически значимыми оказались показатели: валюта баланса; собственный капитал; ликвидные активы; депозиты физических лиц; резервы под возможные потери; кредиты нефинансовым организациям; неликвидные активы и основные средства; негосударственные долговые обязательства; вложения в государственные долговые обязательства.

По мнению Пересецкого (2013) на основании результатов, полученных при построении логит- и пробит-моделей, невозможно точно утверждать

о наступлении банкротства у того или иного банка, однако реально выявить банки, которые обладают финансовыми трудностями, входят в группу риска и потенциально могут быть лишены лицензий. Именно на эти коммерческие банки стоит обратить особое внимание ЦБ с целью прекратить их деятельность либо принять решение об их финансовом оздоровлении. Пересецкий также выделяет группу банков, которые, по мнению автора, следует исключить из выборки по причине того, что в случае значительного ухудшения финансового положения этих банков они получают государственную поддержку, так как являются крупными игроками рынка. Однако опыт зарубежных исследований показывает, что крупные банки также подвержены риску дефолта. Это связано с тем, что крупные игроки в своей деятельности имеют возможность применения более современных финансовых инструментов и оперируют высокотехнологичными финансовыми продуктами, что создает для таких банковских организаций дополнительные риски.

Факторы, оказывающие влияние на вероятность отзыва лицензии у банков

На основании изученных источников литературы можно сделать вывод о том, что набор факторов, включенных в модель, влияет на качество прогноза. Несмотря на то, что исследования в области прогнозирования дефолтов банков ведутся уже многие годы, не существует однозначного ответа на вопрос о том, какие параметры должны быть включены в исходную модель. Однако большинство авторов анализируют открытые данные бухгалтерской отчетности банков. Согласно Указанию ЦБ РФ «Об опубликовании и представлении информации о деятельности кредитных организаций и банковских (консолидированных) групп» от 20 января 2009 г. кредитные организации, в том числе банки, обязаны предоставлять годовую и квартальную отчетность Центральному банку, а также публиковать ее в открытой печати. Существует большое количество параметров, влияющих на финансовое состояние кредитных организаций, то есть на вероятность того, что у банка будет отозвана лицензия.

База данных настоящего исследования включает в себя информацию о 1153 коммерческих банках России, у 428 из которых была отозвана лицензия на осуществление банковской деятельности. Доля банков, прекративших деятельность, равна 37%. Временной промежуток собранной базы данных с июля 2008 г. по январь 2017 г. Источниками сбора данных для исследования являются: сайт ЦБ РФ; сайт, посвященный финансовому анализу банков kuar.ru; а также информационный портал banki.ru. В качестве независимых переменных выступают показатели, собранные на основе бухгалтерских данных, предоставляемых коммерческими банками ЦБ, по следующим формам отчетности: № 101, № 123 (собственный капитал) и № 135 (обязательные нормативы), согласно Указанию Банка России от 24 ноября 2016 г. № 4212-У «О перечне, формах и порядке составления и представления форм отчетности кредитных организаций в Центральный банк Российской Федерации» (табл. 1).

Одним из наиболее часто встречающихся показателей в исследованиях, посвященных дефолтам банков, является размер банка, обычно его измеряют как логарифм активов. Необходимость включения показателя подтверждена многими фактами. Во-первых, прекращение деятельности крупных банков приводит к более серьезным негативным последствиям в экономике, нежели дефолты мелких банков. Кроме того, доказана прямая зависимость доли долгосрочных кредитов в активах от размера банка (Карминский, Костров, 2013). Крупные банки имеют

больше возможностей диверсификации своих рисков, вместе с тем некоторые большие банки склонны намеренно совершать более рискованные операции, понимая, что в случае возникновения финансовых трудностей они получат поддержку на государственном уровне, поскольку закрытие крупного банка может привести к серьезным негативным последствиям для национальной экономики (широко известная проблема: «too big to fail»). Ожидаемое влияние на вероятность наступления дефолта — отрицательное, то есть чем крупнее банк, тем ниже вероятность того, что у него будет отозвана лицензия.

Таблица 1

Описание объясняющих переменных

Фактор	Расчет	Обозначение
Размер банка	Логарифм активов	ln_assets
Кредитный портфель	Кредитный портфель/Валюта баланса	credit_vb
Рентабельность активов	Чистая прибыль/Валюта баланса	roa
Обеспеченность кредитов залогом	Обеспечение залогом по кредитам/Кредитный портфель	zalog_credit
Норматив достаточности капитала <i>H1.0</i>	Соотношение размера собственных средств банка и суммы его активов, взвешенных по уровню риска	n1
Норматив текущей ликвидности <i>H3</i>	Соотношение активов, которые банк может реализовать в течение ближайших 30 дней, и обязательств банка, которые могут потребовать исполнения в ближайшие 30 дней	n3
Высоколиквидные активы	Высоколиквидные активы/Валюта баланса	highliq_vb
Просроченная задолженность физических лиц	Просроченная задолженность ФЛ/Кредитный портфель	overdue_fl_credit
Привлеченные межбанковские кредиты	Привлеченные межбанковские кредиты/Валюта баланса	mbk_p_vb

Можно предположить, что очень высокие значения общего кредитного портфеля будут ухудшать финансовую стабильность кредитной организации, поскольку банк будет выдавать большие объемы денежных средств заемщикам. Это подтверждают и (Дробышевский, Зубарев, 2011): «Рухнувшие банки переоценивали возможности и брали на себя слишком большие риски, рассчитывая получать основную часть дохода от большого количества выданных кредитов». Вместе с тем высокая доля кредитного портфеля является сигналом того, что банк менее задействован в спекулятивных операциях (например, покупке/продаже ценных бумаг), связанных с более высоким уровнем риска, то есть более сосредоточен на кредитовании реального сектора экономики (Пересецкий, 2013).

Также был рассмотрен показатель, отвечающий за эффективность использования банком собственных активов: рентабельность активов (ROA). Поскольку рентабельность активов = Чистая прибыль/Активы, то предполагается, что увеличение значений этого показателя в динамике свидетельствует о том, что банк эффективно распоряжается ресурсами. Прибыль является основным источником финансирования развития бизнеса, и на долгосрочном горизонте банки не могут поддерживать деятельность, неся постоянные убытки. Кроме того, прибыль может быть эффективно реализована на покрытие любых потерь банка, соответственно,

ожидаемый эффект влияния на вероятность отзыва лицензии от увеличения рентабельности — отрицательный.

Показатель залогового обеспечения кредитов гарантирует, что при неплатежеспособности заемщика банк сможет возместить свои средства. Залог выступает обеспечением по ссудам и является гарантом исполнения обязательств заемщика перед банком, поэтому предположительно увеличение сумм залогов положительно влияет на финансовую устойчивость.

Норматив достаточности капитала Н1.0, отвечающий за собственные средства. Расчет норматива производится как отношение собственного капитала к сумме активов, взвешенных по уровню риска. Собственный капитал «позволяет банку компенсировать проблемы с ликвидностью в случае невозвратов по кредитам» (Дробышевский, Зубарев, 2011). Значительная доля собственных средств в активах также свидетельствует о наличии определенного «страхового запаса» при возникновении у банка непредвиденных расходов или при иных финансовых потрясениях. Ожидается отрицательное влияние при увеличении Н1.0 на вероятность отзыва лицензии.

С целью контроля способности банков своевременного выполнения денежных обязательств в полном объеме Центральный банк устанавливает норматив текущей ликвидности — Н3. Норматив отвечает за риск потери банком ликвидности в течение 30 календарных дней и рассчитывается как минимальное отношение суммы ликвидных активов банка к сумме обязательств по счетам до востребования и со сроком исполнения обязательств в ближайшие 30 дней, за вычетом величины минимального остатка средств по счетам физических и юридических лиц до востребования и со сроком исполнения обязательств в ближайшие 30 календарных дней.

Ликвидные средства позволяют банку своевременно удовлетворять требования кредиторов без существенных финансовых потерь. Все факторы, относящиеся к этой группе, будут оказывать отрицательный эффект на вероятность наступления банкротства.

Очевидным кажется, что большие значения просроченной задолженности физических лиц также негативно отражаются на финансовом положении банка, поскольку это доля средств, которую банк потенциально может не вернуть. Кроме того, высокие значения этих показателей свидетельствуют о некачественной оценке рисков по кредитным операциям (Карминский и др., 2012).

Показатель привлеченных межбанковских кредитов характеризует способность банка вовремя обратиться к заемным средствам в случае необходимости. Если банк обращается за межбанковским займом, вероятно, ему требуется погасить текущие долги, например в случае недостаточности собственных источников финансирования. Ожидается отрицательный эффект увеличения этого показателя на вероятность дефолта.

Кроме показателей финансовой отчетности банков, было принято решение об исследовании макроэкономического фактора в работе. Целесообразность анализа показателей, характеризующих развитие национальной экономики, была многократно подтверждена в работах (Пересецкий, Карминский, ван Суст, 2004; Карминский, Костров, Мурзенков, 2014). Доказана необходимость рассмотрения макропоказателей при анализе банковской системы стран с переходной экономикой. В связи со сложившейся ситуацией на мировом валютном рынке в декабре 2014 г. целесообразно рассмотреть такой показатель как обменный курс рубля к доллару — средний за месяц, и проверить, каким образом валютные изменения оказывают влияние на отзыв лицензий.

Методология исследования

В качестве метода оценки вероятности банкротства кредитных организаций в рамках настоящего исследования было выбрано построение логистической регрессии. Этот метод наиболее часто применялся в предыдущих работах, посвященных прогнозированию отзыва банковских лицензий, и обеспечивал высокую классификационную точность прогнозов. Кроме того, построение логит-модели позволяет определить четкую функциональную зависимость между объясняющими параметрами и вероятностью. Вероятность отзыва лицензии может быть выражена следующей формулой:

$$p(y_{it} = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_{1it} + \dots + \beta_n x_{nit})}}, \quad (1)$$

где: $p(y_{it}=1)$ — это вероятность наступления дефолта у i -го банка в момент времени t , x_{jit} — это значение j -го фактора для i -го банка в момент времени t , β_n — это коэффициент перед j -фактором.

Перед построением логистической регрессии необходимо провести анализ собранных данных и выбрать наиболее дескриптивные параметры для включения в модель. Первым этапом отбора параметров стала оценка дискриминационной способности факторов с помощью проведения Anova теста на равенство средних среди двух групп банков (Приложение 1).

Одной из наиболее часто встречающихся проблем, с которыми сталкиваются исследователи при использовании параметрических методов, прогнозируя вероятность, является проблема мультиколлинеарности. Наличие этого явления в данных модели приводит к росту стандартных ошибок и неправильным знакам перед коэффициентами, что затрудняет интерпретацию результатов. Для того чтобы избежать этой проблемы далее, необходимо будет проверить наличие статистически значимой корреляции между регрессорами (Приложение 2).

Далее после построения модели необходимо оценить ее качество. С этой целью в случае моделей бинарного выбора принято рассматривать классификационную таблицу исходов. Классификационная таблица результатов позволяет рассчитать определенные критерии качества полученных прогнозов (Приложение 3).

Дополнительными критериями качества прогнозов будут построение ROC-кривой (Receiver Operator Characteristic) и анализ площади под ней AUC (Area Under ROC Curve). ROC-анализ является графическим способом сравнения моделей. ROC-кривая представляет зависимость количества верно классифицированных положительных примеров от количества неверно классифицированных отрицательных примеров. При этом имеется некоторый параметр, при изменении которого мы будем получать определенное разбиение на два класса. Этот параметр называют порогом, или точкой отсечения (cut-off value). Чем ближе изгиб ROC-кривой к левому верхнему углу, тем выше прогнозная сила построенной модели (Davis, Goadrich, 2006). Анализ ROC-кривой обычно сопровождается расчетом площади по кривой AUC, а также в тех случаях, когда графически не представляется возможным сравнение прогнозных качеств модели. Качество модели тем лучше, чем большая площадь оказывается под ROC-кривой (Lanine, Vennet, 2006).

Построение моделей

В ходе работы вся выборка была поделена на обучающую и тестовую. К обучающей подвыборке относятся наблюдения с июля 2008 г. по декабрь 2015 г.,

а к тестовой с января 2016 г. по январь 2017 г. Доля закрывшихся банков на каждой подвыборке сохраняется и равна примерно 37%. На обучающей подвыборке была оценена следующая спецификация логит-регрессии.

Модель, включающая финансовые показатели деятельности банков (*fin*). Уравнение модели:

$$y = f(\ln_assets, credit_vb, roa, zolog_credit, H1, H3, highlig_vb, overdue_fl_credit, mbk_p_vb). \quad (2)$$

Поскольку дефолт банка является результатом ухудшения его финансового состояния, для целей прогнозирования целесообразно рассматривать параметры, влияющие на наступление дефолта с некоторым временным лагом.

В рамках настоящей работы было принято решение о построении шести спецификаций модели соответствующим шести временным промежуткам, предшествующим отзыву лицензии у банка с шагом в один месяц.

Оценки коэффициентов на обучающей подвыборке описанных выше моделей представлены в табл. 2. Почти все выбранные ранее параметры оказывают статистически значимый эффект влияния на вероятность наступления дефолта банка на уровне 1%.

Таблица 2

Построение моделей

Модель	<i>fin</i>	<i>macro</i>	<i>lag1</i>	<i>lag2</i>	<i>lag3</i>	<i>lag4</i>	<i>lag5</i>	<i>lag6</i>
ln_assets	-0,46*** (0,025)	-0,46*** (0,025)	-0,349*** (0,0261)	-0,351*** (0,0261)	-0,354*** (0,0273)	-0,354*** (0,0278)	-0,342*** (0,0289)	-0,352*** (0,03)
credit_vb	0,91*** (0,17)	0,88*** (0,17)	0,621*** (0,188)	0,621*** (0,187)	0,620*** (0,187)	0,618*** (0,190)	0,634*** (0,191)	0,625*** (0,192)
roa	-4,04* (0,92)	-4,04* (0,93)	-1,881* (1,094)	-1,875* (1,094)	-1,876* (1,091)	-1,879* (1,096)	-1,881* (1,098)	-1,874* (1,110)
zalog	-0,59*** (0,05)	-0,59*** (0,05)	-0,534*** (0,054)	-0,533*** (0,054)	-0,532*** (0,054)	-0,532*** (0,058)	-0,529*** (0,051)	-0,531*** (0,053)
H1	-0,04*** (0,003)	-0,04*** (0,0025)	-0,031*** (0,0026)	-0,0309*** (0,0028)	-0,031*** (0,0028)	-0,031*** (0,0028)	-0,04*** (0,0027)	-0,03*** (0,0028)
H3	0,00024** (0,00006)	0,00028** (0,00006)	0,00009** (0,00003)	0,00009** (0,00004)	0,00009** (0,00004)	0,00009** (0,00004)	0,000097** (0,000042)	0,00009** (0,000041)
highliq	1,53*** (0,25)	1,54*** (0,25)	1,277*** (0,286)	1,276*** (0,287)	1,277*** (0,287)	1,276*** (0,288)	1,276*** (0,287)	1,278*** (0,286)
overdue_fl	0,45** (0,087)	0,45** (0,086)	0,147* (0,084)	0,147* (0,084)	0,148* (0,084)	0,147* (0,084)	0,148* (0,084)	0,148* (0,084)
mbk_p	-1,03*** (0,33)	-1,10*** (0,32)	-1,21*** (0,326)	-1,22*** (0,327)	-1,21*** (0,327)	-1,22*** (0,329)	-1,221*** (0,329)	-1,215*** (0,328)

Примечание: *, **, *** — значимость на 10%, 5% и 1% уровнях соответственно. В скобках приведены значения стандартных отклонений.

Далее на тестовой подвыборке были сделаны прогнозы для соответствующих моделей. Для принятия решения о том, какая спецификация модели продемонстрировала наиболее точный прогноз, были рассчитаны критерии качества.

Таблица 3

Классификационная таблица исходов

Модель		<i>fin</i>		<i>lag1</i>		<i>lag2</i>	
Факт	Прогноз	0	1	0	1	0	1
	0		5737	531	5585	673	5443
1		19	26	26	28	26	28
Верно (по классам), %		91,53	57,78	89,25	51,85	86,99	51,85
Всего верно предсказанных исходов, %		91,29		89,93		86,69	

Модель		<i>lag3</i>		<i>lag4</i>		<i>lag5</i>		<i>lag6</i>	
Факт	Прогноз	0	1	0	1	0	1	0	1
	0		5307	949	5175	1080	5048	1206	4926
1		27	27	28	26	29	25	32	22
Верно (по классам), %		84,83	50,00	82,73	48,15	80,72	46,30	78,78	40,74
Всего верно предсказанных исходов, %		84,53		82,43		80,42		78,45	

Таким образом, наибольшую долю верно предсказанных исходов продемонстрировала модель без лагов «*fin*», в 91,29% случаев верно классифицировала банки по группам. Из табл. 3 видно, что при увеличении временного промежутка, предшествующего отзыву лицензии, наблюдается снижение общей доли верно предсказанных исходов: с 89,93% для прогноза за 1 месяц до 78,45% для прогноза за 6 месяцев до его наступления. То же справедливо и для отдельных классификаций по группам банков. Среди моделей с временным лагом наибольшее количество и действующих банков, и закрывшихся банков были верно классифицированы моделью «*lag1*».

Для принятия решения о выборе оптимальной структуры модели необходимо рассмотреть дополнительные критерии качества, представленные в табл. 4.

Сравнив все спецификации модели по большему количеству критериев качества наилучшей оказалась спецификация, включающая только финансовые показатели деятельности без лагов, модель «*fin*».

Таблица 4

Критерии качества по тестовым подвыборкам

Модель	<i>fin</i>	<i>lag1</i>	<i>lag2</i>	<i>lag3</i>	<i>lag4</i>	<i>lag5</i>	<i>lag6</i>
Akaike info criterion (AIC)	6896,70	7189,70	7189,70	7189,70	7189,70	7189,70	7189,70
AUC	75,4%	69,00	64,80	61,90	56,90	57,80	56,50
Sensitivity	0,5778	0,5185	0,5185	0,5000	0,4815	0,4630	0,4074
Specificity	0,9153	0,8925	0,8699	0,8483	0,8273	0,8072	0,7878
Ошибки 1 рода	0,9533	0,9601	0,9667	0,9723	0,9765	0,9797	0,9837
Ошибки 2 рода	0,0033	0,0046	0,0048	0,0051	0,0054	0,0057	0,0065
Счетный R-sq	0,9129	0,8893	0,8669	0,8453	0,8244	0,8042	0,7845

Доля истинно отрицательных и положительных случаев, которые были правильно идентифицированы моделью (соответственно чувствительность и специфичность), значительно выше в модели «fin», что подтверждает ее преимущество перед спецификациями с временными лагами. Что касается ошибок первого и второго рода, то здесь наименьшее число погрешностей было также допущено моделью «fin». Это является особенно важным фактом в части ошибок второго рода, поскольку они представляют собой количество закрывшихся банков, которые были определены моделью как финансово стабильные. Площадь под ROC-кривой для модели, классифицирующей банки наиболее лучшим образом, составляет 75,4%. Согласно шкале оценки качества модели по площади под ROC, модели можно считать как достаточно хорошие по своим классификационным свойствам. ROC-кривые представлены на рис. 2.

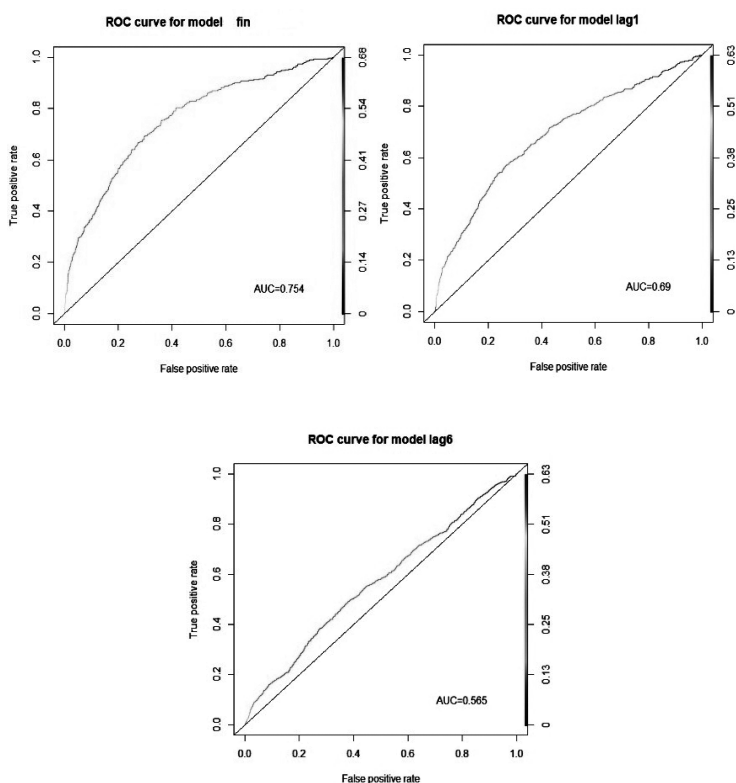


Рис. 2. ROC-кривые

Согласно результатам сводной таблицы прогнозных качеств модели, с временными лагами, на всем временном горизонте прогнозирования модели более точно классифицируют финансово неустойчивые банки, о чем свидетельствует высокая доля специфичности. Специфичность снижается при более длительных временных лагах, что является фактом того, что модели, прогнозирующие дефолт за более длительный период (5–6 месяцев), хуже выявляют фактически закрывшиеся банки. То же справедливо и для чувствительности. Вместе с тем в целом с ростом горизонта прогнозирования растет и доля ошибок первого и второго рода. По большинству характеристик наилучшие качества демонстрирует модель, прогнозирующая дефолт за 1 месяц до его фактического наступления, модель «lag1». Этой спецификации характерны наибольшая доля специфичности — 89,25% и наименьшая доля ошибок первого рода — 96,01%. Кроме того, доля ошибок

первого рода значительно больше доли ошибок второго рода для всех спецификаций, что характеризует модели с положительной стороны. Спецификация модели с временным лагом в 1 месяц также описывается наибольшим значением счетного R -sq. Визуально нагляднее преимущество модели «lag1» видно на графическом анализе ROC-кривых, представленных на рис. 2.

Таким образом, поскольку модель финансовых переменных «fip» классифицирует банки по классам более точно, то эта структура и будет выбрана в качестве оптимальной, для нее и будут рассчитаны предельные эффекты и дана интерпретация полученных результатов.

Интерпретация результатов

Итоговая спецификация модели включает показатели финансовой деятельности, поскольку по прогнозным характеристикам спецификация именно этой модели показала наилучшее качество. Для определения силы влияния независимых параметров на вероятность отзыва лицензии у банка был произведен расчет предельных эффектов, результаты представлены в табл. 5.

Согласно полученным результатам статистически значимо оказывают влияние на вероятность отзыва у банка лицензии все переменные, включенные в модель. Наибольший эффект влияния оказывают переменные высоколиквидных активов, привлеченных межбанковских кредитов и кредитов, выданных физическим лицам (наибольшие по модулю значения).

Перейдем к интерпретации результатов статистически значимых параметров из табл. 5. При увеличении соответствующего фактора на 10% вероятность отзыва лицензии у банка изменяется таким образом:

Увеличение размера банка ведет к улучшению финансового состояния банка и снижает вероятность отзыва его лицензии на 0,61%. Размер банка в настоящем исследовании определяется уровнем его активов. Чем больше банк, тем ниже вероятность того, что он будет закрыт, поскольку большие банки имеют больше вариантов диверсификации своих рисков.

Таблица 5

Расчет предельных эффектов

Переменная	Предельный эффект	Переменная	Предельный эффект
ln_assets	-0,061*** (0,004)	H3	0,00002*** (0,000007)
credit_vb	0,123*** (0,030)	highliq	0,211*** (0,046)
roa	-0,339* (0,18)	overdue_fl	0,033** (0,013)
zalog	-0,07*** (0,008)	mbk_p	-0,204*** (0,054)
H1	-0,006*** (0,0004)		

Примечание: *, **, *** — значимость на 10%, 5%, и 1% уровнях соответственно. В скобках приведены значения стандартных отклонений.

С увеличением кредитного портфеля повышается вероятность дефолта, в среднем при прочих равных условиях, на 1,23%. Большая доля выданных кредитов

в валюте баланса несет за собой возникновение кредитных рисков, связанных, в первую очередь, с тем, что может возникнуть ситуация, когда заемщики банка не смогут выполнять свои денежные обязательства.

При увеличении уровня обеспеченности кредитного портфеля залогом вероятность дефолта снижается примерно на 0,7%. Ожидаемый эффект влияния подтверждается моделью, поскольку залогом является имущество, которое выступает гарантом исполнения заемщиком обязательств.

Нормативы Н1.0 и Н3 показали статистически значимый эффект влияния на зависимую переменную, однако в процентном измерении они несущественно влияют на вероятность того, что у банка будет отозвана лицензия. В результате увеличения норматива достаточности капитала вероятность отзыва у банка лицензии снижается на 0,06%. Чем больше у банка собственных средств, тем стабильнее его финансовое положение, в случае возникновения неожиданных трат нет необходимости в поиске заемных средств. В то время как рост норматива текущей ликвидности ведет к увеличению вероятности дефолта банка всего на 0,0002%.

С ростом показателя высоколиквидных активов вероятность дефолта банка увеличивается на 2,1%. С увеличением показателей группы ликвидности финансовое положение банка ухудшается. Это возникает, в первую очередь, за счет того, что высокие значения ликвидных средств в валюте баланса несут для банка определенный риск недополученной прибыли по этим активам, а во-вторых, полученный результат связан с тем, что для банков, подверженных риску дефолта, сложнее привлечь денежные средства для погашения обязательств, и поэтому они вынуждены постоянно поддерживать высоколиквидные активы на уровне.

При повышении просроченной задолженности по кредитам, выданным физическим лицам, вероятность лишения банка лицензии повышается приблизительно на 0,33%. Большие значения просроченной задолженности в кредитном портфеле являются риском для банка, поскольку просроченная задолженность — это та часть средств, которую банк потенциально может не вернуть. Кроме того, показатель характеризует качество выданных ссуд: выдача займов ненадежным заемщикам является следствием агрессивной политики банка или неверной оценки рисков.

С увеличением сумм привлеченных межбанковских кредитов укрепляется финансовое состояние банка и, как следствие, снижается вероятность того, что ЦБ РФ лишит банк лицензии. В среднем вероятность снижается на 2,04%. Показатель привлеченных МБК характеризует способность банка вовремя обратиться к заемным средствам в случае необходимости, кроме того, банк, который получил МБК, может быть расценен как надежный заемщик.

Заключение

Итогом работы стала возможность определения факторов, оказывающих наиболее сильное влияние на вероятность отзыва лицензии у российских банков. Вероятность наступления дефолта была определена с помощью построения бинарной логит-модели. В модель вошли девять независимых переменных, в том числе показатели: размер банка, кредитный портфель, рентабельность активов, обеспеченность кредитов залогом, норматив достаточности Н1.0, норматив текущей ликвидности Н3, высоколиквидные активы, просроченная задолженность физических лиц, привлеченные межбанковские кредиты. Все факторы оказались статистически значимыми. Основные результаты следующие: чем больше размер банка, рентабельность активов, уровень залогового обеспечения, норматив достаточности капитала Н1.0 и объем привлеченных межбанковских кредитов, тем

стабильнее финансовое положение банка, и соответственно, ниже вероятность того, что будет отозвана лицензия. Вместе с тем увеличение таких параметров, как кредитный портфель, доля высоколиквидных активов и норматив текущей ликвидности НЗ, а также уровень просроченной задолженности физических лиц, ведет к ослаблению финансовой стабильности, увеличивая вероятность дефолта банка.

Итоговая спецификация модели отличается более высоким уровнем специфичности, то есть ей более характерно обнаружение финансово устойчивых банков. Всего оптимальная модель верно спрогнозировала 91% случаев на контрольной выборке. Площадь под ROC-кривой составила 75,4%, что характеризует выбранную спецификацию как модель с достаточно хорошими прогнозными качествами.

Источники

Головань С. А., Евдокимов А. М., Карминский А. М., Пересецкий А. А. Модели вероятности дефолта российских банков. Влияние макроэкономических факторов на устойчивость банков. М., 2004.

Головань С. А., Карминский А. М., Копылов А. В., Пересецкий А. А. Модели вероятности дефолта российских банков. Предварительное разбиение банков на кластеры. М., 2003.

Дробышевский С. М., Зубарев А. В. Факторы устойчивости российских банков 2007–2009. М., 2011.

Информационный портал banki.ru. [Электронный ресурс]. URL: www.banki.ru (дата обращения: 14.12.2017)

Карминский А. М., Костров А. В. Моделирование вероятности дефолта российских банков: расширенные возможности // Журнал новой экономической ассоциации. 2013. Т. 17. № 1. С. 64–86.

Карминский А. М., Костров А. В., Мурзенков Т. Н. Моделирование вероятности дефолта российских банков с использованием эконометрических методов. М., 2012.

Куар.ру — банки, банковская отчетность [Электронный ресурс]. URL: www.kuar.ru (дата обращения: 17.12.2017)

Официальный сайт Центрального Банка Российской Федерации. [Электронный ресурс]. URL: www.cbr.ru (дата обращения: 07.02.2018)

Пересецкий А. А. Методы оценки вероятности дефолта банка // Экономика и математические методы. 2007. № 3. С. 37–62.

Пересецкий А. А. Модели причин отзыва лицензий российских банков. Влияние неучтенных факторов // Прикладная эконометрика. 2013. № 2 (30). С. 49–64.

Пересецкий А. А., Карминский А. М., ван Суст А. Г. О. Моделирование рейтингов российских банков // Экономика и математические методы. 2004. Т. 40. № 4. С. 10–25.

Charnes A., Cooper W. W., Rhodes E. Measuring the Efficiency of Decision Making Units // European Journal of Operation Research. 1978. Vol. 2. P. 429–444.

Clare A., Priestley R. Calculating the Probability of Failure of the Norwegian Banking Sector // Journal of Multinational Financial Management. 2002. Vol. 12. P. 21–40.

Davis J., Goadrich M. The Relationship Between Precision-Recall and ROC Curves // Proc. of 23 International Conference on Machine Learning, Pittsburgh, PA, 2006.

Kolari J., Glennon D., Hwan Shin, Caputo M. Predicting large US Commercial Bank Failures // Journal of Economics and Business. 2002. Vol. 54. P. 361–387.

Lanine G., Vennet R. Failure Prediction in the Russian Bank Sector with Logit and Trait Recognition Models // Expert Systems with Applications. 2006. Vol. 30. P. 463–478.

Männasoo K., Mayes D. G. Explaining Bank Distress in Eastern European Transition Economies // Journal of Banking & Finance. 2009. Vol. 33. N 2. P. 244–253.

Martin D. Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach // Journal of Banking & Finance. 1977. P. 1249–1276.

van der Ploeg S. Bank Default Prediction Models: A Comparison and an Application to Credit Rating Transitions // Ernst & Young — Financial Services Risk_vb Management. 2010. P. 39–40.

References

- Charnes A., Cooper W. W., Rhodes E. Measuring the Efficiency of Decision Making Units. *European Journal of Operation Research*, 1978, vol. 2, pp. 429–444.
- Clare A., Priestley R. Calculating the Probability of Failure of the Norwegian Banking Sector. *Journal of Multinational Financial Management*, 2002, vol. 12, pp. 21–40.
- Davis J., Goadrich M. The Relationship Between Precision-Recall and ROC Curves. *Proc. of 23 International Conference on Machine Learning*, Pittsburgh, PA, 2006.
- Drobyshevsky S. M., Zubarev A. V. *Faktory ustojchivosti rossijskih bankov 2007–2009* [Factors of stability of Russian banks 2007–2009]. Moscow, 2011. (In Russian)
- Golovan S. A., Evdokimov A. M., Karminsky A. M., Peresetsky A. A. *Modeli veroyatnosti defolta rossijskih bankov. Vliyanie makroehkonomicheskikh faktorov na ustojchivost' bankov* [Models of probability of default of Russian banks. The influence of macroeconomic factors on the stability of banks]. Moscow, 2004. (In Russian)
- Golovan S. A., Karminsky A. M., Kopylov A. V., Peresetsky A. A. *Modeli veroyatnosti defolta rossijskih bankov. Predvaritel'noe razbienie bankov na klasteri* [Models of probability of default of Russian banks. Pre-splitting banks into clusters]. Moscow, 2003. (In Russian)
- Karminsky A. M., Kostrov A. V. Modelirovanie veroyatnosti defolta rossijskih bankov: rasshirennye vozmozhnosti [Modeling the Probability of Default of Russian Banks: Extended Opportunities]. *Zhurnal novej ehkonomicheskoy assotsiatsii* [Journal of New Economic Association], 2013, vol. 17, N 1, pp. 64–86. (In Russian)
- Karminsky A. M., Kostrov A. V., Murzenkov T. N. *Modelirovanie veroyatnosti defolta rossijskih bankov s ispol'zovaniem ehkonometricheskikh metodov* [Modeling the probability of default of Russian banks using econometric methods]. Moscow, 2012. (In Russian)
- Kolari J., Glennon D., Hwan Shin, Caputo M. Predicting large US Commercial Bank Failures. *Journal of Economics and Business*, 2002, vol. 54, pp. 361–387.
- Informacionnyj portal banki.ru* [Information portal banki.ru]. Available at: www.banki.ru (appeal date: 14.12.2017). (In Russian)
- Kuap.ru — banki, bankovskaya otchetnost'* [Kuap.ru — banks, banking reporting]. Available at: www.kuap.ru (appeal date: 17.12.2017). (In Russian)
- Lanine G., Vennet R. Failure Prediction in the Russian Bank Sector with Logit and Trait Recognition Models. *Expert Systems with Applications*, 2006, vol. 30, pp. 463–478.
- Männasoo K., Mayes D. G. Explaining Bank Distress in Eastern European Transition Economies. *Journal of Banking & Finance*, 2009, vol. 33, N 2, pp. 244–253.
- Martin D. Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach. *Journal of Banking & Finance*, 1977, pp. 1249–1276.
- Oficial'nyj sajt Central'nogo Banka Rossijskoj Federacii*. [The official site of the Central Bank of the Russian Federation]. URL: www.cbr.ru (appeal date: 02.07.2018). (In Russian)
- Peresetsky A. A. Metody ocenki veroyatnosti defolta banka [Methods for estimating the probability of bank default]. [Ehkonomika i matematicheskie metody] [Economics and Mathematical Methods], 2007, N 3, pp. 37–62. (In Russian)
- Peresetsky A. A. Modeli prichin otzyva licenzij rossijskih bankov. Vliyanie neuchtennykh faktorov [Models of the reasons for the revocation of licenses of Russian banks. The influence of unaccounted factors]. *Prikladnaya ehkonometrika* [Applied Econometrics], 2013, N 2 (30), pp. 49–64. (In Russian)
- Peresetsky A. A., Karminsky A. M., Van Soest A. G. O. Modelirovanie rejtingov rossijskih bankov [Modeling ratings of Russian banks]. *Ehkonomika i matematicheskie metody* [Economics and Mathematical Methods], 2004, vol. 40, N 4, pp. 10–25. (In Russian)
- van der Ploeg S. Bank Default Prediction Models: A Comparison and an Application to Credit Rating Transitions. *Ernst & Young — Financial Services Risk_yb Management*, 2010, pp. 39–40.

ПРИЛОЖЕНИЯ

Приложение 1

Результаты ANOVA-теста

Переменная	<i>p</i> -value в Anova-тесте
Размер банка	0,000
Кредитный портфель	0,000
Рентабельность активов	0,000
Обеспеченность кредитов залогом	0,000
Норматив достаточности капитала H1.0	0,002
Норматив текущей ликвидности H3	0,000
Высоколиквидные активы	0,000
Просроченная задолженность физических лиц	0,000
Привлеченные межбанковские кредиты	0,000

Приложение 2

Матрица парных коэффициентов корреляции

	ln_assets	credit_vb	roa	zalog_credit	n1	n3	highliq_vb	overdue_fl_credit	mbk_p_vb
ln_assets	1								
credit_vb	0,05	1							
roa	-0,03	-0,06	1						
zalog_credit	-0,21	-0,14	-0,01	1					
n1	-0,54	-0,20	0,11	0,15	1				
n3	-0,06	-0,10	0,02	0,31	0,18	1			
highliq_vb	-0,28	-0,42	0,09	0,11	0,26	0,06	1		
overdue_fl_credit	-0,09	-0,01	0,04	-0,05	0,05	0,06	0,03	1	
mbk_p_vb	0,30	-0,06	-0,02	-0,09	-0,07	-0,01	-0,17	-0,01	1

Приложение 3

Описательные статистики

Фактор	Среднее значение		Минимум		Среднее кв. отклонение		Максимум	
	0	1	0	1	0	1	0	1
Размер банка	15,34	14,32	6,97	1,63	2,08	1,65	23,89	19,44
Кредитный портфель	0,50	0,52	0,13	0,23	0,22	0,23	0,99	0,99
Рентабельность активов	0,01	0,00	-0,68	0,06	-0,68	-2,96	1,17	0,77
Обеспеченность кредитов залогом	1,20	0,97	0,00	0,00	0,00	0,00	19,10	55,30
Норматив достаточности капитала $H1,0$	32,15	24,61	0,62	21,48	0,00	-2,76	8198,53	214,05
Норматив текущей ликвидности НЗ	496,11	317184,10	0,05	0,00	0,00	0,00	81451,00	1,00e+08
Высоколиквидные активы	0,19	0,22	0,19	0,20	0,00	0,00	1,05	1,00
Просроченная задолженность физических лиц	0,39	0,43	0,35	0,37	0,00	0,00	1,00	1,00
Привлеченные межбанковские кредиты	0,09	0,05	0,04	0,00	0,00	0,00	5,72	6,99