

Макроэкономика

АНАЛИЗ ФАКТОРОВ БАНКОВСКИХ ДЕФОЛТОВ 2013–2019 ГОДОВ

Андрей ЗУБАРЕВ, Ольга БЕКИРОВА

Андрей Витальевич Зубарев —
кандидат экономических наук,
старший научный сотрудник лаборатории
математического моделирования
экономических процессов
Института прикладных экономических
исследований, РАНХиГС
(РФ, 117517, Москва, пр. Вернадского, 82).
E-mail: zubarev@ranepa.ru

Ольга Александровна Бекирова —
младший научный сотрудник
лаборатории математического
моделирования экономических процессов
Института прикладных экономических
исследований, РАНХиГС
(РФ, 117517, Россия,
Москва, пр. Вернадского, 82).
E-mail: bekirova-oa@ranepa.ru

Аннотация

С приходом на пост главы Банка России в 2013 году Э. Набиуллиной политика регулятора резко изменилась: был взят курс на сокращение числа проблемных кредитных организаций. Кризис 2014–2015 годов, вызванный снижением мировых цен на нефть и экономическими санкциями, оказал влияние на банковский сектор посредством реализовавшихся валютных рисков и роста просроченной задолженности по кредитам. В работе исследуются факторы, которые статистически значимо коррелировали с вероятностью банковских дефолтов в России в период с III квартала 2013 года по I квартал 2019-го. Сделана попытка понять, определяются ли действия Банка России динамикой показателей банковских балансов. Основным эконометрическим инструментом являются бинарные логистические регрессии. Полученные результаты позволяют сделать выводы, что вероятность банковского дефолта повышают факторы, характеризующие вовлеченность кредитной организации в классическую банковскую деятельность. Явным индикатором дефолта являются резервы на возможные потери. В работе сконструирована отдельная переменная, характеризующая степень создания банком ликвидности в экономике. Согласно полученным оценкам, высокие уровни создания ликвидности банком могут повышать риск несостоятельности. Оценены также модели отдельно для острой фазы кризиса и для последующего периода. Важным выводом здесь является значимость показателя излишнего создания ликвидности лишь в острой фазе кризиса, что может объясняться большей чувствительностью к дополнительным рискам в кризисный момент. Аналогичные модели были оценены для выборки из 150 крупных банков, которая является более однородной и интересует регулятора в первую очередь. На этой выборке ряд переменных, в том числе уровень создания ликвидности, оказался незначимым, однако высокие значения резервов на возможные потери по-прежнему увеличивают вероятность дефолта. В качестве альтернативной спецификации была рассмотрена логистическая панельная регрессия.

Ключевые слова: банковский дефолт, логистическая регрессия, ЦБ РФ.

JEL: C35, C51, E58, G21, G28, G33.

Введение

С середины 2013 года ЦБ РФ занялся оздоровлением банковской системы. Банк России с приходом нового председателя Эльвиры Набиуллиной взял курс на сокращение числа проблемных кредитных организаций. Было ликвидировано большое количество так называемых карманных банков. Число кредитных организаций с 2013 года по 2019-й сократилось на 49%¹.

В настоящее время ЦБ РФ занимается санацией крупных банков, таких, например, как Промсвязьбанк и ФК «Открытие». Для финансового оздоровления несостоятельных банков в 2017 году был создан специальный фонд консолидации банковского сектора. Такие меры направлены на снижение потерь от банкротства крупных банков. В связи с этим важно понять, какие факторы могли бы заблаговременно указывать на возможный дефолт крупных банков. Это помогло бы снизить издержки на их санацию либо избежать дефолта с помощью превентивных мер.

Кризис 2014–2015 годов также оказал влияние на банковский сектор. В ходе кризиса наблюдались значительные негативные шоки нефтяных цен, внесшие существенный вклад в динамику макроэкономической системы [Фокин, Полбин, 2019; Polbin et al., 2019], в том числе через каналы валютных рисков и снижение инвестиционной привлекательности. Введение экономических санкций тоже негативно сказалось на российской экономике. Всё это привело к падению реальных доходов населения и оттоку средств вкладчиков с банковских счетов, что отрицательно повлияло на жизнеспособность некоторых банков.

Тематике изучения банковских дефолтов в России посвящен целый ряд работ, в которых вероятность дефолта, как правило, моделируется с использованием балансовых переменных. В работах [Дробышевский, 2000; Peresetsky et al., 2011] рассматривались банковские кризисы в конце 1990-х. Влиянию кризиса 2008 года на банковский сектор уделено внимание в [Зубарев, 2012], более длинные временные горизонты рассмотрены в [Живайкина, Пересецкий, 2017; Карминский, Костров, 2013; Fungasova et al., 2015], а в [Фомин, 2019; Makinen, Solanko, 2018] исследуемый период расширен до 2017 года.

Однако в перечисленных работах не уделялось внимания последствиям, которые мог вызвать в банковском секторе валютный кризис 2014–2015 годов. Именно этот кризисный период представляет наибольший интерес. Во-первых, он знаменует волну дефолтов, начавшуюся из-за ужесточения банковского

¹ Информация о банковской системе Российской Федерации. <https://www.cbr.ru/statistics/pdko/lic/>.

надзора новыми властями (в некотором смысле это можно считать структурным сдвигом). Во-вторых, российская экономика вообще и банковский сектор в частности были подвержены негативному влиянию внешних макроэкономических шоков, вызванных резким и продолжительным падением цен на энергоносители. Не менее интересно сравнить этот отрезок времени с более поздним, вплоть до начала 2019 года. Рассмотрение продолжительного посткризисного периода (более длинного, чем в работах [Живайкина, Пересецкий, 2017; Фомин, 2019; Makinen, Solanko, 2018]) позволяет различить риски банковского сектора и индикаторы, выявляющие эти риски в кризисный и относительно спокойный периоды.

Важным отличием нашей работы от [Фомин, 2019; Makinen, Solanko, 2018] является специфичный алгоритм отбора точек, используемых для получения оценок: он позволяет избежать критического дисбаланса между двумя значениями бинарной зависимой переменной. Также мы тестируем устойчивость результатов с помощью альтернативных панельных спецификаций с учетом временных эффектов, что придает полученным результатам большую валидность.

Одна из гипотез, проверяемых в настоящей работе, состоит в способности отдельных характеристик банка (прежде всего размера ликвидных средств) указывать на возможность банковского дефолта. При этом проверяется и связь нелинейного характера. Также уделяется внимание резервам на возможные потери, которые в определенной степени характеризуют риски, взятые на себя банком в прошлом.

Также, следуя работе [Fungasova et al., 2015], был продолжен анализ связи между банковскими дефолтами и показателями создания банком ликвидности в экономике. Помимо этого, проверяется гипотеза о том, что во время острой фазы кризиса 2014–2015 годов и после нее с вероятностью банковского дефолта коррелировали разные наборы характеристик. Различия могут быть вызваны большим набором рисков, реализовавшихся в кризисном периоде.

Цель работы — выявить факторы, которые статистически значимо коррелировали с вероятностью банковского дефолта в России в период действия политики сокращения проблемных банков, а также предложить адекватную модель для предсказания дефолтов банков. Исследование может быть полезно как для Банка России, который, используя модели подобного типа, сможет точнее выявлять наиболее уязвимые кредитные учреждения, так и для самих банков и их контрагентов.

1. Обзор теоретических и эмпирических работ, посвященных тематике банковских дефолтов

Существенный вклад в моделирование набегов на банк внесли Дуглас Даймонд и Филип Дибвиг [Diamond, Dybvig, 1983], разработавшие теоретическую модель с микроэкономическими обоснованиями и показавшие, что существуют два равновесия по Нэшу, одним из которых является набег на банк. В работе также отмечено, что ситуация набег на банк может быть вызвана самоисполняющимися ожиданиями (вкладчики, ожидая ухудшения баланса банка из-за большого числа снятий другими вкладчиками, начинают сами выводить средства, что приводит к реальному ухудшению положения банка), что делает банки финансовыми институтами, уязвимыми для тревожных слухов и паники.

В теоретических работах основная полемика ведется по поводу того, как не допустить неблагоприятного равновесия: [Diamond, Dybvig, 1983] предлагают введение системы государственного страхования вкладов; [Temzelides, 1997] говорит, что достичь благоприятного равновесия можно путем создания более концентрированной (состоящей из меньшего числа крупных банков) банковской системы; [Ennis, Keister, 2009] делают важное замечание о том, что стратегия поведения банка для борьбы с кризисом влияет на поведение вкладчиков во время кризиса.

В более поздней работе [Acharya, 2009] было проанализировано влияние системного риска на банковскую несостоятельность. Основным вывод работы следующий: чтобы снизить совокупный риск банковского сектора, банкам следует вкладывать средства в низкоркоррелированные активы.

Стоит также отметить ряд более поздних теоретических работ, строящихся на основе модели Даймонда — Дибвига [Gu, 2011; Peck, Shell, 2010; Uhlig, 2010], см. их обзор в [Зубарев, 2013].

Тематике банковских дефолтов посвящен большой ряд эмпирических работ, в которых авторы пытаются выявить макроэкономические, институциональные и взятые из отчетностей банков показатели, коррелирующие с вероятностью дефолта. Чаще всего в работах используется логистическая регрессия.

Прежде всего стоит выделить раннюю работу [Martin, 1977], в которой оценивается вероятность банковских дефолтов в США в 1970-е годы. Согласно полученным результатам, отрицательно скоррелированы с вероятностью дефолта величина чистого дохода, нормированная на активы банка, и отношение капитала к рисковым активам. Доля коммерческих кредитов во всём кредитном портфеле и отношение списанных активов к операционному доходу положительно коррелируют с вероятностью дефолта.

В работе [Hwang et al., 1997] рассматривается более поздний период банковских дефолтов в США — 1980–1989 годы. Авторы отмечают, что более высокий собственный капитал, прибыльность и ликвидность имеют тенденцию к снижению вероятности банковского дефолта. Высокая доля (по отношению ко всем активам) просроченных на 90 дней кредитов, наоборот, увеличивает вероятность несостоятельности банка.

В работе [Demirgüç-Kunt, Detragiache, 1998] проводится международное исследование на годовых данных по развивающимся и развитым странам за 1980–1994 годы. Авторы делают вывод, что слабая макроэкономическая обстановка подталкивает к возникновению банковских кризисов. Полученные авторами оценки свидетельствуют, что наличие системы страхования вкладов увеличивает вероятность дефолта. Это расходится с выводом теоретической работы Даймонда — Дибвига.

Ряд статей посвящен проблеме банковских дефолтов в отдельных странах и регионах: в Восточно-Азиатском регионе и странах Латинской Америки [Arena, 2008], Великобритании [Logan, 2001], Норвегии [Andersen, 2008].

Довольно много работ изучают банковские дефолты в России. Так, в [Дробышевский, 2000] рассматриваются причины банковских дефолтов во время финансового кризиса 1998 года. Получен вывод, что отрицательно коррелируют с возникновением проблем у банка следующие показатели: доля остатков на корреспондентских счетах в банках-нерезидентах в общем объеме активов, доля средств бюджетов всех уровней и внебюджетных фондов в общем объеме обязательств. Напротив, увеличивают вероятность несостоятельности банков следующие показатели: отношение иностранных обязательств к активам, доля депозитов населения в общем объеме обязательств, разница между темпами прироста кредитов нефинансовому сектору у данного коммерческого банка и темпом прироста кредитов нефинансовому сектору по всей банковской системе, средневзвешенная ставка по депозитам физических лиц.

Авторы работы [Peresetsky et al., 2011] рассматривают российские банки в 1997–2003 годах. Показано, что предварительное разбиение банков на кластеры и построение для них отдельных моделей увеличивает качество построенных моделей. Авторы приходят к выводу, что повышают вероятность дефолта увеличение доли негосударственных ценных бумаг в активах, доли основных средств в активах, отношения резервов на возможные потери к размеру кредита НБС (небанковской системе). Положительно коррелируют с выживаемостью банков капитализация и отношение ликвидных активов к активам. Показатель объема кредитов нефинансовому сектору и доля государственных ценных бумаг

в активах также снижают вероятность дефолта, но значимы только в кластере мелких банков.

В работах [Дробышевский, Зубарев, 2011; Зубарев, 2012] исследуется период 2006–2009 годов для выявления факторов, которые коррелировали с жизнеспособностью банков. Полученные результаты свидетельствуют, что уменьшают вероятность банковского дефолта доля кредитов домохозяйствам в активах, доля иностранных обязательств в обязательствах, доля просроченных кредитов во всех кредитах. Наоборот, увеличивают вероятность дефолта доля рыночного долга в обязательствах и отношение резервов на возможные потери к кредитам НБС, выданным небанковскому сектору. Важным выводом является то, что ослабление национальной валюты увеличивает вероятность дефолта. Также из полученной модели сделан вывод, что мелкие и крупные банки (в терминах размера активов) имеют меньшую вероятность банкротства, а более вероятно банкротство банков среднего размера.

В работе [Fungasova et al., 2015] на российских квартальных данных с 2000 года по 2007-й полученные результаты свидетельствуют в пользу следующей гипотезы: уязвимость банка возрастает, когда он создает достаточно много ликвидности по сравнению с другими банками, то есть создание излишней ликвидности является нежелательным.

Относительно недавней по тематике банковских дефолтов является работа [Синельникова-Мурылева и др., 2018], в которой анализируется период 2015–2017 годов. В отличие от предыдущих исследований используется не логистическая регрессия, а алгоритм случайного леса. Этот подход позволяет получать более точные прогнозы, однако полученные результаты сложно интерпретируемы. В работе [Фомин, 2019] по результатам модели предсказания банковских дефолтов за 2010–2017 годы сделан вывод: превышение ставок по депозитам и кредитам над средними значениями по банковскому сектору и снижение расходов на рекламу повышают вероятность дефолта.

Также стоит упомянуть работу [Живайкина, Пересецкий, 2018], где с использованием квартальных данных за 2012–2016 годы показано: модели, построенные по историческим данным отзывов лицензии, дают лучшие результаты по сравнению с моделями рейтингов.

Важными являются работы Михаила Мамонова [Мамонов, 2018; 2019], в которых рассматривается взаимосвязь между «скрытыми дырами» в капитале и различными индикаторами банковской деятельности. Автор показывает, что наличие «скрытой дыры» в капитале приводит к увеличению выдаваемых краткосрочных и сокращению долгосрочных кредитов [Мамонов, 2018], а выда-

ча кредитов и одновременное привлечение вкладов ускоренными темпами по сравнению с банковской системой негативно сказываются на жизнеспособности банков [Мамонов, 2019].

Исходя из приведенного обзора литературы, можно заключить, что теоретические работы описывают различные механизмы и условия набега на банк. Резкие изменения в регуляторной политике ЦБ, которые в середине 2013 года привели к многочисленным закрытиям банков, безусловно, могли послужить негативным информационным сигналом и тем самым спровоцировать волнения среди вкладчиков и привести к некоторым новым банкротствам.

В эмпирических работах исследуется в основном коррелированность отраженных в отчетности банков показателей с вероятностью дефолта. Во многих работах статистически значимыми оказывались следующие факторы: капитализация, прибыльность, качество активов и ликвидность. Также в ряде работ сделан вывод, что ухудшение макроэкономического состояния увеличивает вероятность дефолта банка. В более поздних работах проводится анализ того, дает ли использование новых, специально сконструированных объясняющих переменных более качественные результаты при объяснении (и прогнозировании) банковских дефолтов.

Однако переменным, характеризующим менеджмент банка, уделялось меньше внимания. Также во многих перечисленных работах не учитывалась проблема несбалансированности данных, а временной горизонт был ограничен 2017 годом.

Именно поэтому мы рассматриваем более длинный временной горизонт, позволяющий провести сравнение кризисного и посткризисного периодов, а также используем алгоритм отбора наблюдений, снижающих дисбаланс между наблюдениями дефолтов и выживших банков. Это даст возможность проверить содержательные гипотезы о различии в способностях факторов предсказывать дефолты во время острой фазы кризиса и после нее.

2. Построение вероятностных моделей банковских дефолтов

Исходя из анализа теоретических и эмпирических работ, можно сделать предположения относительно того, как скоррелированы показатели банковского баланса с вероятностью дефолта. Первое предположение касается размера банка: более крупные банки должны банкротиться реже. В литературе встречается выражение *too-big-to-fail*, подразумевающее, что крупные банки с большей вероятностью получают поддержку от государства, которое не до-

пустит их дефолта². Однако в то же время эта уверенность может толкать крупные банки на следование более рискованной политике (риск недобросовестного поведения) [Дробышевский, 2000; Mishkin, 2005; O'Hara, Shaw, 1990].

Деятельность банка сопряжена со многими характерными для отрасли рисками, одним из которых является риск ликвидности. В качестве ликвидных активов можно рассматривать остатки на корреспондентских счетах в других банках. Естественно ожидать, что недостаток ликвидности, равно как и переизбыток, играет негативную роль, увеличивая вероятность дефолта. Низкая ликвидность повышает риски во время набега вкладчиков, в то время как высокая ликвидность может свидетельствовать о неэффективном менеджменте.

Также следует рассмотреть собственный капитал, который является финансовой подушкой безопасности для банков в случае нехватки ликвидности. Помимо этого, следует рассматривать переменные, характеризующие структуру кредитного портфеля банка. В качестве прокси-переменной для рискованности политики управления активами банка может выступать показатель создания резервов на возможные потери. Важной переменной также являются депозиты населения, так как это высоколиквидные обязательства, по которым банку приходится отвечать в случае набега.

Кроме того, следует обратить внимание на валютный риск. В случае ослабления национальной валюты иностранные обязательства становятся дороже, поэтому большая доля иностранных обязательств может увеличивать риск несостоятельности банка. Вместе с тем наличие иностранных активов должно сглаживать негативный эффект от роста стоимости иностранных обязательств.

В табл. 1 приведен список объясняющих переменных, которые были отобраны в соответствии с выдвигаемыми гипотезами, а в приложении 1 даны их описательные статистики.

Также в литературе говорится, что деятельность банка по созданию ликвидности³ неразрывно связана с повышенным риском [Fungacova et al., 2015]. Для проверки гипотезы о том, что излишнее создание ликвидности повышает риск банкротства, вводится показатель уровня создания ликвидности банком по сравнению со всей банковской системой. Для измерения уровня создания ликвидности используется формула (1), впервые предложенная в работе [Berger, Bouwman, 2009] для анализа динамики этого по-

² Например, в работе [O'Hara, Shaw, 1990] авторы одними из первых затрагивают этот вопрос и анализируют политику полного страхования депозитов только системно значимых банков (too-big-to-fail policy).

³ Открытые вкладчиками депозиты становятся источниками кредитов, и для получателей этих кредитов создается дополнительная ликвидность.

Т а б л и ц а 1

Используемые объясняющие переменные и их обозначения

Обозначение	Переменная
<i>log (assets)</i>	Логарифм активов банка
<i>sk_a</i>	Отношение собственного капитала к активам банка
<i>hh_dep_liab</i>	Отношение депозитов физических лиц к обязательствам банка
<i>gov_sec_a</i>	Отношение государственных ценных бумаг к активам банка
<i>nongov_sec_a</i>	Отношение негосударственных ценных бумаг к активам банка
<i>cor_acc_a</i>	Отношение остатков на корреспондентских счетах к активам банка
<i>nbs_credit_a</i>	Отношение кредитов небанковскому сектору к активам банка
<i>credit_to_hh_a</i>	Отношение кредитов физическим лицам к активам банка
<i>mbk_a</i>	Отношение выданных межбанковских кредитов к активам банка
<i>res_nbs_credit</i>	Отношение резервов на возможные потери к кредитам небанковской системе в портфеле банка
<i>marketdebt_liab</i>	Отношение рыночного долга (облигации и векселя) к обязательствам банка
<i>foreign_assets_a</i>	Доля иностранных активов в активах банка
<i>foreignliab_liab</i>	Доля иностранных обязательств в обязательствах банка

казателя применительно к банкам США и в дальнейшем используемая в работе [Fungacova et al., 2015] при моделировании дефолтов индивидуальных банков:

$$\begin{aligned}
 \text{Liquidity Creation} = & \left(\frac{1}{2} \times \text{Illiquid Assets} + \right. \\
 & + 0 \times \text{Semi-Liquid Assets} - \frac{1}{2} \times \text{Liquid Assets} \left. \right) + \\
 & + \left(\frac{1}{2} \times \text{Liquid Liabilities} + 0 \times \text{Semi-Liquid Liabilities} - \right. \\
 & \left. - \frac{1}{2} \times \text{Illiquid Liabilities} \right) - \frac{1}{2} \times \text{Capital}.
 \end{aligned} \quad (1)$$

В табл. 2 приведена классификация статей баланса с точки зрения ликвидности⁴. Также проверялась гипотеза о статистической значимости низких уровней ликвидности при моделировании вероятности дефолта банка. В регрессиях были использованы дамми-переменные попадания создания ликвидности в перцентили распределения 100–90, 90–80 и 20–10, 10–0.

В нашей работе использованы квартальные данные балансовой отчетности банков, предоставленные центром экономического анализа информационного агентства «Интерфакс». Информация об отзывах лицензий банков взята с информационного портала banki.ru. Также использовалась информация о банках, saniрованных Агентством по страхованию вкладов (АСВ).

В работе в качестве зависимой переменной выступает вероятность наступления у банка дефолта. Факт дефолта отмечается при достижении хотя бы одного из следующих условий:

⁴ Хотя авторы [Berger, Bouwman, 2009] приходят к выводу, что лучше также включать в классификацию забалансовые счета, следуя [Fungacova et al., 2015], мы их не учитывали.

Т а б л и ц а 2

Классификация статей баланса с точки зрения ликвидности

Низколиквидные активы	Полуликвидные активы	Ликвидные активы
Кредиты фирмам	Межбанковские кредиты	Остатки на корреспондентских счетах в других банках
Другие активы	Кредиты государству	Государственные ценные бумаги
	Кредиты физических лиц	Вложения в векселя
Ликвидные обязательства	Полуликвидные обязательства	Низколиквидные обязательства и капитал
Выпущенные векселя	Выпущенные депозитные и сберегательные сертификаты, облигации	Другие обязательства
Средства НБС на расчетных счетах	Срочные депозиты НБС	Собственный капитал
Обязательства перед банками		

- 1) отзыв лицензии у банка (за исключением случая ликвидации банка);
- 2) попадание банка под управление АСВ или поручение АСВ контроля над ходом оздоровления банка;
- 3) наличие отрицательного значения собственного капитала банка.

Такое расширенное определение дефолта позволяет говорить о дефолте не только де-юре, но и де-факто и распространено в литературе [Дробышевский, 2000; Зубарев, 2012; Карминский, Костров, 2013].

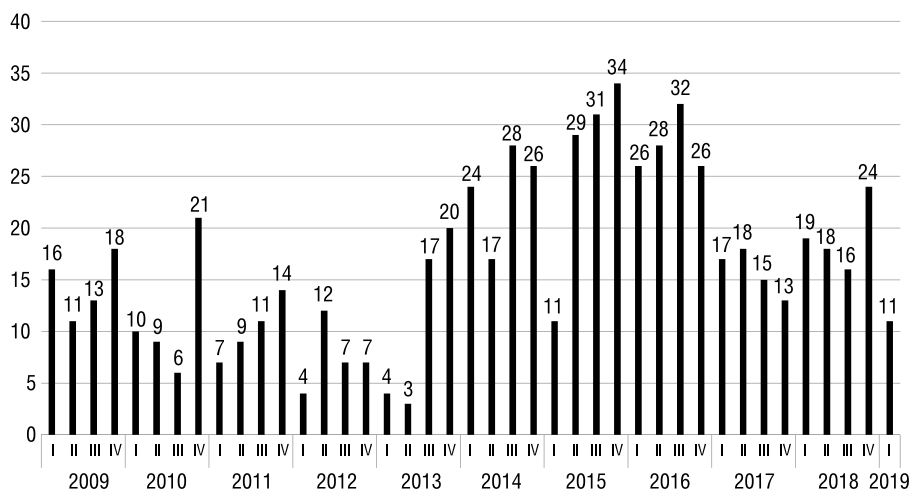
В настоящей работе, как и в [Пересецкий, 2007], из исходной несбалансированной панели формируется пул данных. Объясняющие переменные брались с лагом в четыре квартала. С одной стороны, это позволяет избежать проблемы с сезонностью, а с другой — проверить предположение о том, что проблемы у банка можно выявить за год до дефолта. Алгоритм формирования итогового пула данных выглядит следующим образом.

1. Для банков, которые потерпели дефолт в момент t , брались данные за момент $t - 4$, и зависимая переменная полагалась равной 1.
2. Далее брались данные за периоды $t - 8$, $t - 12$ и т. д., не выходящие за границы наблюдений. В эти моменты предполагается, что никаких проблем у банка нет, и поэтому зависимая переменная приравнивается к 0.
3. Для банков, у которых за рассматриваемый промежуток не было дефолта, выбирался случайным образом квартал

(из последних четырех кварталов выборки), и далее брались данные аналогичным образом — на год ранее и т. д.

Таким образом, для каждого банка рассматривались данные лишь за один квартал из каждого года. Подобная процедура формирования выборки помогает избежать проблемы несбалансированности данных, поскольку есть явный дисбаланс классов значений зависимой переменной (368 случаев дефолта из 12 857 наблюдений — явно меньше некоторого условного порога в 5%). В данном же случае мы исключаем из выборки примерно три четверти наблюдений необанкротившихся банков. Также, поскольку нам важно проверить гипотезы о значимости переменных, такая процедура позволяет избежать проблемы автокорреляции между соседними точками выборки для одного банка, тем самым несколько нивелируя проблему неэффективности оценок. Некоторым недостатком используемой процедуры является потеря информации. Однако показатели имеют существенную инерцию, поэтому включение соседних точек добавляет не так много информации по сравнению с точками, далеко отстоящими друг от друга. Тем не менее в конце работы мы проверяем наши результаты на устойчивость с помощью панельных регрессий.

Из рис. 1 видно, что волна дефолтов началась в III квартале 2013 года, что связано непосредственно со сменой председателя ЦБ РФ и активизацией политики по оздоровлению банковской системы и усилению надзора за банковским сектором. Такая резкая смена курса политики ЦБ РФ, как уже говорилось, может быть



Источник: <https://www.banki.ru>.

Рис. 1. Распределение количества отозванных банковских лицензий по кварталам, I квартал 2009 — I квартал 2019 годов

расценена как структурный сдвиг. Поэтому объединение в одну выборку предшествующего и последующего периодов становится не совсем корректным из-за возможной подверженности модели критике Лукаса. Похожему обоснованию следуют также авторы работы [Mäkinen, Solanko, 2018], к тому же более ранние периоды уже были исследованы в других работах. Поэтому для построения моделей брались данные с III квартала 2013 года по I квартал 2019-го. В соответствии с указанным формированием выборки объясняющие переменные брались с годовым лагом.

Стоит отметить, что крупнейшие банки — Сбербанк, ВТБ, ВТБ24, Россельхозбанк, Газпромбанк, Банк Москвы, Связь-банк, Почта Банк, Всероссийский банк развития регионов и Ак Барс Банк — были исключены из выборки, поскольку они в существенной степени аффилированы с государством и имеют вероятность дефолта, сопоставимую со страновым дефолтом.

Данные очищены от ошибок наблюдения и пропущенных значений. Итоговая выборка состоит из 3386 наблюдений по 844 банкам, причем 368 наблюдений относятся к дефолтам.

Построение моделей проведено с использованием логистической регрессии. Такой подход широко используется в литературе, так как позволяет описывать вероятность наступления бинарного исхода, что крайне удобно для рассмотрения банковского дефолта. Базовая модель имеет вид:

$$P(\text{default}_i = 1) = \Lambda(x'_i\beta), \quad (2)$$

где x'_i — вектор параметров $\{\log(\text{assets}), \log(\text{assets})^2, \text{sk_a}, \text{hh_dep_liab}, \text{gov_sec_a}, \text{nongov_sec_a}, \text{cor_acc_a}, \text{cor_acc_a}^2, \text{nbs_credit_a}, \text{credit_to_hh_a}, \text{mbk_a}, \text{res_nbs_credit}, \text{marketdebt_liab}, \text{foreign_assets_a}, \text{foreignliab_liab}\}$, β — вектор коэффициентов.

Логистическая функция распределения имеет вид:

$$\Lambda(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)}. \quad (3)$$

3. Результаты

В этом разделе приведены полученные результаты оценки моделей. В табл. 3 представлены модели, оцененные на всей выборке. Первая модель включает все переменные, вторая была получена из первой путем итеративной процедуры выбрасывания незначимых переменных. Третья модель также состоит лишь из значимых переменных, но в нее включены показатели, характеризующие темпы создания ликвидности банками.

По результатам оценки моделей отвергается гипотеза о статистической незначимости размера банка. Связь между размером банка и вероятностью дефолта имеет нелинейный характер. Полученный результат показывает, что большую вероятность дефолта имеют мелкие и крупные банки (здесь следует помнить, что самые надежные банки исключены из выборки). Аналогичный результат был получен в работе [Карминский, Костров, 2013], а в работе [Фомин, 2019] размер банка оказался статистически незначим.

Увеличивают вероятность дефолта следующие показатели: доля депозитов домохозяйств в обязательствах банка, отношение резервов на возможные потери к общему объему кредитов НБС и доля кредитов НБС в активах. Большое число депозитов домохозяйств увеличивает вероятность плохих последствий в случае набега на банк, поскольку в первую очередь банку придется расплачиваться именно по этим обязательствам.

Банк создает резервы на возможные потери, в случае если предчувствует риск несостоятельности должников, пытаясь тем самым избежать последствий от реализующихся в будущем рисков. В пользу этой гипотезы свидетельствует положительный значимый коэффициент при соответствующей переменной. Этот результат согласуется с рядом работ [Живайкина, Пересецкий, 2017; Зубарев, 2012; Peresetsky et al., 2011]. Доля кредитов НБС в активах увеличивает вероятность дефолта, поскольку кредиты — это неликвидные активы банка.

Аналогичные результаты были получены в работах [Синельникова-Мурылева и др., 2018; Фомин, 2019]. Как уже отмечалось, кредиты по сравнению с депозитами выдаются на более долгий срок, поэтому большой объем длинных кредитов может вызвать проблему разрыва между временной структурой активов и пассивов, а также нехватку ликвидности. В связи с этим банки должны грамотно оценивать кредитные риски и риски ликвидности.

Вероятность дефолта снижается при более высоком отношении собственного капитала к активам, а также при увеличении в составе активов доли государственных ценных бумаг, кредитов домохозяйствам и иностранных активов. Собственный капитал характеризует финансовую устойчивость банка и позволяет компенсировать убытки в случае их возникновения. В отличие от остальных переменных результат, касающийся собственного капитала, был получен во многих работах: [Синельникова-Мурылева и др., 2018; Фомин, 2019; Hwang et al., 1997; Martin, 1977; Peresetsky et al., 2011]. Наличие государственных ценных бумаг положительно сказывается на устойчивости банка: в случае возникновения проблем банк может взять ломбардный кредит у ЦБ под залог этих ценных бумаг. Также не все банки стремятся активно кре-

дитовать население, обычно этим занимаются достаточно крупные и состоятельные банки с развитой сетью филиалов. Наличие иностранных активов позволяет банку хеджировать валютные риски.

Стоит отметить, что в работах [Дробышевский, 2000; Живайкина, Пересецкий, 2017] доля государственных ценных бумаг в активах оказалась незначимой, а в [Зубарев, 2012] — значимой только для крупных банков. В работе [Peresetsky et al., 2011] для кластера мелких банков был получен противоположный результат — больший объем государственных ценных бумаг увеличивает вероятность дефолта, что автором объяснялось большим количеством «карманных» банков в рассматриваемом кластере.

Есть явные свидетельства в пользу предположения о нелинейной взаимосвязи между вероятностью дефолта и долей остатков на корреспондентских счетах в активах банка: низкие и высокие уровни ликвидности снижают устойчивость банка. Низкая ликвидность повышает риски во время набега вкладчиков, в то время как высокая ликвидность может свидетельствовать о неэффективном менеджменте. Результаты работ [Дробышевский, 2000; Карминский, Костров, 2013] показали, что доля остатков на корреспондентских счетах в активах банка отрицательно коррелирует с вероятностью дефолта. Однако в настоящей работе мы смогли обнаружить нелинейный характер подобной зависимости.

Согласно результатам, полученным в модели 3 (в нее включались показатели уровня создания ликвидности банком по сравнению со всей банковской системой), банки со слишком высокими уровнями создания ликвидности имеют большую вероятность дефолта по сравнению с банками с более умеренными значениями этого показателя. Коэффициенты при переменных, характеризующих низкие уровни создания ликвидности, оказались незначимыми. Возможно, последний результат связан с тем, что такие банки меньше вовлечены в классическую банковскую деятельность и не подвержены соответствующим рискам. Стоит отметить, что в работе [Fungacova et al., 2015] получен результат, согласно которому показатели и высоких, и низких уровней создания ликвидности значимо коррелируют с вероятностью банковского дефолта.

Чтобы проверить прогностическую силу построенных моделей вне выборки, основная выборка была разбита на тренировочную (90%) и тестовую (10%), в которую точки попадали независимо от времени. Затем вычислялись значения AUC для in-sample и out-of-sample прогнозов. Процедура деления выборок проводилась сто раз, усредненные значения критериев приведены в табл. 4. В целом результаты AUC для тестовой и тренировочной выборок близки.

Т а б л и ц а 3

Результат оценивания моделей по всей выборке, III квартал 2013 — I квартал 2019 годов

	Модель 1	Модель 2	Модель 3
<i>log (assets)</i>	−0,920*** (0,351)	−0,894*** (0,346)	−0,883** (0,347)
<i>log (assets)</i> ²	0,044** (0,018)	0,043** (0,018)	0,042** (0,018)
<i>sk_a</i>	−1,502*** (0,565)	−1,547*** (0,563)	−1,619** (0,665)
<i>hh_dep_liab</i>	1,377*** (0,303)	1,462*** (0,267)	1,628*** (0,290)
<i>gov_sec_a</i>	−6,501*** (2,069)	−6,088*** (2,035)	−5,641*** (2,048)
<i>nongov_sec_a</i>	0,404 (0,568)		
<i>cor_acc_a</i>	−3,321** (1,514)	−3,221** (1,483)	−2,767* (1,560)
<i>cor_acc_a</i> ²	5,906** (2,667)	5,644** (2,666)	4,682* (2,753)
<i>nbs_credit_a</i>	0,855*** (0,308)	0,840*** (0,284)	0,856*** (0,285)
<i>credit_to_hh_a</i>	−1,902*** (0,424)	−1,926*** (0,418)	−1,864*** (0,474)
<i>res_nbs_credit</i>	0,416** (0,190)	0,396** (0,188)	0,393** (0,188)
<i>mbk_a</i>	−0,754 (0,632)		
<i>marketdebt_liab</i>	0,994 (1,002)		
<i>foreignliab_liab</i>	−0,838 (0,617)		
<i>foreign_assets_a</i>	−2,067** (1,028)	−2,396** (0,973)	−2,403** (0,968)
LC_100_90			0,404* (0,214)
LC_90_80			0,314* (0,190)
LC_20_10			0,280 (0,227)
LC_10_0			0,302 (0,289)
Constant	2,407 (1,736)	2,216 (1,720)	1,989 (1,733)
Наблюдения	3386	3386	3386
LL	−1097,563	−1100,661	−1096,959
AIC	2227,126	2225,323	2225,917
R ² McFadden	0,057	0,054	0,058
Hosmer-Lemeshow (prob.)	0,539	0,556	0,539
AUC	0,678	0,673	0,678

Примечание. * — $p < 0,1$, ** — $p < 0,05$, *** — $p < 0,01$. В скобках указаны стандартные ошибки.

Можно сделать вывод, что модель 3, учитывающая темпы создания ликвидности, имеет лучшее качество вневыборочных (out-of-sample) прогнозов.

Т а б л и ц а 4

**Средние результаты значения AUC по ста выборкам,
разделенным случайным образом на тренировочную и тестовую**

	Модель 1	Модель 2	Модель 3
AUC (in-sample)	0,682	0,676	0,675
AUC (out-of-sample)	0,652	0,652	0,668

Еще одно предположение заключалось в том, что на разных временных промежутках (в кризисный период и после него) с вероятностью дефолта банков могли коррелировать разные факторы. Наша выборка включает период кризиса 2014–2015 годов. В этом периоде наблюдались значительные негативные шоки нефтяных цен, оказавшие существенное влияние на российскую экономику, в том числе через каналы валютных рисков и снижения инвестиционной привлекательности. В связи с этим разбиение выборки на кризисный и посткризисный периоды кажется экономически целесообразным. С учетом того, что мы берем балансовые переменные с годичным лагом относительно фактического дефолта, было принято решение о следующей датировке периодов: с III квартала 2013 года по IV квартал 2016-го и с I квартала 2017 года по I квартал 2019-го. Сравнение результатов именно на этих двух периодах пока не проводилось в рассмотренных выше работах.

Результаты оценки моделей представлены в табл. 5. Первые три модели построены по выборке с III квартала 2013 года по IV квартал 2016-го, что предполагает возникновение проблем у банка именно в острый кризисный период. В первую модель включены все используемые показатели из модели для всей выборке. Вторая модель включает только значимые показатели для рассматриваемого периода. Третья модель также состоит только из значимых переменных, но в нее включены показатели, характеризующие темпы создания ликвидности банками. Модели четвертая и пятая аналогичны первым двум, только построены по выборке с I квартала 2017 года по I квартал 2019-го. Для этой выборки дамми-переменные уровня создания ликвидности оказались незначимыми, поэтому последняя модель для посткризисного периода не включена в таблицу.

По полученным результатам можно сделать вывод о коррелированности различных факторов с вероятностью дефолта до и после кризиса. Так, в кризисный период увеличивали вероятность дефолта доля депозитов домохозяйств в активах и доля кредитов НБС в активах, а снижали — доля собственного капитала в акти-

вах, доля кредитов домохозяйствам в активах и доля иностранных активов во всех активах. Не случайно последний показатель оказался значимым в период валютного кризиса 2014–2015 годов, когда наблюдалось сильное ослабление рубля, означавшее повышение валютных рисков. Наличие иностранных активов помогало банкам снизить негативные последствия валютных шоков.

Первым отличием двух периодов является потеря значимости переменной создания ликвидности после кризиса 2014–2015 годов, что явным образом расходится с результатами, полученными в работе [Fungasova et al., 2015]. Это можно объяснить тем, что именно в кризис брать на себя излишние риски было опасно, и большой ряд реализовавшихся рисков (в том числе валютных) снижал устойчивость банков.

В посткризисный период банки подвергались меньшему давлению, поэтому в этом периоде у них было больше шансов справиться с проблемами, которые могли быть вызваны излишним созданием ликвидности (излишне рискованным кредитным портфелем).

Также в модель в посткризисном периоде вошли несколько переменных, которые не были значимы в более раннем периоде: доля государственных ценных бумаг в активах, отношение остатков на корреспондентских счетах к активам, доля выданных межбанковских кредитов в активах и доля иностранных обязательств в обязательствах банков. Логика здесь не отличается от описанной ранее. Так, наличие у банка государственных ценных бумаг в активах позволяет ему в случае проблем брать ломбардные кредиты у ЦБ под залог этих ценных бумаг. Остатки на корреспондентских счетах в других банках — это ликвидная часть активов. Выдают межбанковские кредиты и имеют иностранные обязательства в своих балансах в основном более крупные, состоятельные банки.

Стоит отметить, что доля выданных межбанковских кредитов не была значима при рассмотрении всей выборки. Также в работе [Зубарев, 2012] эта переменная оказалась незначимой, а в остальных рассмотренных эмпирических работах не включалась в модели.

Отличие моделей в двух рассмотренных периодах может объясняться следующей логикой. Во-первых, резко ужесточив контроль над банковским сектором с середины 2013 года, Банк России часто отзывал лицензии в связи с обвинениями в отмывании денег, что могло не отражаться на формальной эффективности банка. Во-вторых, в кризисный период реализовались существенные валютные риски, что моментально отразилось на жизнеспособности многих банков. При этом даже при достаточно эффективном менеджменте многие банки не смогли справиться с увеличившейся рублевой стоимостью валютных обязательств. В посткризисный

период Банк России больше внимания уделял именно качеству менеджмента банков, и именно остатки на корреспондентских счетах могли являться индикаторами положения банка.

Стоит отметить, что отношение резервов на возможные потери к размеру кредита НБС оказалось значимым на обоих временных интервалах. Это свидетельствует об устойчивости результата, который был получен ранее при рассмотрении периода целиком. Резервы на возможные потери являются индикатором будущих проблем у банка, так как часто они аккумулируются в случае ожидания реализации некоторых рисков.

Помимо рассмотренных моделей, была построена отдельная модель для ста пятидесяти крупнейших банков в терминах величины активов, как в работе [Зубарев, 2012]. Они заслуживают особого внимания, потому что именно жизнеспособность крупных банков является определяющей для состояния всего банковского сектора. Для крупных банков нет смысла учитывать размер, поэтому переменная логарифма активов не включалась.

В табл. 6 представлены результаты оценивания вероятности дефолта ста пятидесяти крупнейших банков за период с III квартала 2013 года по I квартал 2019-го. Первая модель построена с включением всех рассматриваемых переменных, во второй оставлены лишь переменные, значимые в модели, построенной по всем банкам. В третью модель включены только значимые переменные для выборки из ста пятидесяти банков. Уровень создания ликвидности оказался незначимым, поэтому оценки модели с включением этого показателя не приведены. Объясняться это может тем, что относительно крупные банки даже при создании излишней ликвидности (излишних рисках) имеют более качественный менеджмент и ресурсы для решения проблем в случае реализовавшихся рисков.

Отличием моделей для этой выборки является то, что статистически незначимыми оказались следующие показатели: остатки на корреспондентских счетах в других банках, государственные ценные бумаги, переменные, связанные с иностранными активами и пассивами. Вероятно, высокие значения этих переменных зачастую отличают крупные банки от мелких, которые и имели большую вероятность дефолта.

Тем не менее высокие значения резервов на возможные потери являются индикатором вероятного банкротства для этой группы банков. Стоит отметить, что модели для крупных банков лучше классифицируют кредитные организации на здоровые и проблемные. Об этом свидетельствуют более высокие значения AUC по сравнению со значениями этого показателя для моделей, построенных по выборке всех банков. Это может объясняться большей

Т а б л и ц а 5

Результат оценивания моделей на двух периодах

	Модель 1	Модель 2	Модель 3	Модель 4	Модель 5
<i>log (assets)</i>	–0,776* (0,438)	–0,779* (0,431)	–0,765* (0,434)	–1,251** (0,633)	–1,018* (0,609)
<i>log (assets)</i> ²	0,037 (0,022)	0,038* (0,022)	0,036 (0,022)	0,062** (0,031)	0,048 (0,030)
<i>sk_a</i>	–1,672** (0,725)	–1,641** (0,724)	–1,758** (0,793)	–1,264 (0,961)	–1,709* (0,906)
<i>hh_dep_liab</i>	1,780*** (0,367)	1,748*** (0,323)	1,987*** (0,341)	0,803 (0,554)	
<i>gov_sec_a</i>	–3,243 (2,226)			–14,962*** (5,076)	–14,443*** (4,943)
<i>nongov_sec_a</i>	0,484 (0,673)			0,794 (1,145)	
<i>cor_acc_a</i>	–2,479 (1,753)			–5,523 (3,540)	–4,124** (1,742)
<i>cor_acc_a</i> ²	5,266* (2,973)			6,985 (8,156)	
<i>nbs_credit_a</i>	0,832** (0,344)	0,839*** (0,302)	0,877*** (0,310)	1,116 (0,730)	1,298* (0,670)
<i>credit_to_hh_a</i>	–2,149*** (0,515)	–2,159*** (0,511)	–2,075*** (0,541)	–1,693** (0,788)	–1,393* (0,749)
<i>res_nbs_credit</i>	0,419 (0,256)	0,416* (0,251)	0,425* (0,254)	0,530* (0,307)	0,576* (0,299)
<i>mbk_a</i>	–0,004 (0,760)			–1,704 (1,187)	–2,012* (1,166)
<i>marketdebt_liab</i>	0,789 (1,174)			1,893 (1,928)	
<i>foreignliab_liab</i>	–0,314 (0,717)			–2,123 (1,338)	–2,977** (1,286)
<i>foreign_assets_a</i>	–2,010* (1,204)	–2,431** (1,131)	–2,252** (1,125)	–2,761 (2,265)	
LC_100_90			0,619*** (0,236)		
LC_90_80			0,359 (0,222)		
LC_20_10			0,296 (0,247)		
LC_10_0			0,410 (0,296)		
Constant	1,485 (2,160)	1,288 (2,102)	1,052 (2,117)	4,207 (3,131)	
Наблюдения	2367	2367	2367	1019	1019
LL	–783,399	–786,577	–781,614	–305,063	–307,399
AIC	1598,798	1591,154	1589,228	642,126	636,797
R ² McFadden	0,054	0,050	0,056	0,092	0,085
Hosmer-Lemeshow (prob.)	0,571	0,979	0,134	0,693	0,766
AUC	0,670	0,663	0,673	0,716	0,704

Примечание. * — $p < 0,1$, ** — $p < 0,05$, *** — $p < 0,01$. В скобках указаны стандартные ошибки.

однородностью выборки крупных банков, в том числе с точки зрения их контроля со стороны Банка России.

Т а б л и ц а 6

Результат оценивания моделей для крупнейших банков

	Модель 1	Модель 2	Модель 3
<i>sk_a</i>	-16,988*** (5,261)	-16,689*** (5,164)	-16,192*** (4,954)
<i>hh_dep_liab</i>	2,128** (1,039)	2,508*** (0,890)	2,440*** (0,853)
<i>gov_sec_a</i>	0,998 (4,586)	1,259 (4,519)	
<i>nongov_sec_a</i>	-1,482 (2,116)		
<i>cor_acc_a</i>	-10,241 (6,629)	-9,023 (6,262)	
<i>cor_acc_a</i> ²	20,122 (13,116)	19,233 (12,870)	
<i>nbs_credit_a</i>	2,446* (1,379)	2,481** (1,079)	2,384** (0,962)
<i>credit_to_hh_a</i>	-3,494*** (1,166)	-3,605*** (1,153)	-3,459*** (1,124)
<i>res_nbs_credit</i>	2,516* (1,438)	2,309* (1,384)	2,484* (1,323)
<i>mbk_a</i>	0,133 (2,076)		
<i>marketdebt_liab</i>	-0,390 (3,577)		
<i>foreignliab_liab</i>	-1,976 (2,001)		
<i>foreign_assets_a</i>	1,698 (1,956)	0,700 (1,777)	
Constant	-2,135 (1,442)	-2,629*** (0,948)	-2,981*** (0,753)
Наблюдения	759	759	759
LL	-145,139	-145,882	-147,054
AIC	318,278	311,763	306,109
R ² McFadden	0,136	0,132	0,125
Hosmer-Lemeshow (prob.)	0,461	0,172	0,011
AUC	0,789	0,784	0,783

Примечание. * — $p < 0,1$, ** — $p < 0,05$, *** — $p < 0,01$. В скобках указаны стандартные ошибки.

Весь приведенный ранее анализ состоятельности банков с построением логистических регрессий был выполнен на выборке, которая формировалась с учетом факта несбалансированности классов зависимой переменной: среди 12857 наблюдений, очищенных от ошибок, всего 368 случаев дефолта, что меньше некоторого условного общепринятого порога в 5%. Таким образом, была предпринята попытка избежать проблем, которые порождаются

несбалансированностью классов. Однако может быть полезным также получить оценки, используя логистические панельные регрессии со случайными эффектами. Это также можно рассматривать как проверку устойчивости полученных ранее результатов. Значения 1 также присваиваются банкам за год до фактического дефолта, однако теперь никакие предшествующие наблюдения не исключаются из выборки. В табл. 7 приведены полученные ре-

Т а б л и ц а 7

**Результат оценивания банковских дефолтов на панельных данных по всей выборке,
III квартал 2013 – I квартал 2019 годов**

	Модель 1	Модель 2	Модель 3	Модель 4
<i>log (assets)</i>	-0,755** (0,331)	-0,969** (0,395)	-0,783** (0,333)	-0,937** (0,377)
<i>log (assets)</i> ²	0,038** (0,017)	0,047** (0,020)	0,038** (0,017)	0,045** (0,019)
<i>sk_a</i>	-1,079** (0,529)	-1,394** (0,611)	-1,023* (0,609)	-1,305* (0,670)
<i>hh_dep_liab</i>	1,383*** (0,262)	1,551*** (0,356)	1,675*** (0,289)	1,758*** (0,359)
<i>gov_sec_a</i>	-6,341*** (2,015)	-6,208*** (2,101)	-5,577*** (2,019)	-5,427*** (2,064)
<i>cor_acc_a</i>	-3,518*** (1,373)	-4,141*** (1,474)	-2,743* (1,460)	-3,274** (1,538)
<i>cor_acc_a</i> ²	5,665** (2,369)	6,440*** (2,504)	4,512* (2,476)	5,047** (2,567)
<i>nbs_credit_a</i>	-0,078 (0,349)	-0,047 (0,406)	-0,050 (0,348)	-0,048 (0,393)
<i>credit_to_hh_a</i>	-1,730*** (0,410)	-1,961*** (0,485)	-1,546*** (0,466)	-1,733*** (0,524)
<i>res_nbs_credit</i>	-0,000 (0,002)	-0,000 (0,002)	-0,000 (0,002)	-0,000 (0,002)
<i>mbk_a</i>	-1,023* (0,611)	-0,918 (0,640)	-0,791 (0,647)	-0,736 (0,664)
<i>foreign_assets_a</i>	-2,467*** (0,960)	-2,684** (1,050)	-2,346** (0,949)	-2,464** (1,012)
LC_100_90			0,554*** (0,194)	0,555*** (0,203)
LC_90_80			0,331* (0,179)	0,325* (0,185)
LC_20_10			0,197 (0,226)	0,219 (0,232)
LC_10_0			0,320 (0,287)	0,358 (0,298)
Constant	0,528 (1,659)	0,510 (1,902)	0,290 (1,671)	0,099 (1,835)
Наблюдения	12857	12857	12857	12857
LL	-1591,724	-1552,724	-1585,883	-1547,160
AUC	0,661	0,706	0,668	0,711

Примечание. * — $p < 0,1$, ** — $p < 0,05$, *** — $p < 0,01$. В скобках указаны стандартные ошибки.

зультаты: модель 1 включает переменные, которые оказались значимыми для панельных регрессий, а также переменные, которые были значимы ранее. Модель 2 также включает временные эффекты, модель 3 — показатели уровней создания ликвидности, а модель 4 — одновременно временные эффекты и показатели уровней создания ликвидности.

Исходя из полученных оценок мы можем сделать следующие выводы. Во-первых, почти все результаты остаются стабильными, за исключением потери значимости доли кредитов НБС в активах и резервов на возможные потери. Этот факт может быть объяснен тем, что классы в выборке, учитывающей панельную структуру данных, сильно не сбалансированы (число дефолтов индивидуальных банков в выборке составляет менее 3%). Во-вторых, прогнозная сила, измеренная при помощи AUC, стала незначительно выше лишь в моделях с временными эффектами. При этом важно отметить, что включение временных эффектов не отразилось на значимости переменных в рамках панельных регрессий. Это также говорит о валидности полученных результатов.

Заключение

В работе предпринята попытка выявить основные факторы банковских дефолтов в России с III квартала 2013 года по I квартал 2019-го. Для этого на основе данных банковских балансов были оценены бинарные логистические модели.

Увеличивают вероятность дефолта следующие показатели: доля депозитов домохозяйствам в обязательствах банка, отношение резервов на возможные потери к общему объему кредитов НБС и доля кредитов НБС в активах. Уменьшают вероятность дефолта показатели отношения собственного капитала к активам, доля государственных ценных бумаг в активах, доля кредитов домохозяйствам в активах, а также доля иностранных активов в суммарных активах. Также было обнаружено, что излишний уровень создания ликвидности банком увеличивает вероятность его дефолта.

Помимо этого, было выявлено различие в наборе факторов, коррелирующих с вероятностью дефолта до кризиса 2014–2015 годов, во время него и после. Так, в период с III квартала 2013 года по IV квартал 2016-го с вероятностью дефолта коррелировали факторы, характеризующие ведение классической банковской деятельности, а также доля иностранных активов в активах банках. После кризиса в период с I квартала 2017 года по I квартал 2019-го

значимыми являлись остатки на корреспондентских счетах в других банках, государственные ценные бумаги, выданные межбанковские кредиты и доля иностранных обязательств в суммарных обязательствах банков. Это может свидетельствовать, что в последнем рассмотренном периоде можно было предсказать дефолт, руководствуясь большим набором экономических показателей эффективности (качества менеджмента) банка.

Важно также отметить, что в посткризисном периоде излишнее создание ликвидности не коррелировало с вероятностью дефолта банка. Это говорит о меньшем количестве реализовавшихся рисков при несколько более благоприятной макроэкономической обстановке. Аналогичный результат был получен и на выборке из ста пятидесяти крупнейших банков.

Полученные результаты позволяют нам сформулировать некоторые рекомендации, полезные как для Банка России (в отношении политики надзора и регулирования банковской системы), так и для контрагентов банков. Так, следует уделять внимание темпам создания ликвидности банками, так как высокие уровни создания ликвидности могут сигнализировать об излишней подверженности рискам. Это может быть особенно важным для некрупных банков. Также следует учитывать размер ликвидных средств на остатках на корреспондентских счетах. Важны и резервы на возможные потери, причем значительное их аккумулирование может свидетельствовать об ожидаемых убытках.

Приложение 1

Описательные статистики используемых переменных

Обозначение	Среднее	Стандартное отклонение	Минимум	Максимум	Среднее значение (default = 1)	Среднее значение (default = 0)
<i>log(assets)</i>	8,920	1,832	5,184	15,109	8,590	8,934
<i>log(assets)²</i>	82,928	35,344	26,873	228,277	76,399	83,197
<i>sk_a</i>	0,226	0,165	0,017	0,999	0,200	0,227
<i>hh_dep_liab</i>	0,355	0,257	0,000	0,957	0,471	0,350
<i>gov_sec_a</i>	0,024	0,048	0,000	0,508	0,012	0,024
<i>nongov_sec_a</i>	0,083	0,125	0,000	0,940	0,076	0,083
<i>cor_acc_a</i>	0,113	0,109	0,000	0,830	0,098	0,114
<i>nbs_credit_a</i>	0,450	0,226	0,000	0,987	0,505	0,447
<i>credit_to_hh_a</i>	0,154	0,179	0,000	0,997	0,136	0,155
<i>mbk_a</i>	0,091	0,130	0,000	0,965	0,059	0,093
<i>res_nbs_credit</i>	0,182	0,285	0,000	5,625	0,168	0,182
<i>marketdebt_liab</i>	0,030	0,070	0,000	0,912	0,027	0,030
<i>foreign_assets_a</i>	0,064	0,106	0,000	0,952	0,033	0,066
<i>foreignliab_liab</i>	0,082	0,173	0,000	0,991	0,038	0,084

Литература

1. Дробышевский С. М. Анализ макроэкономических и институциональных проблем финансового кризиса в России, разработка программы мер, направленных на его преодоление и осуществление финансовой стабилизации // Взаимодействие финансовых показателей и некоторых характеристик реального сектора. М.: ИЭП им. Е. Т. Гайдара, 2000. С. 49–78.
2. Дробышевский С., Зубарев А. Факторы устойчивости российских банков в 2007–2009 годах. М.: ИЭП им. Е. Т. Гайдара, 2011.
3. Живайкина А. Д., Пересецкий А. А. Кредитные рейтинги российских банков и отзывы банковских лицензий 2012–2016 гг. // Журнал Новой экономической ассоциации. 2017. Т. 36. № 4. С. 49–80.
4. Зубарев А. В. Трансформация теоретических моделей банковских дефолтов в ходе мирового финансового кризиса // Российский внешнеэкономический вестник. 2013. № 10. С. 89–98.
5. Зубарев А. В. Факторы устойчивости российских банков во время кризиса 2008–2009 годов // Экономическая политика. 2012. Т. 7. № 4. С. 126–142.
6. Карминский А. М., Костров А. В. Моделирование вероятности дефолта российских банков: расширенные возможности // Журнал Новой экономической ассоциации. 2013. Т. 17. № 1. С. 64–86.
7. Мамонов М. Е. Скрытые «дыры» в капитале банков и предложение кредитов реальному сектору экономики // Вопросы экономики. 2018. № 5. С. 49–68.
8. Мамонов М. Е. Сокращение капитала российских банков: изменение склонности к риску и роль процентной политики Банка России // Вопросы экономики. 2019. № 6. С. 30–55.
9. Пересецкий А. А. Методы оценки вероятности дефолта банков // Экономика и математические методы. 2007. Т. 43. № 3. С. 37–62.
10. Синельникова-Мурылева Е. В., Горшкова Т. Г., Макеева Н. В. Прогнозирование дефолтов в российском банковском секторе // Экономическая политика. 2018. Т. 13. № 2. С. 8–27.
11. Фокин Н., Полбин А. VAR-LASSO модель для прогнозирования ключевых макроэкономических показателей России // Деньги и кредит. 2019. Т. 78. № 2. С. 67–93.
12. Фомин Л. Служат ли высокая процентная ставка по кредитам и депозитам и снижение расходов на рекламу индикаторами банкротства банка? Данные по России // Деньги и кредит. 2019. Т. 78. № 2. С. 94–112.
13. Acharya V. V. A Theory of Systemic Risk and Design of Prudential Bank Regulation // Journal of Financial Stability. 2009. Vol. 5. No 3. P. 224–255.
14. Andersen H. Failure Prediction of Norwegian Banks: A Logit Approach. Norges Bank. Working Paper. No 2008/2. 2008.
15. Arena M. Bank Failures and Bank Fundamentals: A Comparative Analysis of Latin America and East Asia During the Nineties Using Bank-Level Data // Journal of Banking & Finance. 2008. Vol. 32. No 2. P. 299–310.
16. Berger A. N., Bouwman C. H. S. Bank Liquidity Creation // Review of Financial Studies. 2009. Vol. 22. No 9. P. 3779–3837.
17. Demirgüç-Kunt A., Detragiache E. The Determinants of Banking Crises in Developing and Developed Countries // IMF Staff Papers. 1998. Vol. 45. No 1. P. 81–109.
18. Diamond D. W., Dybvig P. H. Bank Runs, Deposit Insurance, and Liquidity // Journal of Political Economy. 1983. Vol. 91. No 3. P. 401–419.
19. Ennis H. M., Keister T. Bank Runs and Institutions: The Perils of Intervention // American Economic Review. 2009. Vol. 99. No 4. P. 1588–1607.
20. Fungacova Z., Turk R., Weill L. High Liquidity Creation and Bank Failures. IMF Working Paper. WP/15/03. 2015.

21. Gu C. Herding and Bank Runs // *Journal of Economic Theory*. 2011. Vol. 146. No 1. P. 163–188.
22. Hwang D. Y., Lee C. F., Liaw K. T. Forecasting Bank Failures and Deposit Insurance Premium // *International Review of Economics & Finance*. 1997. Vol. 6. No 3. P. 317–334.
23. Logan A. The United Kingdom's Small Banks' Crisis of the Early 1990s: What Were the Leading Indicators of Failure? Bank of England Working Paper. No 139. 2001.
24. Makinen M., Solanko L. Determinants of Bank Closures: Do Levels or Changes of CAMEL Variables Matter? // *Russian Journal of Money and Finance*. 2018. Vol. 77. No 2. P. 3–21.
25. Martin D. Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach // *Journal of Banking & Finance*. 1977. Vol. 1. No 3. P. 249–276.
26. Mishkin F. S. How Big a Problem Is Too Big to Fail? NBER Working Paper. No 11814. 2005.
27. O'Hara M., Shaw W. Deposit Insurance and Wealth Effects: The Value of Being "Too Big to Fail" // *Journal of Finance*. 1990. Vol. 45. No 5. P. 1587–1600.
28. Peck J., Shell K. Could Making Banks Hold Only Liquid Assets Induce Bank Runs? // *Journal of Monetary Economics*. 2010. Vol. 57. No 4. P. 420–427.
29. Peresetsky A. A., Karminsky A. A., Golovan S. V. Probability of Default Models of Russian Banks // *Economic Change and Restructuring*. 2011. Vol. 44. No 4. P. 297–334.
30. Polbin A., Skrobotov A., Zubarev A. How the Oil Price and Other Factors of Real Exchange Rate Dynamics Affect Real GDP in Russia // *Emerging Markets Finance and Trade*. 2019. <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/1540496X.2019.1573667?journalCode=mree20>.
31. Temzelides T. Evolution, Coordination, and Banking Panics // *Journal of Monetary Economics*. 1997. Vol. 40. No 1. P. 163–183.
32. Uhlig H. A Model of a Systemic Bank Run // *Journal of Monetary Economics*. 2010. Vol. 57. No 1. P. 78–96.

Ekonomicheskaya Politika, 2020, vol. 15, no. 3, pp. 106-133

Andrey V. ZUBAREV, Cand. Sci. (Econ.). Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (82, Vernadskogo pr., Moscow, 119571, Russian Federation).

E-mail: zubarev@ranepa.ru

Olga A. BEKIROVA. Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (82, Vernadskogo pr., Moscow, 119571, Russian Federation).

E-mail: bekirova-oa@ranepa.ru

Analysis of Bank Default Factors in 2013–2019

Abstract

This paper studies bank defaults in the Russian Federation in recent years. Firstly, the Central Bank of Russia tightened prudential regulation in 2013. Secondly, a decrease in oil prices and economic sanctions resulted in a crisis in 2014–2015 with a huge depreciation of the national currency, which influenced the Russian banking sector substantially. Almost half of banks in Russia have been closed in the last 6 years. Through binary logistic models of bank defaults based on data for Q3 2013 through Q1 2019, the paper reveals the key factors which had an influ-

ence on the sustainability of Russian banks. The main result is that involvement in classical banking exposes banks to default risks. Excessive reserves appeared to be an important indicator of default as well. A special measure of liquidity creation was constructed. We found that high levels of liquidity creation increased the probability of bank failure. It is also worth mentioning that excessive liquidity creation put higher risks on a given bank in the crisis period. We can conclude that regulatory authorities should pay attention to high liquidity creators, especially in the group of small and medium-sized banks. We also found some evidence of an improvement in prudential regulation by the Bank of Russia. Separate models were estimated for the sample of 150 larger banks, which is more homogeneous and is of primary interest for the regulator. A number of variables, including the level of liquidity creation, turned out to be insignificant; however, high reserve values for possible losses still increase the probability of default to a large extent. Logistic panel regressions were also considered as an alternative specification.

Keywords: bank default, logistic regression, Central Bank.

JEL: C35, C51, E58, G21, G28, G33.

References

1. Drobyshevsky S. M. Analiz makroekonomicheskikh i institutsional'nykh problem finansovogo krizisa v Rossii, razrabotka programmy mer, napravlennoy na ego preodolenie i osushchestvlenie finansovoy stabilizatsii [Analysis of Macroeconomic and Institutional Problems of the Financial Crisis in Russia, Development of a Program of Measures to Overcome It and Implement Financial Stabilization]. In: *Vzaimodeystvie finansovykh pokazateley i nekotorykh kharakteristik real'nogo sektora [The Interaction of Financial Indicators and Some Features of the Real Sector]*. Moscow, Gaidar Institute for Economic Policy, 2000, pp. 49-78.
2. Drobyshevsky S., Zubarev A. *Faktory ustoychivosti rossiyskikh bankov v 2007-2009 godakh [Sustainability of Russian Banks in 2007-2009]*. Moscow, Gaidar Institute for Economic Policy, 2011.
3. Zhivaikina A. D., Peresetsky A. A. Kreditnye reytingi rossiyskikh bankov i otzvyv bankovskikh litsenziy 2012-2016 gg. [Russian Bank Credit Ratings and Bank License Withdrawal 2012-2016]. *Zhurnal Novoy ekonomicheskoy assotsiatsii [Journal of the New Economic Association]*, 2017, vol. 36, no. 4, pp. 49-80.
4. Zubarev A. V. Transformatsiya teoreticheskikh modeley bankovskikh defoltov v khode mirovogo finansovogo krizisa [Transformation of Theoretical Models of Bank Default During the Global Financial Crisis]. *Rossiyskiy vneshneekonomicheskii vestnik [Russian Foreign Economic Journal]*, 2013, no. 10, pp. 89-98.
5. Zubarev A. V. Faktory ustoychivosti rossiyskikh bankov vo vremya krizisa 2008-2009 godov [The Factors of Stability of Russian Banks During the Crisis of 2008-2009]. *Ekonomicheskaya politika [Economic Policy]*, 2012, vol. 7, no. 4, pp. 126-142.
6. Karminsky A. M., Kostrov A. V. Modelirovanie veroyatnosti defolta rossiyskikh bankov: rasshirennye vozmozhnosti [Modeling the Default Probabilities of Russian Banks: Extended Abilities]. *Zhurnal Novoy ekonomicheskoy assotsiatsii [Journal of the New Economic Association]*, 2013, vol. 17, no. 1, pp. 64-86.
7. Mamonov M. E. Skrytye "dyry" v kapitale bankov i predlozhenie kreditov real'nomu sektoru ekonomiki [Hidden "Holes" in the Capital of Banks and the Supply of Credit to the Real Sector of Economy]. *Voprosy ekonomiki*, 2018, no. 5, pp. 49-68.
8. Mamonov M. E. Sokrashchenie kapitala rossiyskikh bankov: izmenenie sklonnosti k risku i rol' protsentnoy politiki Banka Rossii [Depleting Net Worth of Russian Banks: Changes in

- Banks' Risk-Taking and the Interest Rate Policy of the Bank of Russia]. *Voprosy ekonomiki*, 2019, no. 6, pp. 30–55.
9. Peresetsky A. A. Metody otsenki veroyatnosti defolta bankov [Methods for Assessing the Probability of Bank Default]. *Ekonomika i matematicheskie metody [Economics and Mathematical Methods]*, 2007, vol. 43, no. 3, pp. 37–62.
 10. Sinelnikova-Muryleva E. V., Gorshkova T. G., Makeeva N. V. Prognozirovanie defol'tov v rossiyskom bankovskom sektore [Default Forecasting in the Russian Banking Sector]. *Ekonomicheskaya politika [Economic Policy]*, 2018, vol. 13, no. 2, pp. 8–27.
 11. Fokin N., Polbin A. VAR-LASSO model' dlya prognozirovaniya klyuchevykh makroekonomicheskikh pokazateley Rossii [Forecasting Russia's Key Macroeconomic Indicators with the VAR-LASSO Model]. *Den'gi i kredit [Russian Journal of Money and Finance]*, 2019, vol. 78, no. 2, pp. 67–93.
 12. Fomin L. Sluzhat li vysokaya protsentnaya stavka po kreditam i depozitam i snizhenie rashodov na reklamu indikatorami bankrotstva banka? Dannye po Rossii [Do Higher Interest Rates on Loans and Deposits and Advertising Spending Cuts Forecast Bank Failures? Evidence from Russia]. *Den'gi i kredit [Russian Journal of Money and Finance]*, 2019, vol. 78, no. 2, pp. 94–112.
 13. Acharya V. V. A Theory of Systemic Risk and Design of Prudential Bank Regulation. *Journal of Financial Stability*, 2009, vol. 5, no. 3, pp. 224–255.
 14. Andersen H. Failure Prediction of Norwegian Banks: A Logit Approach. *Norges Bank Working Paper*, no. 2008/2, 2008.
 15. Arena M. Bank Failures and Bank Fundamentals: A Comparative Analysis of Latin America and East Asia During the Nineties Using Bank-Level Data. *Journal of Banking & Finance*, 2008, vol. 32, no. 2, pp. 299–310.
 16. Berger A. N., Udell C. H. S. Bank Liquidity Creation. *Review of Financial Studies*, 2009, vol. 22, no. 9, pp. 3779–3837.
 17. Demirgüç-Kunt A., Detragiache E. The Determinants of Banking Crises in Developing and Developed Countries. *IMF Staff Papers*, 1998, vol. 45, no. 1, pp. 81–109.
 18. Diamond D. W., Dybvig P. H. Bank Runs, Deposit Insurance, and Liquidity. *Journal of Political Economy*, 1983, vol. 91, no. 3, pp. 401–419.
 19. Ennis H. M., Keister T. Bank Runs and Institutions: The Perils of Intervention. *American Economic Review*, 2009, vol. 99, no. 4, pp. 1588–1607.
 20. Fungacova Z., Turk R., Weill L. *High Liquidity Creation and Bank Failures*. IMF Working Paper, WP/15/03, 2015.
 21. Gu C. Herding and Bank Runs. *Journal of Economic Theory*, 2011, vol. 146, no. 1, pp. 163–188.
 22. Hwang D. Y., Lee C. F., Liaw K. T. Forecasting Bank Failures and Deposit Insurance Premium. *International Review of Economics & Finance*, 1997, vol. 6, no. 3, pp. 317–334.
 23. Logan A. The United Kingdom's Small Banks' Crisis of the Early 1990s: What Were the Leading Indicators of Failure? *Bank of England Working Paper*, no. 139, 2001.
 24. Makinen M., Solanko L. Determinants of Bank Closures: Do Levels or Changes of CAMEL Variables Matter? *Russian Journal of Money and Finance*, 2018, vol. 77, no. 2, pp. 3–21.
 25. Martin D. Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach. *Journal of Banking & Finance*, 1977, vol. 1, no. 3, pp. 249–276.
 26. Mishkin F. S. How Big a Problem Is Too Big to Fail? *NBER Working Paper*, no. 11814, 2005.
 27. O'Hara M., Shaw W. Deposit Insurance and Wealth Effects: The Value of Being "Too Big to Fail". *Journal of Finance*, 1990, vol. 45, no. 5, pp. 1587–1600.
 28. Peck J., Shell K. Could Making Banks Hold Only Liquid Assets Induce Bank Runs? *Journal of Monetary Economics*, 2010, vol. 57, no. 4, pp. 420–427.
 29. Peresetsky A. A., Karminsky A. A., Golovan S. V. Probability of Default Models of Russian Banks. *Economic Change and Restructuring*, 2011, vol. 44, no. 4, pp. 297–334.

30. Polbin A., Skrobotov A., Zubarev A. How the Oil Price and Other Factors of Real Exchange Rate Dynamics Affect Real GDP in Russia. *Emerging Markets Finance and Trade*, 2019. <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/1540496X.2019.1573667?journalCode=mree20>.
31. Temzelides T. Evolution, Coordination, and Banking Panics. *Journal of Monetary Economics*, 1997, vol. 40, no. 1, pp. 163-183.
32. Uhlig H. A Model of a Systemic Bank Run. *Journal of Monetary Economics*, 2010, vol. 57, no. 1, pp. 78-96.