



Банк России



## КОРПОРАТИВНОЕ КРЕДИТОВАНИЕ В ПЕРИОД ПАНДЕМИИ: РОЛЬ КРЕДИТНЫХ ЛИНИЙ

Серия докладов об экономических  
исследованиях

№ 110 / декабрь 2022

А. Булова

И. Козловцева

А. Синяков

Анна Бурова, Банк России, Департамент исследований и прогнозирования  
E-mail: [burovaab@cbr.ru](mailto:burovaab@cbr.ru)

Ирина Козловцева, Банк России, Департамент исследований и прогнозирования  
E-mail: [kozlovtseva@cbr.ru](mailto:kozlovtseva@cbr.ru)

Андрей Синяков, Банк России, Департамент исследований и прогнозирования  
E-mail: [sinyakovaa@cbr.ru](mailto:sinyakovaa@cbr.ru)

Серия докладов Банка России проходит процедуру анонимного рецензирования со стороны членов Консультативного исследовательского совета Банка России и внешних рецензентов.

Все права защищены. Содержание настоящего доклада отражает личную позицию авторов и может не совпадать с официальной позицией Банка России. Любое воспроизведение представленных материалов допускается только с разрешения авторов.

Фото на обложке: Shutterstock/FOTODOM  
107016, г. Москва, ул. Неглинная, д. 12  
+7 495 771-91-00, +7 495 621-64-65 (факс)  
Официальный сайт Банка России: [www.cbr.ru](http://www.cbr.ru)

## Оглавление

|                           |    |
|---------------------------|----|
| Аннотация .....           | 4  |
| 1. Введение .....         | 5  |
| 2. Обзор литературы ..... | 8  |
| 3. Данные .....           | 10 |
| 4. Методология .....      | 14 |
| 5. Результаты .....       | 18 |
| 6. Заключение .....       | 23 |
| Приложение .....          | 27 |
| Список литературы .....   | 42 |

## Аннотация

Изучение динамики корпоративного кредитования в период пандемии COVID-19 играет важную роль в понимании рисков для финансовой стабильности в условиях специфических и негативных шоков для экономики. В этой работе мы анализируем изменение качественного состава новых кредитов, выданных банками в период острой стадии пандемии (март – август 2020 г.). Мы рассматриваем случай, когда оцененная нами кредитоспособность корпоративных заемщиков фиксируется на допандемийных уровнях, чтобы избежать проблемы эндогенности вероятности дефолта.

Во-первых, мы обнаруживаем, что в период пандемии увеличилась доля кредитов, предоставленных компаниям с более высоким уровнем вероятности дефолта *ex ante* относительно допандемийного периода, то есть выросла доля кредитов компаниям, имевшим сравнительно более высокую вероятность дефолта еще до пандемии. Это наблюдение указывает на рост уязвимости балансов банков к кредитному риску, напрямую не связанный с эффектами пандемии, но связанный с изменением поведения заемщиков и (или) стимулов кредиторов.

Во-вторых, мы анализируем использование корпоративными заемщиками кредитных линий, открытых до пандемии. Мы обнаруживаем, что использование кредитных линий во время пандемии усилилось вне зависимости от оценок вероятности дефолта компаний *ex ante*. Это означает, что кредитные линии играют роль автоматического стабилизатора в период высокого спроса на ликвидность. При этом банки с более высокой долей просроченных кредитов в портфеле до пандемии выдают во время пандемии более высокую долю кредитов в виде траншей по одобренным ранее кредитным линиям. Это означает, что интенсивное использование кредитных линий может накладывать дополнительный стресс на финансово уязвимые банки, что может стать фактором ограничения предложения кредитов в экономике и роста финансовой нестабильности.

# 1. Введение

Пандемия COVID-19 оказала негативное воздействие на многие отрасли мировой экономики, и Россия не стала исключением (см., например, доклад World Bank (2020)). Многие отрасли понесли значительные потери выпуска из-за резкого снижения совокупного спроса и ограничений мобильности<sup>1</sup>. Правительства разных стран, пострадавших от кризиса, в 2020–2021 гг. принимали различные меры поддержки производителей, в том числе программы льготного кредитования и регуляторные послабления для банковского сектора с целью стимулировать кредитование. Обзор таких мер и их обсуждение представлены, например, в Baudino (2020) или Casanova и др. (2021). Это ставит следующие важные вопросы в отношении экономической и финансовой стабильности. Как выдачи корпоративных кредитов изменились в период пандемии? Какую роль в этом играли государственные программы поддержки кредитования? Какие уроки можно извлечь для понимания реакции кредитования в условиях негативных неординарных шоков? В настоящем исследовании мы фокусируемся на следующих характеристиках выдач корпоративных кредитов:

- Кредитное качество заемщиков в портфеле корпоративных кредитов банков во время пандемии.
- Использование кредитных линий, одобренных до пандемии и использованных во время пандемии.
- Характеристики банков (например, выдавали ли в период пандемии более устойчивые банки кредиты заемщикам с более высоким кредитным риском или же выдачи таких кредитов пришлось преимущественно на менее устойчивые банки).

Далее мы формулируем ряд гипотез и оцениваем несколько регрессий, чтобы изучить перечисленные характеристики.

Анализ, приведенный в этой работе, является скорее дескриптивным по своей природе и не ставит целью выявить причинно-следственные связи. Поскольку нам недоступны данные по заявкам на кредиты, мы не можем идентифицировать вклад факторов на стороне спроса (а следовательно, и предложения) в обнаруженные нами эмпирические закономерности (такую работу проделывают, например, в работах Jiménez и др. (2014) и Cuciniello и Di Iasio (2021)).

Прежде чем продолжать обсуждение интересующих нас вопросов, необходимо ввести несколько определений. Для целей данного исследования, мы определяем следующие категории:

- Кредит (заем) — общий термин, обозначающий долговое обязательство компании заданного размера (объем кредита) в отношении банка, который выдал кредит. В данном исследовании нас интересует деление кредитов на кредитные линии и отдельно выданные (срочные) кредиты.
- Срочный кредит (отдельно выданный кредит) — тип кредита, когда заемщик получает весь объем кредита одним траншем сразу после подписания контракта или несколькими траншами в течение промежутка времени, заданного контрактом.
- Кредитная линия — тип кредита, когда заемщик получает денежный транш при необходимости. При таком типе кредитования обычно устанавливается либо общий объем задолженности компании, либо объем средств, предоставляемых в рамках одного транша, либо оба этих ограничения.
- Кредитный транш — часть кредита, переводимая банком заемщику в рамках одной транзакции. Обычно равен 100% от общего объема кредитования, если речь идет об отдельно выданном кредите, и меньше 100% для кредитных линий.
- Кредитные линии, выданные *ex ante*, — кредитные линии, которые были одобрены банком до рассматриваемого периода. Это означает, что компании заранее известно о доступных кредитных возможностях, которые она может использовать при необходимости.

---

<sup>1</sup>В докладе World Bank (2020) можно ознакомиться со статистическими данными по различным отраслям

Первый вопрос, на котором мы концентрируемся, — качество выдаваемых кредитов, измеряемое рискованностью заемщиков. Представленные в литературе эмпирические данные указывают на то, пандемия вызвала рост кредитных рисков на балансах банков (см., например, *Minoiu и др. (2021)*). Литература рассматривает ухудшение кредитного качества как прямой результат пандемии. Например, представим фирму, которая была высоконадежным заемщиком до пандемии и которая испытала существенное снижение продаж вследствие пандемии. Тогда банк, предоставляющий кредит рассматриваемой компании, будет сталкиваться с большим кредитным риском, чем до кризиса.

В данной работе мы рассматриваем механизм накопления кредитных рисков на балансе банков в течение пандемии, который не так распространен в литературе. Он связан со структурными изменениями в спросе и предложении, которые ведут к росту доли кредитов, выданных рискованным заемщикам, чей риск оценивается вне зависимости от пандемии. Так, если во время пандемии, банк выдал кредит фирме, которая была высокорисковой даже до кризиса, а не низкорисковому заемщику, риски банка будут увеличиваться. В этом случае рискованность портфеля банка возрастет, несмотря на то что риск-профиль обоих типов заемщиков мог ухудшиться (до одинакового уровня дефолта) в результате пандемийных ограничений.

Для анализа того, как изменилось качество новых кредитов, нам нужно контролировать эндогенные последствия пандемии для кредитных рисков заемщиков. Поэтому мы изучаем изменение качества выдач в период пандемии, зафиксировав на допандемийных уровнях меру надежности заемщиков. Таким образом, мы не рассматриваем случай, когда банки наращивают или сокращают кредитование заемщиков, у которых в результате пандемии выросли или снизились кредитные риски. Мы анализируем, как банки во время пандемии относились к заемщикам, которые на момент ее начала считались рискованными. Например, в работе *Duignan, McGeevee и др. (2020)* использованы данные по кредитам, полученные от ирландских банков, и показано, что малые и средние предприятия запрашивали отсрочку платежей чаще, чем крупные корпоративные заемщики. Более того, наиболее часто платежные каникулы использовались фирмами, у которых до кризиса не было признаков уязвимости. Мы в большей степени фокусируемся на новых кредитах, выданных таким заемщикам, нежели на анализе кредитов, выданных до пандемии. Риск-профиль заемщиков банков важен, поскольку его учет позволяет оценить влияние на риски для банков (и бюджета) льготных программ с государственными гарантиями, что важно для оценки эффективности проводимой во время кризиса политики.

Мы обнаруживаем, что во время пандемии российские банки выдали больше займов фирмам с высокой *ex ante* вероятностью дефолта (ВД), то есть тем фирмам, у которых и до пандемии было неустойчивое финансовое положение. С учетом того, что за пандемийный год выдача кредитов увеличилась на 65%, в основном за счет субсидированных кредитов, государственные субсидии на кредитном рынке позволяют, как нам представляется, объяснить данный результат (*Bessonova и др. (2021)*)<sup>2</sup>. В той же степени, в которой дизайн программ поддержки компаний посредством кредитования, стимулировал банки менее ответственно подходить к оценке заемщиков, актуальна задача при дизайне программ создать стимулы для банков по выявлению эффективных компаний.

---

<sup>2</sup>Отчасти такой результат можно объяснить программами субсидий «ФОТ 0» или займами, полностью гарантируемыми государством («ФОТ 2.0» и некоторые другие, направленные на поддержание малого и среднего бизнеса), которые действовали в рассматриваемый нами период. Эти программы, особенно «ФОТ 2.0» могли снизить стимулы банков к отбору заемщиков. Условием получения финансирования по программе «ФОТ 2.0» является то, что если компания сохраняет занятость, то она не должна будет возвращать этот заем банку, так как это сделает за нее государство. Если фирма не сохраняет занятость, то она обязана вернуть кредит. Однако если этот заемщик допускает дефолт, то государство также компенсирует потери банкам. Таким образом, во время пандемии, программы помогали фирмам в плохом финансовом состоянии и с высоким кредитным риском (измеренным по состоянию до пандемии) получать финансирование. В итоге они могли ухудшать эффективность в распределении заемных средств через направление ликвидности слабым (или даже «зомби») компаниям (*Caballero и др. (2008)*). Следовательно, поддержка таких фирм могла замедлять процессы креативного разрушения, что могло негативно сказаться на росте производительности в экономике.

Текущая модель оценки вероятности дефолта не учитывает тот факт, что все отрасли связаны между собой через производственные цепочки. Следовательно, если один сектор подвергается действию отрицательного шока, то и некоторые другие компании из других отраслей также могут пострадать, хотя на них напрямую шок не распространяется. Однако это влияние может быть довольно большим и приводить к изменениям вероятности дефолта в компаниях, не подверженных шоку напрямую. Эта идея может быть очень важной для обеспечения финансовой стабильности в экономике страны и ее необходимо учитывать в последующих исследованиях.

Второй вопрос — это доля кредитных линий в корпоративных заимствованиях, если такие кредитные линии были одобрены до начала пандемии (кредитные линии *ex ante*). Мы фокусируемся на доле ранее одобренных объемов кредитов в общем объеме заимствований компаний во время пандемии. Например, в работе Карап и Minoiu (2021) используются данные в разрезе отдельных кредитов и банков. С их помощью авторы показывают, что банки с большей долей ранее одобренных кредитных линий сильнее ограничивают предложение срочных (отдельно выданных) кредитов. Также этот фактор негативно влияет на предложение новых кредитов банками в рамках программ льготных кредитов — в частности, в рамках Программы защиты заработных плат (Paycheck Protection Program, PPP) в США.

Мы обнаруживаем, что во время пандемии использование кредитных линий возросло по сравнению с предыдущим периодом. Это подтверждает роль кредитных линий как автоматического стабилизатора для заемщиков (но, вероятно, не для банков). Однако у компаний с высокой вероятностью дефолта этот прирост оказывается ниже, так как более рискованные заемщики в меньшей степени полагаются на кредитные линии по сравнению с менее рискованными (либо же банки стимулируют более надежных заемщиков пользоваться кредитными линиями). Также мы показываем, что рост кредитных линий наблюдается не у всех компаний, а лишь в группе компаний, из отраслей, которые в меньшей степени были подвержены негативному влиянию пандемии. Для подверженных же такому влиянию компаний использование ранее одобренных кредитных линий, напротив, снижается.

Наконец, мы анализируем, на какие группы банков пришлась большая доля кредитных линий, выданных *ex ante* и использованных во время пандемии: на сильные в финансовом отношении или слабые банки? Например, в работе Li и Strahan (2021) авторы на данных Программы защиты заработных плат изучили, какие банки выдали больше кредитов по программе. Они делают вывод, что большую долю этих кредитов предоставили небольшие банки с более длительным опытом предоставления кредитов на локальном рынке и более высокими показателями базовых сумм депозитов. В данной работе мы используем только одну характеристику банков до пандемии (а именно долю просроченных кредитов в балансе банков) в качестве общей меры качества работы банка и его склонности к риску (см. Jiménez и др. (2014)).

Мы полагаем, что банки с более высокой долей просроченных кредитов в портфеле до пандемии выдают в пандемию более высокую долю кредитов в виде траншей по одобренным ранее кредитным линиям. С одной стороны, это означает, что более интенсивное использование кредитных линий может накладывать ограничение на такие банки по сравнению с более «здоровыми». Таким образом, банки с более рискованным портфелем могут быть более ограниченными в своих возможностях выдавать новые кредиты, если они будут необходимы заемщикам (Карап и Minoiu (2021)). С другой стороны, более слабые банки могут столкнуться с невозможностью предоставить заемные средства и по кредитным линиям, которые были ими одобрены ранее. В обоих случаях регулятору важно обращать внимание на банки с высокой долей просроченных кредитов, поскольку для них возникает угроза в случае активного использования клиентами кредитных линий.

В работе мы применяем данные по кредитам из кредитного реестра (форма банковской отчетности 303) и финансовую отчетность компаний. Для оценки корпоративных кредитных рисков мы рассчитываем уровень ВД для каждой компании, используя стандартную простую модель, основанную на финансовых показателях, представленную в работе Vugova и др. (2021). На основе распределения оценок ВД по компаниям мы разделяем все компании на децили: в

первом дециле находятся компании с самым низким уровнем ВД, в последнем — с наиболее высоким. В рамках этой процедуры мы разделяем заемщиков на группы «хороших» и «плохих». Аналогичную процедуру мы проделываем в отношении банков: разделяем их на квартили по доле кредитов IV и V категорий в кредитном портфеле до пандемии.

Для сравнения с допандемийным периодом и определения чистого эффекта (без сезонности) мы используем данные за один и тот же период каждого года до пандемии. Так как пик пандемии и ограничений пришелся примерно на период с марта по август 2020 г., мы используем данные о кредитах по тем же месяцам (март – август) за 2017–2019 годы. Мы вводим дамми-переменные для самого года пандемии, а также для наиболее пострадавших отраслей согласно перечню Правительства (постановление Правительства Российской Федерации от 03.04.2020 №434).

Поскольку у нас нет гранулярных данных по заявкам на кредиты со стороны компаний (как в Jiménez и др. (2014) и Ioannidou и др. (2015)), мы не можем идентифицировать факторы спроса и предложения, влияющие на структуру кредитования в пандемию. Это является существенным ограничением нашего эмпирического анализа и не позволяет более глубоко проанализировать результаты.

Работа структурирована следующим образом. Во второй главе представлен обзор литературы по данной теме и научная новизна нашего исследования. В главе 3 мы описываем используемые данные, в главе 4 – методологию. В главе 5 мы представляем наши результаты. В Заключение мы делаем выводы и определяем, какими из них могут быть использованы в прикладных целях.

## 2. Обзор литературы

Данная работа относится к двум направлениям, представленным в исследованиях. Первое из них это — изучение рискованности заемщиков, получивших кредитование в пандемию.

Исследования в этом направлении в основном фокусируются на эффективности государственных программ поддержки, проводившихся в период пандемии. Одним из изучаемых аспектов здесь является риск-профиль заемщиков, воспользовавшихся такими программами. Так, работа Granja и др., 2020 посвящена оценке эффектов Программы защиты заработной платы. Авторы обнаруживают, что посредничество банков помогает объяснить несоответствие между силой неблагоприятного воздействия на регион и масштабами программы: чем больше у банков возможностей для предоставления кредитов и чем лучше выстроено взаимодействие с администрацией программы, тем больше средств в виде льготных займов может быть предоставлено этим банком в конкретном регионе. Подобные эффекты значительно повлияли на распределение средств между компаниями<sup>3</sup>.

Помимо этого, на основе данных по кредитам, полученных от крупнейших ирландских банков, в работе Duignan, McGeevee и др., 2020 показано, что неплатежи чаще допускают мелкие и средние предприниматели. Отмечено также, что чаще допускали неплатежи и компании с низким кредитным качеством, хотя до пандемического кризиса они платили в срок. Kozeniauskas и др., 2020 использовали данные по Португалии и показали, что более производительные компании с большей вероятностью продолжали свою деятельность, реже сокращали занятость или заработные платы, а также реже обращались за поддержкой к государству.

В данной работе мы изучаем подобный вопрос, а именно: изменилось ли качество кредитов, выданных во время пандемии, если зафиксирована рискованность заемщиков на допандемийном уровне? Мы показываем, что оно ухудшилось. Мы также показываем, что этот эффект может быть обусловлен государственными программами льготного кредитования. Другой важный

---

<sup>3</sup>В работе Li и Strahan, 2021 авторы также исследовали данные по Программе защиты заработной платы и пришли к выводу, что кредитование, основанное на доверии и истории отношений, помогает легче и быстрее получить кредиты. В статье Minoiu и др., 2021 авторы рассматривают Программу поддержки малого и среднего бизнеса во время пандемии (Main Street Lending Program (MSLP)).

вопрос состоит в том, начали ли банки с большей долей просроченных кредитов в портфеле предоставлять больше кредитов компаниям в неустойчивом финансовом положении. Мы не нашли подтверждений этой гипотезы в данных: в пандемию почти все банки начали выдавать больше кредитов убыточным компаниям.

Второе направление литературы, к которому можно отнести и данную работу, – это использование в пандемию кредитных линий, которые являются неотъемлемой частью финансового рынка в любой стране. В работе Shockley и Thakor, 1997 показано, что более 80% всего объема кредитования в США было обеспечено за счет обязательств по кредитам данного типа. Согласно исследованию Greenwald и др., 2021, на кредитные линии пришлось 53% всех кредитов. Однако если рассматривать как использованные, так и неиспользованные лимиты по кредитным линиям, эта доля возрастает до 78%. Такой вид кредитов особенно важен для компаний во время финансовых кризисов. В работе Holmström и Tirole, 1998 показано, что благодаря кредитным линиям компании получают возможность решить проблему недостатка финансовых ресурсов и поддерживать необходимый уровень инвестиций. Эта теоретическая работа получила эмпирическое подтверждение во многих последующих работах. Так, в Campello и др., 2012 авторы показали, что во время мирового финансового кризиса 2007–2009 гг. европейские страны с ограниченным доступом к кредитам более активно использовали доступные кредитные линии. Еще одно объяснение интенсивного использования кредитных линий — мотив предосторожности: компании предпочитают максимально выбрать доступные средства по кредитным линиям, на случай если впоследствии кредитор не сможет предоставить средства (см. Ivashina и Scharfstein, 2010, Bosshardt и Kakhbod, 2021). В Greenwald и др., 2021 также показан значительный рост интенсивности использования кредитных линий в периоды негативных шоков в экономике.

Изучение кредитных линий важно и с точки зрения работы трансмиссионного механизма денежно-кредитной политики. Greenwald и др., 2021 в своей работе показывают, что в период ужесточения денежно-кредитной политики наблюдается рост банковских кредитов фирмам (на аналогичную закономерность было указано и в других работах, например в Kashyap и Stein, 1995 и Den Haan и др., 2007). При этом, поскольку авторы оперировали микроданными надзорного наблюдения, они смогли доказать, что такой рост происходит за счет более активного использования кредитных линий при сокращении объемов срочных кредитов.

Авторы исследования Bosshardt и Kakhbod, 2021 рассматривают использование средств, полученных по кредитам, и приходят к выводу, что большинство компаний используют их из мотива предосторожности: для хранения дополнительной ликвидности на балансе. Однако компании в менее пострадавших отраслях с большей вероятностью будут направлять средства на инвестиции. Используя данные надзорного мониторинга в США, авторы Chodorow-Reich и др., 2022 делают несколько выводов. Во-первых, небольшие фирмы чаще открывают кредитные линии, предоставляют больше обеспечения, интенсивнее используют имеющийся кредитный лимит и платят более высокие спреды. В период пандемии COVID-19 основной вклад в рост кредитования внесло использование кредитных линий, открытых крупным компаниям, тогда как небольшие компании не показали прироста выборки средств по кредитным линиям. Другой интересный факт — большая чувствительность крупных компаний к показателю отраслевой подверженности рецессии из-за COVID-19. В Greenwald и др., 2021 авторы показывают, что большая часть неиспользованных лимитов кредитных линий приходилась на самые крупные компании. Также рост выборки средств по кредитным линиям был отмечен в статье Acharya и Steffen, 2020. Наше исследование фиксирует аналогичные результаты: доля использованных кредитных линий *ex ante* в период пандемии значительно возросла.

Данное исследование является одной из первых работ, касающихся измерения использования кредитных линий российскими компаниями с использованием данных кредитного регистра. Мы выделяем три основных аспекта анализа использования кредитных линий в данной работе:

- Кредитное качество заемщика оценивается по данным до пандемии. Мы показываем, что более рискованные заемщики в меньшей степени полагались на использование кредитных

линий по сравнению с менее рисковыми (либо банки предпочитали выдавать средства более надежным заемщикам именно через кредитные линии).

- Отраслевая гетерогенность в использовании кредитных линий. Пандемия сказалась отрицательно на многих отраслях экономики (del Rio-Chanona и др., 2020; Kozlowski и др., 2020). Мы показываем, что использование кредитных линий компаниями в период пандемии возросло, однако только среди тех фирм, которые не были подвержены отрицательному шоку. Подверженные такому шоку компании, напротив, сократили использование кредитных линий по сравнению с допандемийным периодом.
- Различия в структуре кредитования банками в зависимости от качества портфеля активов банка. Мы показываем, что в период пандемии банки с большей долей невозвратных кредитов имели более высокую долю выдач средств по ранее одобренным кредитным линиям.

Несмотря на то, что в данной работе впервые затрагивается проблема изучения использования кредитных линий, в статье Bessonova и др., 2022 авторы используют похожий набор данных для анализа программ льготного кредитования в пандемию. Среди тех выводов, которые они получили, отметим несколько релевантных для нашей работы. В частности, авторы показывают, что «зомби-компании» и финансово неустойчивые компании использовали льготные кредиты в меньшей степени, чем стабильные фирмы. Этот результат в некоторой мере противоречит нашему выводу о том, что банки увеличили долю выдач кредитов рисковым компаниям. Однако это различие может быть простым следствием различий в спецификациях моделей. В работе Bessonova и др., 2022 в качестве зависимой переменной использовалась вероятность получения льготного кредита. Мы, в свою очередь, использовали долю кредитов, которую банки предоставили компаниям из трех верхних децилей распределения вероятности дефолта. Более того, объясняющие переменные в работах также различаются. «Зомби-компании» идентифицируются на основании коэффициента покрытия процентных платежей, который должен быть ниже 1 в течение последних 3 лет. Вероятность же дефолта определялась исходя из набора финансовых показателей компании (таких как продажи, коэффициент ликвидности и так далее). При этом стоит отметить, что другие результаты аналогичных регрессий показывают, что догоняющие и отстающие компании получали льготное кредитование с большей вероятностью по сравнению с фирмами-лидерами. Все эти отличия в результатах необходимо изучить дополнительно, чтобы понять причину их возникновения.

Анализ, представленный в данной работе, является более описательным и не ставит целью изучение реакции банков или заемщиков на использование кредитных линий. В Карап и Mioici, 2021 рассматривается влияние доли кредитных линий до пандемии на кредитную активность банка в кризисный период. Исследователи приходят к выводу, что чем больше банк одобрил кредитных линий *ex ante* (до начала кризиса COVID-19), тем более он будет ограничен в выдаче новых кредитов (в том числе по Программе защиты зарплат). К аналогичному результату пришли авторы работы Greenwald и др., 2021. В эмпирической части своего исследования авторы использовали детализированные данные по кредитам, и они делают вывод, что кредитные линии позволяют компаниям получать ликвидность во время отрицательного шока. Таким образом, использование кредитных линий такими фирмами вытесняет кредитование компаний с большими ограничениями по ликвидности, так как банки имеют меньше средств для предоставления срочных кредитов в связи с необходимостью выполнять обязательства по кредитным линиям.

### 3. Данные

Основной источник информации в нашем исследовании – данные по кредитам из формы банковской отчетности № 303<sup>4</sup>. Они содержат подробную информацию о каждом кредитном

<sup>4</sup>Таким образом, здесь и далее по тексту обозначается форма кредитного регистра № 0409303. Банки направляют данную форму в Банк России ежемесячно. Мы также упоминаем эту форму как «кредит-

транше на ежемесячной основе: кто является кредитором и заемщиком, какой тип кредита, валюта, размер кредита, кредитные лимиты и так далее.

Более детальное описание этого набора данных с обсуждением важных особенностей представленных там данных представлено в работах Bessonova и др., 2021, Goncharenko и др., 2021 и Vugova, 2022. Один из разрезов данных, полезных для нашего исследования — возможность отделить транши, выданные в качестве части кредитной линии, от новых отдельно выданных кредитов (главное отличие состоит в том, что кредитная линия может изыматься в любой момент после одобрения при возникновении потребности, в то время как отдельно выданные кредиты имеют заранее определенную схему выплат).

Далее мы объединяем имеющуюся информацию с характеристиками банков и фирм. Для банков мы используем информацию о доле кредитов IV и V категорий качества в активах из формы банковской формы отчетности № 115. Данный показатель будет отражать качество портфеля банка. Более высокая доля будет означать, что *фактически* портфель более низкого качества. Эти данные доступны с месячной частотой.

Для фирм мы используем информацию из их финансовой отчетности из системы СПАРК. Подробное описание этой базы можно найти в работе Bessonova и др., 2021. Поскольку это данные финансовой корпоративной отчетности, информация представлена по годам.

Мы объединяем все эти данные и получаем базу данных на уровне отдельных займов от каждого банка каждой фирме. В таблице 1 Приложения представлены описательные статистики по основным переменным, использованным в исследовании.

В данной работе мы используем данные за 2017–2020 годы. Этот промежуток времени является максимально большим, поскольку данные кредитного регистра недоступны за более ранние периоды. Поскольку нас интересует структура кредитования (какие средства были выданы по кредитным линиям, а какие – в виде новых займов) в период пандемии, мы ограничиваем объем выборки только теми траншами, которые были предоставлены с марта по август 2020 г., так как на этот период пришелся пик ограничений. Чтобы сравнить пандемийный период с «нормальными» временами, для предыдущих годов мы проделываем аналогичную операцию, то есть оставляем транши, выданные с марта по август 2019 г. и так далее. Чтобы учесть эффект пандемии, мы создаем дамми-переменную (*pandemic*), которая равна 1 для 2020 г. и 0 — для всех предыдущих.

В силу особенностей нашего исследования у нас нет необходимости в сохранении месячной частоты данных. Предоставленные кредиты являются потоковой переменной, поэтому мы можем суммировать транши между собой, чтобы получить все кредиты, выданные банком, или все кредиты, полученные компанией, за некоторый промежуток времени. Вероятность дефолта, которую мы рассчитываем для каждой компании на основании финансовой отчетности за предыдущий финансовый год, и рассматривается как показатель запаса на начало марта каждого года (поэтому ВД является переменной *ex ante*). Аналогично доля кредитов IV и V категорий качества является переменной запаса, поэтому мы используем информацию по состоянию на начало марта каждого года (эта доля также является переменной *ex ante*).

Далее нам необходимо очистить имеющуюся выборку. Так как настоящее исследование главным образом сфокусировано на кредитах и кредитных линиях, мы удаляем все данные об операциях овердрафта, поскольку этот вид кредитов имеет иную природу и может исказить результаты. На этом этапе наша выборка сократилась почти на 25%. Далее мы исключаем наблюдения по индивидуальным предпринимателям, так как у нас нет информации об их финансовой отчетности. В результате наша выборка уменьшается еще на 35% наблюдений. На каждом этапе мы оценивали сводную статистику по основным переменным, чтобы убедиться в отсутствии смещения значений, так как оно может привести к серьезному изменению результатов. Сравнение представлено в таблице 2 в Приложении. Можно сделать вывод, что переменные на каждом шаге очистки сохраняют прежний тренд (возрастают). Это означает, что структурные изменения в выдаче овердрафтов или кредитов малым и средним компани-

---

ный регистр», однако это и не данные бюро кредитных историй. Подробнее с методологией и описанием формы можно ознакомиться на [сайте Банка России](#).

ям либо отсутствовали, либо если и были, то были недостаточно сильными, чтобы нарушить репрезентативность данных.

Далее на полученной выборке мы генерируем новую переменную, показывающую качество работы банка. Для этого мы приписываем каждому банку номер от 1 до 4 в зависимости от доли «плохих» кредитов (займы IV и V категорий на основе формы № 115) в балансе *на начало рассматриваемого периода*. Банку приписывается 1, если эта доля оказывается в первом квартале распределения долей «плохих» кредитов, рассчитанного по всем банкам. Таким образом, эта переменная отражает относительную рискованность банковского портфеля за каждый год и используется в качестве переменной Bank Strength (*BS*) в регрессиях. Такая относительная мера позволяет исключить общий тренд из рассмотрения (таким образом анализируются только относительные показатели работы банков, а не абсолютные).

Следует сделать несколько замечаний, касающихся объема кредитов IV и V категорий качества. Во-первых, этот показатель довольно волатилен. Однако поскольку мы используем его значение на начало рассматриваемого периода, данная проблема становится менее важной и в меньшей степени влияет на результат. Во-вторых, эта переменная показывает накопленный эффект кредитной политики банка (была ли она более или менее рискованной), и это является главным свойством переменной, которое мы хотели получить для данной переменной. Однако стоит сказать, что имеются и другие показатели, которые можно использовать для целей учета склонности банков к риску.

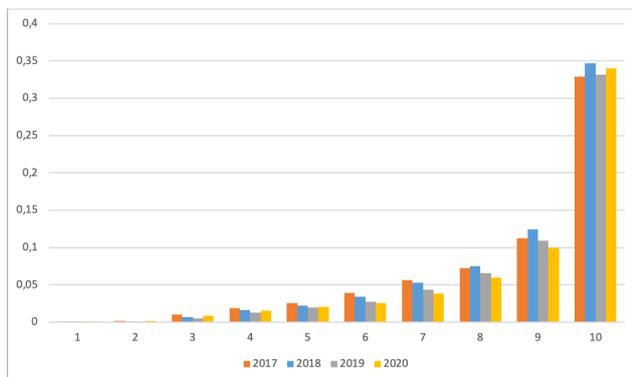
Данные из базы СПАРК применялись для оценки качества заемщиков. Мы использовали информацию из финансовой отчетности каждой компании, которая брала кредит, и на ее основе приписывали фирмам вероятность дефолта. Для этого мы применили модель, представленную в работе Вигова и др., 2021. Модель предполагает использование данных финансовой отчетности за период времени  $t$ , чтобы сделать прогноз вероятности дефолта. Этот прогноз использовался в качестве индикатора финансовой устойчивости компании в период  $t + 1$ , что означает, в частности, что вероятность дефолта компаний в пандемийный 2020 г. определялась переменными из 2019 г. и поэтому отрицательный шок не оказал влияния на оценки компаний. Таким образом, приведенная выше методология позволяет нам оценить финансовое состояние компании на основе информации из предыдущих периодов и устранить проблему эндогенности, которая могла бы повлиять на результаты, особенно в кризисный период.

Есть несколько причин, почему мы не используем информацию о качестве заемщика непосредственно из кредитного регистра. Во-первых, мы хотели бы полагаться на открытые источники информации при оценке качества заемщика, поскольку разные банки могут иметь разную информацию относительно одной и той же фирмы, и поэтому приписывать одной компании разные категории в своих отчетностях. Во-вторых, большая часть займов в кредитном регистре попадает во вторую категорию, что означает низкую вариацию в качестве заемщиков, измеренном таким способом. В-третьих, фирме могут приписываться разные категории качества в зависимости от типа кредита: например, компания может иметь высокую категорию качества, когда берет новый срочный кредит, и низкую категорию, если берет заем по кредитной линии. Эта проблема создает трудности с оцениванием эффектов и интерпретацией полученных результатов.

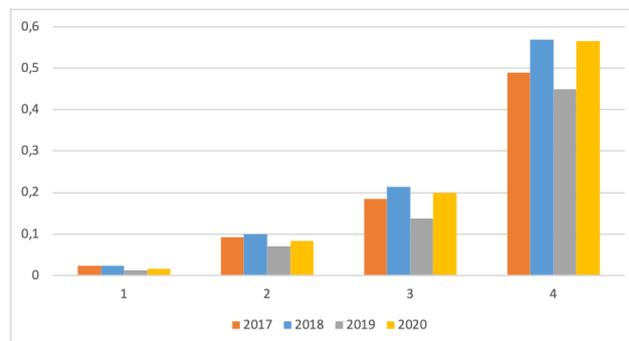
После того как для каждого заемщика получена оценка вероятности дефолта, на их основании мы делим выборку на децили (первая группа представлена фирмами с наименьшей ВД, а десятая – фирмами с наибольшими оценками ВД). Таким образом, каждой фирме приписывается номер группы от 1 до 10, который отражает относительное качество компаний. Как и в случае с банками, здесь наше внимание фокусируется исключительно на относительном показателе качества компаний, а не на их абсолютной производительности. Описательные статистики представлены в таблице 3 в Приложении, а распределение, использованное для расчетов показателей качества фирм и банков представлено на рисунках 1 и 2.

На основе информации о том, к какому децилю относится каждая компания, мы можем посчитать объем кредитов, выданных каждым банком компаниям из каждого дециля. Таким образом, мы можем найти, какую долю от всех средств банки выдали именно компаниям с

**Рис. 1.** Граничные значения для децилей распределения вероятности дефолтов (ВД) компаний по годам



**Рис. 2.** Граничные значения для квартилей распределения долей рискованных займов, по годам



наибольшей вероятностью дефолта. Именно эту долю мы и будем использовать в качестве объясняемой переменной в первой регрессии. В базовой модели, мы используем долю кредитов, предоставленных компаниям из восьмого – десятого децилей.

Рисунок 1 показывает, насколько существенно отличие между девятым и десятым децилями, а также между девятым и предыдущими. Это может означать, что распределение вероятности дефолта скошено влево. Разница в границах означает, что компании из верхних децилей значительно отличаются от компаний, попавших в более низкие децили. Аналогичную картину мы можем видеть и на рисунке 2, показывающем границы для квартилей распределения банков.

Мы использовали распределение по децилям в качестве объясняющей переменной в изучении одного из поставленных нами вопросов: номер дециля отражает показатель качества фирмы (Firm Strength). Однако, значимое отличие в граничных значениях нивелируется, если мы используем в качестве объясняющей переменной номера децилей<sup>5</sup>. Для проверки робастности результатов мы используем саму вероятность дефолта вместо номеров децилей, чтобы учесть эту неравномерность распределения. Аналогично мы проделываем проверку устойчивости для переменной Bank Strength.

Нам необходимо сконструировать показатель, отражающий использование кредитных линий. В работе Карап и Minoiu, 2021 авторы используют информацию про долю одобренных кредитных линий. Они показывают, что, если банки выдают больше кредитных линий, возрастает вероятность столкнуться с ограниченностью возможностей по выдаче новых отдельных кредитов во время кризисов, поскольку фирмы могут начать использовать ранее одобренные кредитные линии. Чтобы измерить использование кредитных линий в пандемию и сравнить с состоянием до пандемии («нормальным» временем), мы должны определить, является ли каждый из траншей в кредитном регистре частью кредитной линии, одобренной ранее, или же новым отдельно выданным кредитом.

В результате обработки данных на первом шаге, все кредитные транши могут быть либо новым отдельно выданным кредитом, либо траншем по кредитной линии (для фильтрации использовалась информация из поля отчетности «Тип займа»).

Для каждого из траншей мы берем две характеристики: дату подписания контракта и дату перевода денежных средств. Эти даты совпадают (или находятся достаточно близко друг к другу для отдельных кредитов, и эти транши мы рассматриваем как «новые» кредиты в рамках исследования. Для кредитных линий дата заключения контракта может быть любым днем до даты фактического перевода денег. Поэтому на основе этих характеристик мы разделяем кредитные линии на два вида: 1) дата договора на кредитную линию и дата выдачи средств по

<sup>5</sup>Номера растут линейно, в то время как ВД может значительно отличаться у компаний из соседних децилей.

нему попадают в один из рассматриваемых нами периодов (например, оба события приходится на период кризиса, то есть с марта по август 2020 г.), либо 2) транш был предоставлен в один из рассматриваемых периодов (например, с марта по август 2020 г.), но договор был заключен ранее (в нашем примере, до начала пандемии, то есть до марта 2020 г.). Кредитные линии первого типа также рассматриваются как новые выдачи (соответственно, в рамках исследования в новых кредитах есть не только отдельно выданные кредиты, но и транши по кредитным линиям первого типа). Все транши второго типа относятся к группе кредитных линий *ex ante*.

Используя эту процедуру, мы определяем, был ли транш предоставлен по договору кредитной линии, одобренной до начала кризиса или нет. После суммирования всех траншей по их типам мы можем посчитать, какую долю составляет каждый вид в общем объеме средств, полученных компанией за рассматриваемый период. Мы можем посчитать эту долю не только по фирмам, но и по банкам, находя долю выданных по кредитным линиям во всем объеме средств, предоставленных банком.

Рассмотрим пример компании А в период с марта по август 2020 года. Она заключила договор на кредитную линию с банком В в 2019 г. и не использовала доступный по ней лимит. В период пандемии фирма получила \$100 от банка В в качестве транша по кредитной линии и еще \$100 в виде нового кредита. Помимо этого, компания А получила \$200 от банка С в виде транша по новой кредитной линии, договор на которую был подписан в июне 2020 года. Таким образом, общая доля использования ранее одобренных кредитных линий этой компанией составляет 25% ( $\frac{100}{100+100+200}$ ). Однако, если мы посчитаем эту долю для компании А по банкам, то получим: 50% для банка В ( $\frac{100}{100+100}$ ) и 0% для банка С ( $\frac{0}{200}$ ). Таким образом, хотя \$200 от банка С были получены как транш по кредитной линии, эта сумма считается новым кредитом, поскольку договор был заключен в пандемию, и это не была кредитная линия *ex ante*.

Еще одна важная характеристика фирмы — это подверженность ограничениям, введенным в период пандемии COVID-19. Чтобы учесть этот фактор, мы добавляем дамми-переменную для компаний из пострадавших отраслей (подверженных компаний), определенный в документах Правительства (постановление Правительства Российской Федерации от 03.04.2020 № 434 «Об утверждении перечня отраслей российской экономики, в наибольшей степени пострадавших в условиях ухудшения ситуации в результате распространения новой коронавирусной инфекции»). Это постановление предоставляет список кодов всех отраслей, которые пострадали от пандемийного шока. Описательные статистики для всех переменных, использованных в этой части исследования, представлены в таблице 4 в Приложении.

## 4. Методология

В этой работе мы выделили три основных направления исследований, для изучения которых мы строим несколько регрессионных моделей:

- Кредитное качество заемщиков, получивших корпоративные кредиты от банков в период пандемии.
- Использование кредитных линий, одобренных до пандемии, но транши по которым были получены в период кризиса.
- Влияние банковских характеристик на структуру кредитования (выдавали ли в период пандемии более надежные банки больше займов менее надежным фирмам-заемщикам).

Мы формулируем несколько гипотез и оцениваем несколько регрессий, чтобы изучить выделенные выше направления. Наш анализ является скорее описательным и не ставит целью выявить причинно-следственные связи. Это связано с тем, что у нас нет данных, позволяющих выделить факторы спроса (и, соответственно, предложения) в наблюдаемых взаимосвязях, как это сделано в работах Jiménez и др., 2014 и Cuciniello и Di Iasio, 2021.

**Регрессия 1.** Данная регрессия относится к первому и третьему направлениям. Оценива-

ется следующее уравнение:

$$Y_{b,t} = \beta_0 + \beta_1 i_{pandemic,t} + \beta_2 BS_{b,t} + \beta_3 i_{pandemic,t} \cdot BS_{b,t} + \epsilon_{b,t} \quad (1)$$

где  $Y_{b,t}$  — доля кредитов, выданных банком  $b$  в течение периода  $t$  компаниям с наибольшей вероятностью дефолта (из трех верхних децилей распределения) в общем объеме выданных за этот период кредитов;

$i_{pandemic,t}$  — дамми переменная, равная 1, если данные относятся к периоду с марта по август 2020 года;

$BS_{b,t}$  — переменная устойчивости банка  $b$  по состоянию на допандемийный период (поскольку она равна квантилю распределения банков по доле «плохих» кредитов в их совокупном портфеле, переменная рассматривается в результатах нашей оценки как три отдельные дамми-переменные).

Оценки регрессий позволяют нам протестировать следующие три гипотезы.

Гипотеза 1. В период пандемии в 2020 г. доля выдач кредитов рисковым фирмам<sup>6</sup> возросла по сравнению с допандемийным периодом. Если  $\beta_1$  положительный и значимый коэффициент, то в период пандемии кредиты скорее выдаются компаниям с более высоким уровнем риска по сравнению с состоянием до наступления кризиса.

Гипотеза 2. Более рисковые (слабые) банки в среднем выдают займы более рисковым заемщикам по сравнению с более здоровыми банками (у которых доля невозвратных кредитов в портфеле ниже). Положительный коэффициент  $\beta_2$  означает, что соответствующая группа банков выдала больше займов рисковым заемщикам по сравнению с базовой группой<sup>7</sup>. Подобное поведение может приводить к негативным последствиям для финансовой стабильности этих банков.

Гипотеза 3. Более рисковые (слабые) банки (по состоянию на начало пандемии) увеличили долю выдач рисковых кредитов в пандемию в большей степени, в сравнении с более стабильными банками.  $\beta_3$  имеет похожий с  $\beta_2$  смысл, но для периода пандемии. Если  $\beta_3$  положителен и значим, то мы не можем отвергнуть гипотезу, что банки из рассматриваемого квантиля в пандемию выдавали кредиты более рисковым заемщикам в сравнении с банками из первого (базового) квантиля.

Для проверки устойчивости результатов мы изучаем их чувствительность к выбору способа задания объясняемой переменной в Регрессии 1: мы используем в качестве альтернативы разность между долей кредитов, выданных компаниям с наиболее высокой вероятностью дефолта (три верхних дециля), и долей кредитов, выданных компаниям с наименьшей вероятностью дефолта (три нижних дециля). Подобным образом альтернативное измерение строилось в работе Virova и др., 2022, где авторы использовали разность между процентными группами в качестве метрики для объясняемой переменной.

**Регрессии 2 и 3.** Следующие две модели касаются в основном второго направления, связанного со структурой кредитования, и выбора между использованием кредитной линии и новым отдельным кредитом. Во второй регрессии мы рассматриваем, как меняется у компании доля кредитных линий *ex ante* в период пандемии в зависимости от показателей ее финансовой устойчивости.

Для этого мы оцениваем следующую регрессию:

$$Y_{f,t} = \beta_0 + \beta_1 i_{pandemic,t} + \beta_2 FS_{f,t} + \beta_3 FS_{f,t} \cdot i_{pandemic,t} + \epsilon_{f,t} \quad (2)$$

<sup>6</sup>Как показано в Разделе 3, эти фирмы относятся к трем верхним децилям с наибольшими оценками вероятности дефолта. Для каждого года вероятность дефолта оценивалась на основании финансовой отчетности компании за предыдущий год.

<sup>7</sup>В нашем случае банки из первого квантиля являются базовой группой (для них не добавляется отдельная дамми-переменная) и значимый положительный  $\beta_2$  означает, что банки с более рисковым портфелем выдавали более рисковые займы по сравнению с банками из референтной группы.

где  $Y_{f,t}$  — доля кредитных линий *ex ante* (выданных до рассматриваемого периода) фирмы  $f$  в общем объеме заимствований в данный период времени;

$i_{pandemic,t}$  — дамми переменная, равная 1, если данные относятся к 2020 году;

$FS_{f,t}$  — переменная устойчивости фирмы  $f$ .

Здесь мы можем проверить еще две важные для нашего исследования гипотезы.

Гипотеза 4: Доля средств, полученных по кредитным линиям *ex ante*, увеличилась в период пандемии. В этом случае нам важен коэффициент  $\beta_1$ . Если  $\beta_1$  значимый и положительный, то доля кредитных линий *ex ante* возросла во время пандемии, и в этом случае не сможем отвергнуть Гипотезу 4.

Гипотеза 5: Доля кредитных линий *ex ante* в среднем была больше для компаний с большей вероятностью дефолта (хуже финансовые показатели). В этом случае мы оцениваем  $\beta_2$ . Если этот коэффициент положительный, то компании из децилей со второго по десятый более интенсивно использовали ранее одобренные кредитные линии по сравнению с компаниями из первого дециля<sup>8</sup>. Это означает, что более финансово устойчивые компании были склонны использовать кредитные линии в меньшей степени и предпочитали новые кредиты. Поэтому если  $\beta_2$  положительный и значимый, мы не можем отвергнуть Гипотезу 5.

$\beta_3$  показывает оценки для воздействия переменной, сочетающей в себе несколько факторов (кросс-эффект), то есть изменилось ли использование кредитных линий в разных компаниях во время пандемии. Если  $\beta_3$  положительный, то можно сделать вывод, что компании из заданного дециля увеличили использование кредитных линий в период COVID-19.

В третьей регрессии мы решили расширить предыдущую модель, добавив информацию о подверженности компании противопандемийным ограничениям, для чего использовали ее отраслевую принадлежность. Новая версия второй регрессии:

$$Y_{f,t} = \beta_0 + \beta_1 i_{pandemic,t} + \beta_2 FS_{f,t} + \beta_3 i_{exposed,f} + \beta_4 FS_{f,t} \cdot i_{pandemic,t} + \beta_5 i_{exposed,f} \cdot i_{pandemic,t} + \beta_6 FS_{f,t} \cdot i_{exposed,f} + \beta_7 FS_{f,t} \cdot i_{pandemic,t} \cdot i_{exposed,f} + \epsilon_{f,t} \quad (3)$$

где  $Y_{f,t}$  — доля кредитных линий у фирмы *ex ante* (выданных до рассматриваемого периода) фирмы  $f$  в сумме заимствований в течение периода  $t$ ;

$i_{pandemic,t}$  — дамми переменная, которая равняется 1, если данные относятся к периоду с марта по август 2020 года;

$FS_{f,t}$  — переменная устойчивости фирмы  $f$ ;

$i_{exposed,f}$  — дамми переменная, которая равна 1, если профильная деятельность фирмы  $f$  указана в правительственном перечне пострадавших отраслей.

В этой регрессии мы можем проверить еще две гипотезы.

Гипотеза 6: Компании из подверженных отраслей активнее пользовались кредитными линиями в период пандемии по сравнению с компаниями из неподверженных отраслей. Чтобы проверить это утверждение, необходимо оценить коэффициент  $\beta_5$ . Если он положительный, то компании из подверженных отраслей имеют большую долю кредитных линий *ex ante* в полученных займах по сравнению с непострадавшими отраслями. Следовательно, если  $\beta_5$  положительный и значимый, мы не можем отвергнуть Гипотезу 6.

гипотеза 7: Более устойчивые компании в подверженных отраслях использовали кредитные линии в большей степени, чем менее устойчивые фирмы в подверженных отраслях. Чтобы проверить эту гипотезу, надо посмотреть на коэффициент  $\beta_7$ . Если он положительный, то подверженные компании в относительно более плохом финансовом состоянии в большей степени полагались на доступные им кредитные линии *ex ante* по сравнению с компаниями в более хорошем финансовом положении. Первый дециль в данном случае

<sup>8</sup>Первый дециль был выбран как базовая группа для оценивания. Чем ниже номер дециля, тем лучше финансовое состояние компании и, как следствие, ниже оценки вероятности дефолта.

использовался в качестве базовой группы. Компании распределены по децилям исходя из оценок вероятности дефолта<sup>9</sup>.

Коэффициенты  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  и  $\beta_4$  имеют интерпретацию, аналогичную коэффициентам  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  и  $\beta_3$  соответственно в Регрессии 2.

**Регрессия 4.** Наконец, чтобы углубить наше понимание по третьему вопросу, мы должны учесть в Регрессии 3 факторы со стороны банков, влияющие на структуру кредитования. Мы добавляем еще один показатель в модель, чтобы изучить, как доля кредитных линий *ex ante* у компании, предоставленных каждым банком, меняется в период пандемии и как эти изменения коррелируют с финансовой устойчивостью банка, одобряющего/открывающего кредитные линии фирме. Таким образом, мы оцениваем следующую регрессию:

$$Y_{f,b,t} = \beta_0 + \beta_1 i_{pandemic,t} + \beta_2 FS_{f,t} + \beta_3 BS_{b,t} + \beta_4 i_{exposed,f} + (interactions) + \epsilon_{f,t} \quad (4)$$

где  $Y_{f,b,t}$  — доля кредитных линий *ex ante* (выданных до рассматриваемого периода) фирмы  $f$  в сумме заимствований в течение периода  $t$  у банка  $b$ ;

$i_{pandemic,t}$  — дамми переменная, которая равняется 1, если данные относятся к 2020 году;

$FS_{f,t}$  — переменная устойчивости фирмы  $f$ ;

$i_{exposed,f}$  — дамми переменная, которая равняется 1, если профильная деятельность фирмы  $f$  указана в правительственном перечне пострадавших отраслей;

$BS_{b,t}$  — переменная устойчивости банка  $b$  по состоянию на допандемийный период; *interactions* — набор всех возможных кросс-эффектов переменных, по две ( $i_{pandemic,t} \cdot i_{exposed,f}$ ,  $i_{pandemic,t} \cdot FS_{f,t}$ , и т.д.), по три (например,  $i_{pandemic,t} \cdot i_{exposed,f} \cdot FS_{f,t}$  и всех четырех переменных вместе ( $i_{pandemic,t} \cdot i_{exposed,f} \cdot FS_{f,t} \cdot BS_{b,t}$ )).

Регрессия 4 позволяет нам протестировать следующую гипотезу:

**Гипотеза 8:** Использование кредитных линий увеличилось для фирм с более слабыми финансовыми показателями в период пандемии, и, помимо этого, для компаний из одного дециля, эта доля была выше, если компании брали займы в более рискованных банках. Это означает, что коэффициент у кросс-эффекта дамми на пандемию и устойчивости фирмы ( $i_{pandemic,t} \cdot FS_{f,t}$ ) положительный, и коэффициент у тройного кросс-эффекта пандемии, устойчивости фирмы и устойчивости банка ( $i_{pandemic,t} \cdot FS_{f,t} \cdot BS_{b,t}$ ) также должен быть положительный. В первом случае фирмы в менее устойчивом финансовом положении будут относиться к более высокому децилю и, таким образом, для них оценка коэффициента у двойного кросс-эффекта будет выше. Следовательно, в сравнении с компаниями из первого (базового) дециля эти фирмы будут использовать кредитные линии более интенсивно. Положительный второй коэффициент говорит о том, что для фирм одно и того же типа банки с более рискованной структурой активов будут предоставлять больше траншей по кредитным линиям (в сравнении с банками из первого квартеля).

## Общий подход к оцениванию

Для наших основных результатов мы оцениваем модель с фиксированным эффектом. Результаты работы представлены в следующем разделе 5.

Данный выбор обуславливается несколькими причинами. Во-первых, этот метод оценивания позволяет лучше учесть информацию о банках. Модель с фиксированными эффектами позволяет рассмотреть динамику с учетом структуры данных и устранить влияние индивидуального эффекта. Статистические тесты в каждой из регрессий также подтверждают корректность данного решения. Помимо этого, если сравнивать результаты оценок регрессий 2–4, полученных в модели с фиксированными эффектами и в объединенной модели, мы можем видеть так называемый парадокс Симпсона (противоположные знаки у оценки коэффициента для пандемии). В этом случае модель с фиксированными эффектами также является более предпочтительной, поскольку учитывает структуру модели.

<sup>9</sup>Подробное описание методики подсчета можно найти в Разделе 3.

Отметим, что во всех регрессиях мы не используем банковские контроли, как это обычно делается в некоторых эмпирических работах (см., например, Карап и Minoiu, 2021). Контроли, однако, не всегда используются в оцениваемых моделях (см., например Granja и др., 2020), где в ряде регрессий не использовались контрольные переменные на индустрию). Основная причина их использования состоит в необходимости исключить индивидуальные эффекты банков на конечный результат. Однако этот эффект в большей мере уже учитывается, поскольку используется модель с фиксированными эффектами.

Другое важное предположение, которое мы неявно делаем, это параллельность трендов в группах. Мы не проверяли его в явном виде, однако описательные статистики по годам, графики описания данных из Приложения вместе с графической иллюстрацией результатов регрессий довольно убедительно показывают, что нет оснований сомневаться в наличии параллельных трендов. Так, граничные значения для разбиения на группы остаются постоянными по времени, тенденции в распределениях и средние значения значительно меняются только в пандемийный 2020 год. Так, если рассмотреть рисунок 3, можно отметить, что доля кредитов, выданных фирмам с высокой ВД, незначительно различается между группами банков как в период до пандемии, так и во время нее.

## 5. Результаты

В этом разделе представлены результаты оценки регрессий 1–4. Для проверки устойчивости мы используем результаты оценки тех же регрессий, но с альтернативными спецификациями экзогенных переменных, а именно — непосредственно вероятность дефолта в качестве показателя устойчивости фирмы и долю кредитов IV и V категорий в портфеле банка для его устойчивости.

### Регрессия 1.

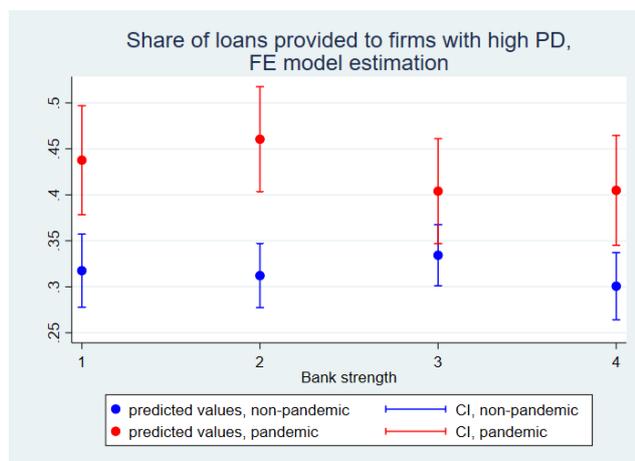
Подробные результаты оценивания Регрессии 1 представлены в таблице 5 в Приложении. На рисунке 3 эти результаты даны графически. Синие точки в диапазоне показывают долю кредитов, выданных рисковому фирмам, рассчитанную для допандемийного периода. Она равна константе  $\beta_0$  для первого квартиля (эта базовая группа для расчетов) и константе с эффектом группы банка  $\beta_0 + \beta_2$  для остальных квартилей. Аналогичным образом рассчитаны доли рискованных кредитов для периода пандемии: мы берем константу и коэффициент перед дамми-переменной для пандемии  $\beta_0 + \beta_1$  для первого квартиля банков и  $\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3$  для остальных банков. Таким образом, разница между значениями в период пандемии и после нее составляет  $\beta_1$  или  $\beta_1 + \beta_3$  в зависимости от типа банка.

*Гипотезы 1 и 2* можно проиллюстрировать с помощью графика, представленного на рисунке 3:  $\beta_1$  показывает разницу между синей и красной точками для первой группы банков, а  $\beta_2$  определяет разницу между всеми синими точками для 2–4 квартилей и первым квартилем. Гипотезу 3 аналогичным образом сложно проиллюстрировать на данном графике. Все статистические тесты для проверки гипотез 1–3 можно найти в таблице 5. Из графика и таблицы можно видеть, что константа  $\beta_1$  положительная и значимая, в то время как  $\beta_2$  и  $\beta_3$  незначимые.

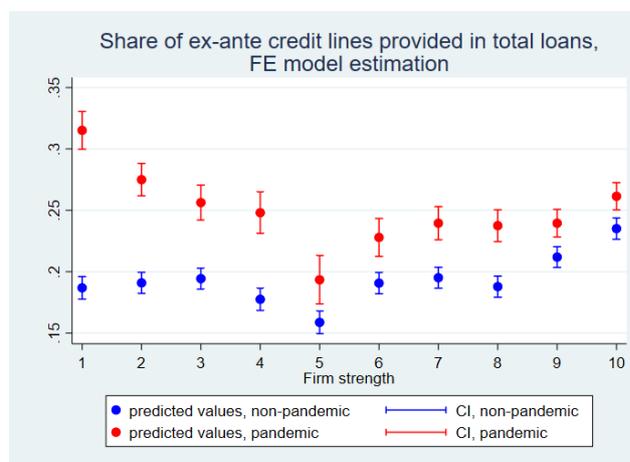
Эти результаты подтверждают *Гипотезу 1*. В период пандемии доля кредитов рисковому фирмам (если измерять риск на уровне до начала пандемии) возросла по сравнению с «нормальным» временем вне зависимости от характеристик банков (положительный и значимый коэффициент  $\beta_1$ ). Эта доля увеличивается примерно на 10 п.п. по сравнению с уровнем в 30% до пандемии. Незначимый коэффициент  $\beta_2$  говорит о необходимости отвергнуть *Гипотезу 2*. Более рискованные/слабые банки в среднем не отличаются от банков с более высокими показателями (меньшей долей плохих займов в портфеле).

Наконец, если мы посмотрим на оценки коэффициента  $\beta_3$  и его стандартные ошибки, мы можем сделать вывод, что *Гипотеза 3* также отвергается. Более рискованные/слабые банки (когда их качество измеряется до пандемии) не меняли долю выдач кредитов более рисковому заемщикам по сравнению с более надежными банками.

**Рис. 3.** Прогнозные значения и доверительные интервалы для доли кредитов, предоставленных фирмам с высокими уровнями ВД. Синие точки показывают прогнозные значения для допандемийного периода, красные точки показывают прогнозные значения для пандемии. Переменная Bank Strength описана в разделе 4. Более высокие значения этой переменной соответствуют более высокой доле невозвратных кредитов в балансе банка. Оценки регрессии на уровне банков.



**Рис. 4.** Прогнозные значения и доверительные интервалы для доли кредитных линий ex ante в общем объеме заимствований. Синие точки показывают прогнозные значения для допандемийного периода, красные точки показывают прогнозные значения для пандемии. Переменная Firm Strength описана в разделе 4. Более высокие значения соответствуют более высоким оценкам вероятности дефолта (более низким финансовым показателям фирм). Оценки регрессии на уровне фирм.



Иными словами, мы можем видеть, что доля кредитов, предоставленных фирмам с высокими уровнями ВД, в период пандемии значительно выросла. При этом различие по группам банков незначительно как в период пандемии, так и в обычное время. Мы можем сделать вывод, что в период пандемии банки направляли кредитные средства фирмам с большим риском невозврата, чем это было раньше. Объяснение того, почему мы могли получить такой результат, приводится в Заключение.

## Регрессия 2.

Подробные результаты оценки Регрессии 2 представлены в таблице 7 в Приложении. Рисунок 4 иллюстрирует эти результаты графически. Синие точки показывают допандемийный уровень использования кредитных линий ex ante. Эти значения рассчитываются как константа  $\beta_0$  для первого дециля (эта группа считается базовой в модели) и как константа с эффектом от дециля компании  $\beta_0 + \beta_2$  для остальных фирм. Аналогично рассчитываются значения в пандемийный период: мы берем константу и коэффициент при дамми-переменной для пандемии  $\beta_0 + \beta_1$  для первого дециля компаний и  $\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3$  для остальных фирм. Таким образом, разница между значениями до пандемии и во время нее составляет  $\beta_1$  или  $\beta_1 + \beta_3$  в зависимости от группы фирм по вероятности дефолта.

Гипотезы 4 и 5 можно проиллюстрировать с помощью графика на рисунке 4:  $\beta_1$  показывает разницу между красной и синей точками для первого дециля, а  $\beta_2$  — разницу между всеми синими точками для групп с 2 по 10-ю и синей точкой для первой группы. Все статистические тесты для проверки гипотез 4 и 5 представлены в таблице 7. Из графика и таблицы с оценками можно видеть, что  $\beta_1$  значимый и положительный, а  $\beta_2$  не значимый в большинстве случаев. Для пятого дециля он значимый и отрицательный, а для компаний из девятого и десятого децилей — значимый и положительный.

Результаты подтверждают *Гипотезу 4*. Можем заметить, что  $\beta_1$  статистически значимый. Это значит, что мы наблюдаем рост использования кредитных линий *ex ante* во время пандемии. Доля увеличилась с примерно 20% до пандемии до почти 30% в 2020 году.

Что касается *Гипотезы 5*, мы показываем, что фирмы с наибольшими вероятностями дефолтов (из девятого и десятого децилей) в среднем получают больше займов в виде траншей по ранее одобренным кредитным линиям (или же банки предлагают этим фирмам большую долю кредитов именно в виде кредитных линий). Этот результат подтверждает *Гипотезу 5*, хотя различие не очень значительное с точки зрения экономической значимости.

При рассмотрении кросс-эффекта пандемии и устойчивости фирмы мы можем увидеть, что все оценки коэффициентов значимые и отрицательные. Более того, эти коэффициенты растут по модулю с ростом дециля вероятности дефолта (переменная Firm Strength), хотя это и не означает, что более слабые фирмы полагались на ранее одобренные кредитные линии в меньшей степени в период пандемии. Это означает, что они использовали кредитные линии в меньшей степени, чем это делали наиболее устойчивые в финансовом плане компании. Суммирование  $\beta_1$  и  $\beta_3$  для каждого дециля покажет общий суммарный эффект от пандемии. Его можно видеть на графике, представленном на рисунке 4. Это различие статистически значимо во всех случаях, но эффект относительно небольшой для компаний из более высоких децилей по вероятности дефолта (6–8% для децилей со второго по четвертый по сравнению с 2–4% для децилей с пятого по десятый). Таким образом, для всех децилей выше пятого этот эффект нельзя рассматривать как экономически значимый.

Результаты оценки Регрессии 2 свидетельствуют о значительном увеличении использования ранее одобренных кредитных линий в период пандемии, однако в меньшей степени – для более слабых фирм. Особенно значимо такое увеличение для менее рискованных фирм (судя по их допандемийным показателям). Это можно объяснить факторами как спроса, так и предложения. Данное объяснение приведено в *Заключении*. В период до пандемии мы также можем отметить тенденцию к большему использованию кредитных линий с ростом уровня ВД. Это означает, что фирмы в более плохом финансовом состоянии более интенсивно использовали имеющиеся кредитные линии. Это может быть связано с тем, что банки неохотно предоставляют новые кредиты компаниям с высоким уровнем ВД, и таким фирмам приходится использовать существующие кредитные возможности (например, уже одобренные кредитные линии). Однако в условиях пандемии эта тенденция исчезла.

### Регрессия 3.

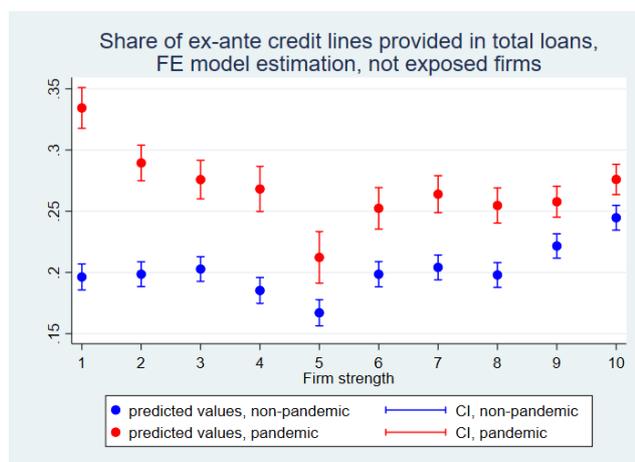
В Регрессии 3 мы берем во внимание подверженность отрасли пандемийному шоку. Подробные результаты оценивания регрессии представлены в таблице 8 в Приложении. Графическая иллюстрация результатов представлена на рисунках 5 и 6.

В этом случае графики строятся аналогично Регрессии 2, но с учетом подверженности отраслей шоку.  $\beta_0$  в данном случае показан как синяя точка для первого дециля ВД на рисунке 5. Аналогичная синяя точка для первого дециля на рисунке 5 равна  $\beta_0 + \beta_3$ . Остальные синие точки (допандемийный уровень использования кредитных линий) рассчитываются как  $\beta_0 + \beta_2$  для неподверженных компаний (рисунок 5) и как  $\beta_0 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_6$  для подверженных (рисунок 6). В пандемийный период, который показан на графиках красными точками, уровень использования кредитных линий равен  $\beta_0 + \beta_1$  для первого дециля ВД и  $\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_4$  для децилей со второго по десятый для неподверженных компаний (Рисунок 5). Для подверженных компаний этот показатель составляет  $\beta_0 + \beta_1 + \beta_3 + \beta_5$  для первого дециля ВД и  $\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4 + \beta_5 + \beta_6 + \beta_7$  для компаний из децилей со второго по десятый (рисунок 6).

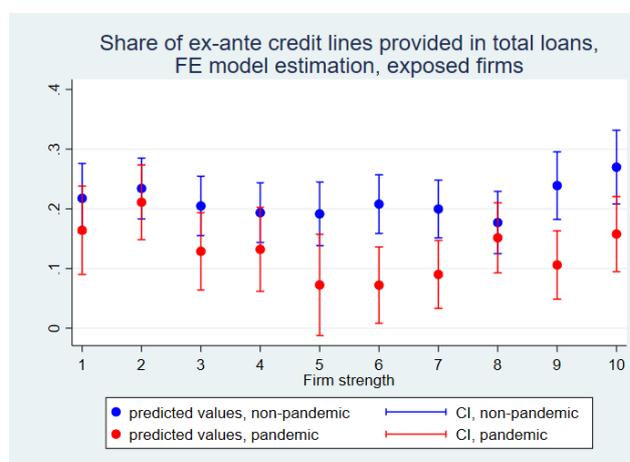
Во-первых, нет значимых отличий в степени использования ранее одобренных кредитных линий между подверженными и неподверженными компаниями в обычное допандемийное время ( $\beta_3$  незначимый). В пандемию же это отличие есть. Фирмы из неподверженных отраслей в 2020 г. начали использовать кредитные линии существенно больше ( $\beta_{11} = 13.8\%$ , положительный и значимый). Это значение экономически значимо.

Для проверки *Гипотезы 6* мы рассматриваем коэффициент  $\beta_5$ , который показывает, использовали ли подверженные компании в пандемию кредитные линии в большей или мень-

**Рис. 5.** Прогнозные значения и доверительные интервалы для доли кредитных линий *ex ante* в общем объеме кредитов. Синие точки показывают прогнозные значения для допандемийного периода, красные точки – прогнозные значения для пандемии. Переменная Firm Strength описана в разделе 4. Более высокие значения соответствуют более высоким оценкам вероятности дефолта (более низким финансовым показателям фирм). Оценки регрессии по фирмам для компаний из не подверженных пандемии отраслей.



**Рис. 6.** Прогнозные значения и доверительные интервалы для доли кредитных линий *ex ante* в общем объеме кредитов. Синие точки показывают прогнозные значения для допандемийного периода, красные точки показывают прогнозные значения для пандемии. Переменная Firm Strength описана в разделе 4. Более высокие значения соответствуют более высоким оценкам вероятности дефолта (более низким финансовым показателям фирм). Оценки регрессии по фирмам для компаний из подверженных пандемии отраслей.



шей степени, чем неподверженные компании в тот же период. Из таблицы 8 можно видеть, что  $\beta_5 = -19.2\%$  и является значимым. Следовательно, подверженные компании из первого дециля пользовались кредитными линиями в значительно меньшей степени, чем неподверженные компании из первого дециля. Таким образом, Гипотеза 6 отклоняется.

Если мы сравниваем использование кредитных линий подверженными компаниями до и после начала пандемии (рисунок 6), мы можем отметить, что фирмы из некоторых групп распределения по ВД использовали кредитные линии так же (для децилей с первого по четвертый и восьмого) или в меньшей степени по сравнению с допандемийным периодом. Такой результат получается из-за того, что изначальный общий эффект от пандемии на пользование кредитными линиями ( $\beta_1$ ) был компенсирован противоположным эффектом от подверженности секторов ( $\beta_5$ ), то есть  $\beta_1$  положительный, тогда как  $\beta_5$  отрицательный, и их значения довольно близки друг к другу, а их сумма в итоге оказывается незначимой. Общий результат для децилей со второго и выше также зависит от индивидуального эффекта для каждого из них (необходимо учесть также коэффициенты  $\beta_2, \beta_4, \beta_6$  и  $\beta_7$ ). Эта разница может обуславливаться факторами и спроса, и предложения. К сожалению, в силу недостаточности данных мы не можем выявить каждый из них в отдельности (как в работе Jiménez и др., 2014). Эти результаты рассматриваются в заключительном разделе.

Для проверки Гипотезы 7 нам необходимо взглянуть на значение оценок  $\beta_7$ . В большинстве случаев они незначимы (за исключением восьмого дециля), что говорит о том, что гипотеза отвергается: более сильные компании в подверженных отраслях не использовали кредитные линии в большей степени, чем компании из более слабых компаний.

#### Регрессия 4.

Подробные результаты оценивания регрессии представлены в таблице 9 в Приложении. Рисунок 7 показывает расчетные значения для доли кредитных линий *ex ante* в виде тепловой карты. Расчеты основаны на оценках коэффициентов Регрессии 4 на уровне «фирма – банк». Переменная *Bank Strength* откладывается по горизонтальной оси, а переменная *Firm Strength* — по вертикальной.

Общий подход к расчетам аналогичен тому, что было сделано в предыдущих регрессиях. Например, значения в таблице 9 для *Not exposed* компаний с *Firm Strength* = 1 в допандемийный период (*Non – pandemic*) и для банков с *Bank Strength* = 1 равен  $\beta_0$  из регрессии. Этот же коэффициент для подверженных компаний (*Exposed*) равен  $\beta_0 + \beta_4$ . Внутри каждой из четырех панелей движение вдоль первого ряда означает изменение в устойчивости банков (переменная *Bank Strength*) с 1 до 4 (при этом  $\beta_3$  добавляется к  $\beta_0$ ). Аналогично при движении вдоль первой колонки устойчивость фирмы меняется с *Firm Strength* = 2 до *Firm Strength* = 10 (при этом к  $\beta_2$  добавляется  $\beta_0$ ). Если мы меняем и колонку, и столбец, то мы должны добавить не только  $\beta_2$  и  $\beta_3$ , но и кросс-эффект двух переменных (*Bank Strength* и *Firm Strength*). При переходе между панелями мы должны учитывать, был ли период пандемийным или нет (*Pandemic* и *Non – pandemic* соответственно), и добавлять  $\beta_1$ , а также подверженность отрасли шоку (*Exposed* или *Not exposed*) и добавлять  $\beta_4$  и их кросс-эффект. Если же меняется более одного параметра, то необходимо учитывать коэффициент, стоящий в регрессии при переменной, отражающей пересечение этих переменных<sup>10</sup>.

Эта регрессия позволяет нам проверить *Гипотезу 8*. Как обсуждалось в разделе 4, нам необходимо проверить два набора коэффициентов: кросс-эффекты от пандемии и переменной *Firm Strength*, а также тройной кросс-эффект переменных *Pandemic*, *Firm strength* и *Bank strength*. Все эти коэффициенты можно найти в таблице 9. Коэффициенты при переменной *pandemic* × *Firm Strength* все значимые и отрицательные. Кроме того, они растут по модулю с увеличением номера дециля для ВД. Это значит, что более слабые фирмы в период пандемии в меньшей степени пользовались кредитными линиями. Что касается тройного кросс-эффекта *pandemic* × *Firm Strength* × *Bank Strength*, то практически все коэффициенты незначимы. Это значит, что *Гипотеза 8* отвергается: использование кредитных линий уменьшалось с ослаблением финансового состояния фирм, и этот результат не зависел от банковских характеристик.

В регрессии также есть множество других пересечений переменных, в том числе и для подверженных компаний (например, тройной кросс-эффект переменных *pandemic* с *exposure* и *Firm Strength*). Однако большинство из них также оказывается незначимым.

Из значимых оценок коэффициентов мы можем выделить положительную взаимосвязь использования кредитных линий с дамми на пандемию (*pandemic*), отрицательный коэффициент при пересечении пандемии и подверженности отрасли (*pandemic* × *exposed*), положительный коэффициент при устойчивости фирмы *Firm Strength* (особенно для децилей выше шестого), отрицательный коэффициент для *pandemic* × *Firm Strength*, положительный коэффициент для устойчивости банков (*Bank Strength*), два положительных коэффициента из трех для пересечения устойчивости банков и периода пандемии (*pandemic* × *exposed* × *Bank Strength*), а также несколько отрицательных коэффициентов среди пересечения устойчивости фирм и банков (*Strength* × *Bank Strength*) (в большинстве случаев значимые коэффициенты относятся к четвертому квартилю *Bank Strength*).

Таким образом, можно сделать вывод о том, что банки с более высокой долей проблемных кредитов имеют относительно большую долю использования лимитов по ранее выданным кредитным линиям. Все остальные взаимосвязи могут быть немонотонными (U-образными), например, в группах банковской устойчивости 3 и 4 (банки с наибольшей долей кредитов низкого качества в портфеле), не подверженные влиянию пандемии компании в допандемийные периоды (см. последнюю колонку на верхней правой панели) наблюдалось снижение исполь-

<sup>10</sup> Например, если мы перемещаемся с коэффициента для неподверженных влиянию пандемии фирм в допандемийный период (при этом  $FS = 1$  и  $BS = 1$ ) к коэффициенту для подверженных этому влиянию фирм в пандемийный период, нам надо добавить и  $\beta_1$ , и  $\beta_4$ , и их пересечение.

**Рис. 7.** Прогнозные значения доли кредитных линий *ex ante* в общем объеме кредитов, оцененные по фирмам и банкам для подверженных (слева) и не подверженных (справа) пандемии фирм. Представлены отдельно для допандемийного периода (верхний ряд) и периода пандемии (нижний ряд).

| Fixed Effect |               |               |          |          |          |               |          |          |          |               |  |          |
|--------------|---------------|---------------|----------|----------|----------|---------------|----------|----------|----------|---------------|--|----------|
|              |               | Exposed       |          |          |          | Not exposed   |          |          |          |               |  |          |
| Non-pandemic | Firm strength | Bank strength |          |          |          | Bank strength |          |          |          | Firm strength |  |          |
|              |               | 1             | 2        | 3        | 4        | 1             | 2        | 3        | 4        |               |  |          |
|              |               | 1             | 0,214731 | 0,199231 | 0,206387 | 0,380455      | 0,090003 | 0,171334 | 0,188687 |               |  | 0,270074 |
| 2            | 0,19196       | 0,233014      | 0,251579 | 0,222951 | 0,115571 | 0,175664      | 0,199564 | 0,271536 |          |               |  |          |
| 3            | 0,123414      | 0,263235      | 0,117202 | 0,163706 | 0,135797 | 0,186009      | 0,203484 | 0,243145 |          |               |  |          |
| 4            | 0,141079      | 0,2232        | 0,202647 | 0,248509 | 0,114499 | 0,189805      | 0,171969 | 0,223556 |          |               |  |          |
| 5            | 0,234395      | 0,223688      | -0,00911 | 0,077786 | 0,078643 | 0,172735      | 0,155443 | 0,186068 |          |               |  |          |
| 6            | 0,116518      | 0,247579      | 0,23217  | 0,182308 | 0,125802 | 0,180213      | 0,195084 | 0,262789 |          |               |  |          |
| 7            | 0,180999      | 0,230647      | 0,079855 | 0,152092 | 0,157201 | 0,181352      | 0,187845 | 0,248463 |          |               |  |          |
| 8            | 0,108819      | 0,225434      | 0,165109 | 0,082721 | 0,13303  | 0,184511      | 0,184286 | 0,234427 |          |               |  |          |
| 9            | 0,184106      | 0,226002      | 0,182353 | 0,261474 | 0,140862 | 0,205574      | 0,224826 | 0,269782 |          |               |  |          |
| 10           | 0,128943      | 0,301121      | 0,209816 | 0,211258 | 0,191114 | 0,213991      | 0,256162 | 0,317623 |          |               |  |          |
| Pandemic     | Firm strength | Bank strength |          |          |          | Bank strength |          |          |          | Firm strength |  |          |
|              |               | 1             | 2        | 3        | 4        | 1             | 2        | 3        | 4        |               |  |          |
|              |               | 1             | 0,002078 | 0,242681 | 0,461081 | 0,569804      | 0,370007 | 0,340598 | 0,49489  |               |  | 0,566952 |
| 2            | 0,145366      | 0,267727      | 0,267356 | 0,22171  | 0,289351 | 0,30434       | 0,414726 | 0,46204  |          |               |  |          |
| 3            | 0,118124      | 0,216664      | 0,221652 | 0,722824 | 0,299435 | 0,296236      | 0,365633 | 0,459908 |          |               |  |          |
| 4            | 0,135547      | 0,242738      | 0,371412 | 0,32002  | 0,274307 | 0,293362      | 0,389133 | 0,407066 |          |               |  |          |
| 5            | 0,163731      | 0,102521      | 0,203691 | 0,599842 | 0,217782 | 0,259006      | 0,294049 | 0,430058 |          |               |  |          |
| 6            | 0,067622      | 0,192223      | 0,234674 | 0,024432 | 0,28213  | 0,26554       | 0,418348 | 0,413716 |          |               |  |          |
| 7            | 0,086617      | 0,212509      | 0,38601  | 0,355644 | 0,293169 | 0,275689      | 0,384919 | 0,39652  |          |               |  |          |
| 8            | 0,235494      | 0,252396      | 0,41529  | 0,433459 | 0,249326 | 0,282932      | 0,358576 | 0,417058 |          |               |  |          |
| 9            | 0,150163      | 0,215741      | 0,192801 | 0,395573 | 0,256256 | 0,272277      | 0,398275 | 0,425369 |          |               |  |          |
| 10           | 0,238491      | 0,267385      | 0,33085  | 0,51606  | 0,263851 | 0,304558      | 0,379229 | 0,430732 |          |               |  |          |

зования кредитных линий с ростом ВД до пятого дециля ВД. Для более высоких уровней ВД эта связь является обратной.

Эта тенденция сохраняется для подверженных пандемии компаний в допандемийный период (см. верхнюю левую панель) и для банков с высокой долей кредитов низкого качества в портфеле. Более того, эта тенденция сохраняется и для не подверженных пандемии отраслей в период пандемии (см. нижнюю правую панель).

Вывод из регрессии 3 также верен здесь: не подверженные влиянию пандемии фирмы начали использовать больше кредитных линий *ex ante* (см. значения в верхней правой и нижней правой панелях по каждой группе). Но это не так для основных случаев подверженных пандемии компаний (см. значения в верхней левой и нижней левой панелях, особенно для подверженных пандемии компаний с более низкими уровнями ВД и кредитов от более устойчивых банков (банков из групп устойчивости 1 или 2). Эти результаты обсуждаются в Заключение.

## 6. Заключение

Для проверки нескольких гипотез, касающихся корпоративного кредитования в России во время пандемии COVID-19, в своей работе мы использовали микроуровневые данные надзорного наблюдения по корпоративным кредитам.

Во-первых, мы изучили изменение качественной структуры новых кредитов в период пандемии по сравнению с тем, что наблюдалось в период до пандемии. При этом свойства кредитов были зафиксированы на уровнях, наблюдавшихся до пандемии (вероятность дефолта задается *ex ante*). Мы зафиксировали качество кредитов, чтобы исключить влияние пандемии на результаты деятельности фирмы. Мы видим, что доля кредитов, предоставленных банками фирмам с более высоким уровнем ВД, увеличилась во время пандемии по сравнению с

ситуацией до пандемии, и этот результат является статистически и экономически значимым. Этот результат сохраняется для всех групп банков по доле проблемных кредитов. Кроме того, мы не обнаружили разницы в изменении доли рискованных кредитов в портфелях более финансово стабильных и менее финансово стабильных банков во время пандемии. Таким образом интенсивность изменения не связана с долей невозвратных кредитов на балансе банка и не происходит концентрации рисков на балансах менее финансово стабильных банков.

Поскольку программы государственной поддержки стали важной движущей силой выдачи корпоративных кредитов во время пандемии, дизайн этих программ может объяснить полученные нами результаты<sup>11</sup>. Далее мы приводим некоторые объяснения результата с точки зрения спроса и предложения. И то и другое связано с наличием программ государственной поддержки.

Программы государственной поддержки компенсировали банкам потери по кредитам, что могло сделать банки менее чувствительными к кредитному качеству заемщиков (особенно в случае программы «ФОТ 2.0»<sup>12</sup>). Банкам, выдающим субсидированные кредиты, была обещана компенсация всех потенциальных кредитных потерь, независимо от профиля риска потенциального заемщика. Таким образом, данная программа не отбирает более финансово стабильные фирмы (если судить на основании результатов деятельности фирм до пандемии).

Результаты множества исследований показывают, что снижение необходимости контроля качества заемщиков со стороны банков оказывает негативное воздействие на финансовую стабильность и на эффективное распределение финансирования.

Эти государственные программы финансирования могли оказать негативное влияние на предложение. Фирмы, которые до пандемии имели значительные риски, смогли получить финансирование во время пандемии из-за меньших усилий банков по мониторингу. Иначе говоря, обострилась проблема «морального риска» (см. Repullo, 2004; Boyd и De Nicolo, 2005). Одним из последствий этого для предложения является «зомбификация». Некоторые исследования (см., например, R. Banerjee и Hofmann, 2020; Laeven и др., 2020; Altavilla и др., 2020; Caballero и др., 2008; R. N. Banerjee и Kharroubi, 2020) показывают, что программы государственной поддержки могут объяснить рост числа «зомби-фирм» (вследствие более низких ставок). Таким образом, влияние программ на предложение могло привести к увеличению предоставленных кредитов фирмам, которые были менее финансово стабильными еще до пандемии.

Также существует ряд нежелательных эффектов от этих программ со стороны спроса. Если фирмы ожидают снижения интенсивности мониторинга со стороны банков, то более рискованные и финансово неустойчивые заемщики могут активнее подавать заявки на кредиты, вызывая проблему «неблагоприятного отбора». В результате банки могут привлечь большое количество заемщиков, которые изначально будут знать, что они не будут возвращать полученный кредит (см., например, Saito и Tsuruta, 2018 или Bugova и др., 2021).

Если это объяснение близко к истине, то увеличившаяся в пандемию доля новых займов, выданных рискованным фирмам, будет говорить о снижении эффективности распределения финансов в экономике. Потери от этого будут перекладываться на общество в виде более высоких расходов государства на компенсацию потерь банков из-за заемщиков, которые фактически не выполняют требования для льготного кредита.

Во-вторых, мы исследовали изменение доли кредитных линий в общем объеме корпоративных заимствований в период пандемии в зависимости от финансового состояния компаний и подверженности негативным эффектам пандемии.

<sup>11</sup>В работе Bessonova и др., 2021 описываются основные виды субсидированных кредитов, выданных во время пандемии COVID-19 в России, и показано, что количество новых кредитов увеличилось на 65% в январе – августе 2020 г. по сравнению с аналогичным периодом 2019 г., в основном за счет льготных кредитов.

<sup>12</sup>Условия займов в рамках «ФОТ 2.0» предусматривают, что, если фирма сохраняет трудоустройство сотрудников *ex post*, заемщику не нужно возвращать кредит банку, так как это сделает Правительство. Если фирма не сохраняет трудоустройство *ex post*, она должна погасить кредит банку. Однако, если такой заемщик объявит дефолт, Правительство в любом случае компенсирует убытки банку.

Мы показали, что использование кредитных линий статистически и экономически значимо увеличилось в период пандемии. Этот результат был ожидаем, поскольку использование ранее одобренных кредитных линий является первоочередной поддержкой для компаний, столкнувшихся с шоком ликвидности. Аналогичный результат уже был показан и в других работах (см., например, Greenwald и др., 2021, Campello и др., 2012 или Bosshardt и Kakhbod, 2021).

Кроме того, мы показали, что фирмы с наибольшими оценками вероятности дефолта в среднем привлекают меньше заемных средств через использование ранее одобренных кредитных линий, то есть эти фирмы увеличивали долю новых отдельных кредитов в своем внешнем финансировании. Этот результат может быть объяснен тем, что более рискованные фирмы вместо активации уже имеющихся кредитных линий активнее выходили на рынок для получения льготного кредита, который является новым отдельно предоставленным кредитом.

Наконец, мы изучили, для каких групп банков в период пандемии наблюдалось более активное использование кредитных линий *ex ante* — для финансово сильных или слабых банков. Мы видим, что для более слабых банков (с большей долей невозвратных кредитов), как правило, характерна более высокая доля использования кредитных линий до и во время пандемии. Это важное наблюдение: с одной стороны, использование кредитных линий (особенно в кризисное время) может предполагать больше ограничений на другие формы кредитования для таких банков по сравнению с более сильными банками. Это ограничение снижает доступность заемных средств в виде новых займов для других компаний в период, когда такое кредитование может быть наиболее необходимо (см. Карап и Minoiu, 2021). С другой стороны, для более слабых банков более велика вероятность неисполнения обязательств по кредитным линиям при их использовании фирмами. Оба замечания означают, что регулятору может потребоваться уделить внимание более слабым банкам, имеющим высокую долю кредитных линий, которые могут быть использованы заемщиком.

Кроме того, мы исследовали отраслевой состав кредитных линий до и во время пандемии. Мы видим более активное использование кредитных линий *ex ante* во время пандемии, но только в случае компаний, не пострадавших от пандемии. Компании в секторах, подверженных пандемии, показывают снижение использования старых кредитных линий.

При объяснении этого результата также можно выявить факторы, влияющие как со стороны спроса, так и со стороны предложения. Если рассмотреть предложение, то банки могут принимать меры по снижению доступности кредитных линий для подверженных секторов, чтобы сдержать рост кредитного риска<sup>13</sup>. Однако мы считаем, что основным фактором в данном случае является сторона спроса. Можно выявить два направления влияния со стороны спроса. Во-первых, поскольку спрос на продукцию пострадавших отраслей в период пандемии снизился, спрос самих фирм также мог снизиться, особенно на кредитные линии. Во-вторых, фирмы из подверженных отраслей могли подать заявки на льготные кредиты, хотя до этого не привлекали кредитов. В результате доля используемых кредитных линий в общем объеме полученных компаниями займов снизилась для группы подверженных компаний. Последний аргумент подробнее рассматривается в работе Bessonova и др., 2022.

Иными словами, если эти аргументы валидны и государственные льготные программы кредитования в итоге привели к нежелательным изменениям в структуре заимствований, то возникает потребность в улучшении дизайна льготных программ кредитования, чтобы лучше учитывать стимулы банков к проведению мониторинга клиентов.

Например, в схеме поддержки могут быть два условия. Первым условием может быть требование о привлечении банками только тех фирм, которые намерены следовать «правилам игры» (сохранить штатную численность и так далее). Например, это можно сделать через требование предоставить доказательства личной заинтересованности руководства компании в ее успехе при обращении за субсидируемыми государством кредитами. Второе условие может состоять в том, что Правительство не должно предоставлять финансирование компани-

<sup>13</sup>Мы оставляем за рамками данного исследования роль взаимоотношений между фирмами и банками в существующем различии. В рамках этой работы мы не можем выявить явным образом эти взаимоотношения, поскольку у нас нет нужных показателей.

ям, не гарантирующим такой заинтересованности при подаче заявки на субсидированный кредит. Вместо этого в рамках программы должна быть обеспечена поддержка персонала прямым субсидированием заработной платы. В качестве альтернативы программа может компенсировать банкам только фактически понесенные потери, превышающие пороговый уровень, оцениваемый на основе компонентов комплексной оценки рисков заемщиков, подпадающих под программу кредитной поддержки: уровень ВД, размер убытков при наступлении дефолта (loss given default, LGD) и величина средств под риском (exposure at default, EaD).

В развитие этой темы мы должны сделать несколько замечаний. Во-первых, мы рассматриваем пандемию COVID-19 поскольку это был значительный экзогенный экономический шок на том временном интервале, в течение которого у нас имеются данные. По той же причине мы берем во внимание только российские банки, поскольку по ним есть вся необходимая информация. В большинстве случаев такие данные являются информацией ограниченного доступа и не публикуются в открытых источниках. Однако использование данной методологии в других странах может позволить провести метаанализ и сравнить результаты. Еще одно направление работы связано с использованием альтернативных мер для оценки качества банков и компаний. В первом случае кредиты IV и V категорий качества могут быть слишком волатильными в силу своей специфики, и стоит рассмотреть возможность использования более стабильных переменных. Во втором случае нам необходимо учесть взаимосвязь разных отраслей, наличие которых может повлиять на оценки вероятности дефолта.

## Приложение

### Описательная статистика

Таблица 1. Данные и источники

| Переменная  | Единицы измерения | Переменная   |
|---|-------------------|--|
| <b>Форма 303</b>  |                   |  |
| <p>Подробная информация о банковской отчетности по форме № 303 содержится в Указании Банка России от 08.10.2018 № 4927-У «О перечне, формах и порядке составления и предоставления форм отчетности кредитных организаций в Центральный банк Российской Федерации», Приложение 1, часть 0409303 «Сведения о ссудах, предоставленных юридическим лицам»</p> |                   |  |
| Дата транша   | -                 | Поле 5.1 формы   |
| Дата соглашения   | -                 | Поле 2.3 формы   |
| Даты погашения долга  | -                 | Поле 3.8 формы   |
| Идентификатор банка (REGN)  | -                 | -  |
| Идентификатор компании(ИНН)   | -                 | Поле 1.5 формы   |
| Идентификатор соглашения  | -                 | Поле 2.1 формы   |
| Тип кредита   | -                 | Поле 3.1 формы. 1 — ссуды (кредиты), 2 — кредиты по овердрафту, 3 — кредитная линия с лимитом задолженности, 4 — кредитные линии с лимитом выдач, 5 — кредитные линии, совмещающие лимиты задолженности и выдач, 6 — кредитные карты |
| Особые условия соглашения   | -                 | Поле 3.15 формы. «Т» указывается для кредитов с льготной процентной ставкой  |
| Общий объем кредитов по соглашению с учетом изменений   | руб.              | Поле 3.4 формы. Кредиты в иностранной валюте пересчитаны в рублевом эквиваленте  |
| Итого задолженность по срочным кредитам   | руб.              | Поле 6.3 формы. Кредиты в иностранной валюте пересчитаны в рублевом эквиваленте. Главные и дополнительные линии в совокупности   |
| Доступные неиспользованные кредитные лимиты   | руб.              | Поле 8.1 формы   |
| Объем кредитного транша   | руб.              | Поле 5.3 формы. Кредиты в иностранной валюте пересчитаны в рублевом эквиваленте. Показаны по траншам   |
| Идентификатор валюты  | -                 | -  |

**Таблица 2.** Описательная статистика по подвыборкам

| Вся выборка   |            |            |              |              |
|---|------------|------------|--------------|--------------|
| Год   | 2017       | 2018       | 2019         | 2020         |
| Итого кредитов, млрд руб.                               | 19 617,94  | 22 572,60  | 26 506,45    | 35 984,41    |
| Наблюдения  | 764 094,00 | 917 725,00 | 1 168 453,00 | 1 669 239,00 |
| Количество уникальных ИНН                               | 115 057,00 | 146 244,00 | 183 057,00   | 350 425,00   |
| Подвыборка без овердрафтов                              |            |            |              |              |
|   | 2017       | 2018       | 2019         | 2020         |
| Итого кредитов, млрд руб.                               | 16 724,72  | 19 409,48  | 22 703,11    | 32 711,52    |
| Наблюдения  | 610 115,00 | 662 256,00 | 782 571,00   | 1 284 188,00 |
| Количество уникальных ИНН                               | 89 950,00  | 97 181,00  | 109 125,00   | 281 678,00   |
| Подвыборка без овердрафтов и с финансовыми показателями |            |            |              |              |
|   | 2017       | 2018       | 2019         | 2020         |
| Итого кредитов, млрд руб.                               | 12 447,74  | 12 889,55  | 11 179,19    | 13 529,64    |
| Наблюдения  | 421 830,00 | 465 438,00 | 512 196,00   | 801 570,00   |
| Количество уникальных ИНН                               | 44 669,00  | 47 561,00  | 51 744,00    | 138 762,00   |

**Таблица 3.** Описательная статистика по переменным в регрессиях по банкам

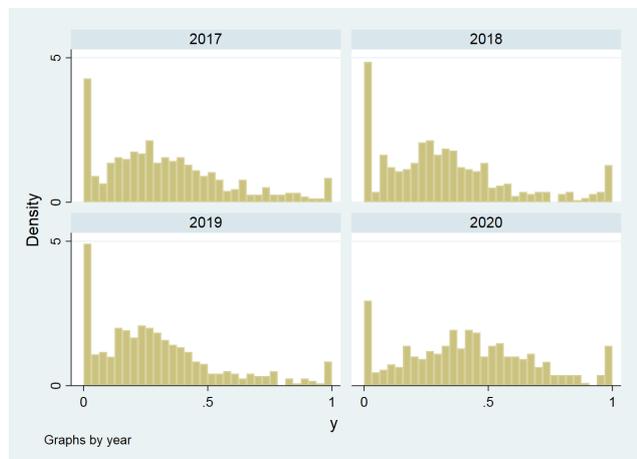
| Переменная                   | среднее   | sd        | count | min     | max       |
|------------------------------|-----------|-----------|-------|---------|-----------|
| 2017                         |           |           |       |         |           |
| Итого кредитов (ИК)          | 2,52E+10  | 1,63E+11  | 493   | 700000  | 2,87E+12  |
| Проблемные кредиты (ПК)      | 7,42E+09  | 4,70E+10  | 493   | 0       | 7,71E+11  |
| Доля кредитов IV&V категории | 0,1976071 | 0,2046711 | 493   | 0       | 0,9910293 |
| ПК/ИК                        | 0,3689322 | 0,2628493 | 493   | 0       | 1         |
| 2018                         |           |           |       |         |           |
| Итого кредитов (ИК)          | 2,88E+10  | 2,09E+11  | 448   | 1000000 | 3,34E+12  |
| Проблемные кредиты (ПК)      | 8,73E+09  | 6,08E+10  | 448   | 0       | 8,82E+11  |
| Доля кредитов IV&V категории | 0,2264603 | 0,2310415 | 448   | 0       | 1         |
| ВС/ТС                        | 0,3846213 | 0,2731901 | 448   | 0       | 1         |
| 2019                         |           |           |       |         |           |
| Итого кредитов (ТС)          | 2,91E+10  | 1,64E+11  | 384   | 1676000 | 2,03E+12  |
| Проблемные кредиты (ПК)      | 9,30E+09  | 5,09E+10  | 384   | 0       | 5,82E+11  |
| Доля кредитов IV&V категории | 0,2241562 | 0,2317299 | 384   | 0       | 1         |
| ПК/ИК                        | 0,3572287 | 0,2496626 | 384   | 0       | 1         |
| 2020                         |           |           |       |         |           |
| Итого кредитов (ИК)          | 3,89E+10  | 2,25E+11  | 348   | 190000  | 2,76E+12  |
| Проблемные кредиты (ПК)      | 1,99E+10  | 1,10E+11  | 348   | 0       | 1,22E+12  |
| Доля кредитов IV&V категории | 0,2161275 | 0,2368818 | 348   | 0       | 0,9534884 |
| ПК/ИК                        | 0,442742  | 0,2599288 | 348   | 0       | 1         |

**Таблица 4.** Описательная статистика по переменным в регрессиях по фирмам

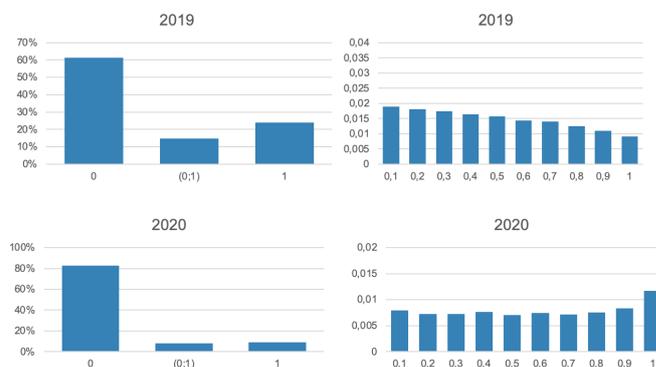
| Переменная                   | среднее   | sd        | count  | min    | max      |
|------------------------------|-----------|-----------|--------|--------|----------|
| 2017                         |           |           |        |        |          |
| Итого кредитов               | 2,79E+08  | 7,08E+09  | 44669  | 1      | 8,77E+11 |
| Кредитные линии ex ante      | 1,08E+08  | 3,21E+09  | 44669  | 0      | 5,31E+11 |
| PD                           | 0,0664556 | 0,1097422 | 44669  | 0      | 1        |
| Доля кредитных линий ex ante | 0,2947011 | 0,4255684 | 44669  | 0      | 1        |
| 2018                         |           |           |        |        |          |
| Итого кредитов               | 2,71E+08  | 5,37E+09  | 47561  | 1      | 5,24E+11 |
| Кредитные линии ex ante      | 1,19E+08  | 3,08E+09  | 47561  | 0      | 4,04E+11 |
| ВД                           | 0,067936  | 0,1156658 | 47561  | 0      | 1        |
| Доля кредитных линий ex ante | 0,3152794 | 0,4329423 | 47561  | 0      | 1        |
| 2019                         |           |           |        |        |          |
| Итого кредитов               | 2,16E+08  | 4,43E+09  | 51744  | 155,13 | 5,38E+11 |
| Кредитные линии ex ante      | 1,10E+08  | 3,17E+09  | 51744  | 0      | 5,38E+11 |
| ВД                           | 0,0614362 | 0,1118705 | 51744  | 0      | 1        |
| Доля кредитных линий ex ante | 0,3053399 | 0,4327039 | 51744  | 0      | 1        |
| 2020                         |           |           |        |        |          |
| Итого кредитов               | 9,75E+07  | 4,38E+09  | 138762 | 0,31   | 1,10E+12 |
| Кредитные линии ex ante      | 4,67E+07  | 1,94E+09  | 138762 | 0      | 3,65E+11 |
| PD                           | 0,0607798 | 0,1165458 | 138762 | 0      | 1        |
| Доля кредитных линий ex ante | 0,1343297 | 0,322101  | 138762 | 0      | 1        |

## Гистограммы

**Рис. 8.** Доля кредитов IV и V категорий в объеме кредитов банков, по годам

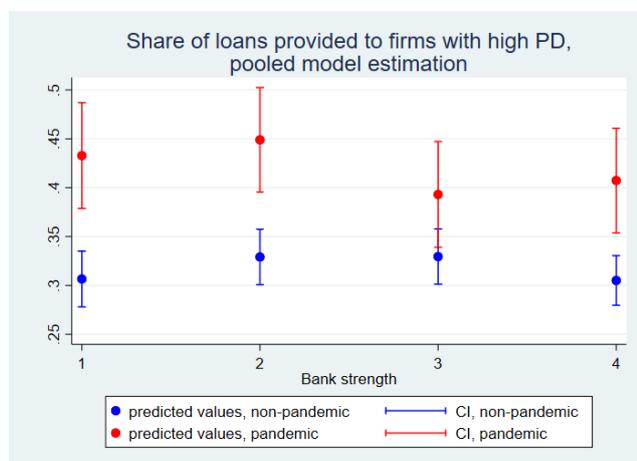


**Рис. 9.** Доля выданных по кредитным линиям в общем объеме кредитов, выданных компаниям в 2019 и 2020 годах. Левая графа в гистограмме по частям: 0, 1 и все между ними. В правой графе представлена часть (0,1) более детально

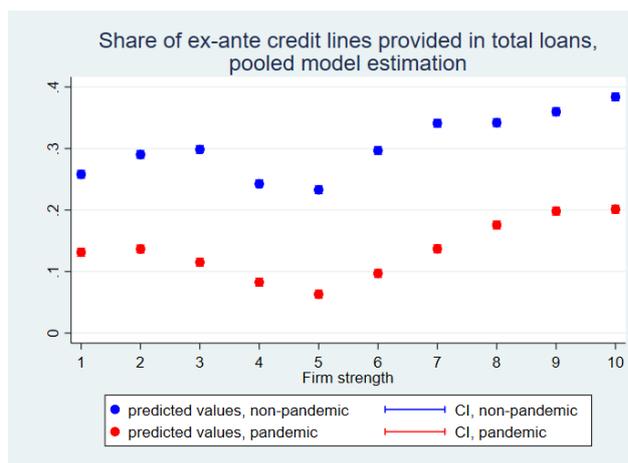


## Результаты регрессии

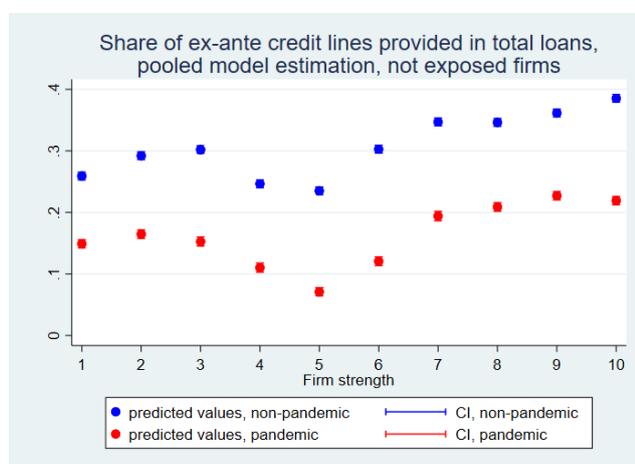
**Рис. 10.** Прогнозные значения и доверительные интервалы для доли кредитов фирмам с высоким уровнем ВД. Синие точки показывают прогнозные значения для допандемийного периода, красные точки показывают прогнозные значения для пандемии. Переменная Bank Strength описана в разделе 4. Более высокие значения этой переменной соответствуют более высокой доле невозвратных кредитов в балансе банка. Объединенные оценки модели из регрессии по банкам



**Рис. 11.** Прогнозные значения и доверительные интервалы для доли кредитных линий ex ante в общем объеме кредитов. Объединенные оценки модели из регрессии по фирмам.



**Рис. 12.** Прогнозные значения и доверительные интервалы для доли кредитных линий ex ante в общем объеме кредитов. Синие точки показывают прогнозные значения для допандемийного периода, красные точки показывают прогнозные значения для пандемии. Переменная Firm Strength описана в разделе 4. Более высокие значения соответствуют более высоким оценкам вероятности дефолта (более низким финансовым показателям фирм). Объединенные оценки модели из регрессии по фирмам для компаний, не подверженных влиянию пандемии



**Рис. 13.** Прогнозные значения и доверительные интервалы для доли кредитных линий ex ante в общем объеме кредитов. Синие точки показывают прогнозные значения для допандемийного периода, красные точки показывают прогнозные значения для пандемии. Переменная Firm Strength описана в разделе 4. Более высокие значения соответствуют более высоким оценкам вероятности дефолта (более низким финансовым показателям фирм). Объединенные оценки модели из регрессии по фирмам для компаний, подверженных влиянию пандемии

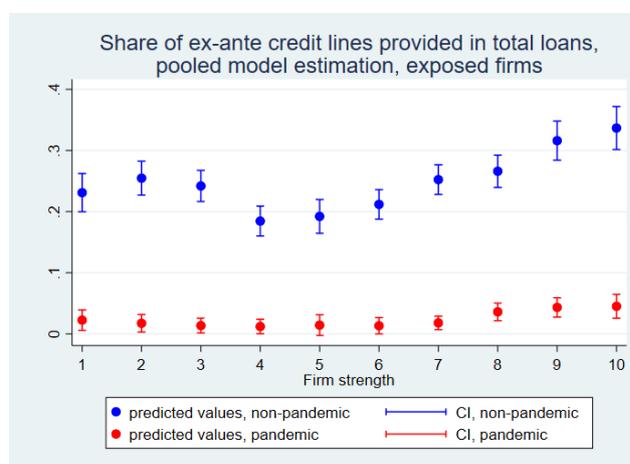


Таблица 5. Регрессия по банкам

| ПЕРЕМЕННЫЕ      | (1)<br>pooled                   | (2)<br>FE | (3)<br>pooled | (4)<br>FE |
|-----------------|---------------------------------|-----------|---------------|-----------|
| $pandemic = 1$  | 0.126***                        | 0.120***  | 0.127***      | 0.142***  |
|                 | <i>bank strength</i>            |           |               |           |
| $bs = 2$        | 0.023                           | -0.005    |               |           |
| $bs = 3$        | 0.023                           | 0.017     |               |           |
| $bs = 4$        | -0.001                          | -0.017    |               |           |
| $share$         |                                 |           | -0.006        | 0.057     |
|                 | <i>pandemic × bank strength</i> |           |               |           |
| $p = 1, bs = 2$ | -0.006                          | 0.028     |               |           |
| $p = 1, bs = 3$ | -0.063                          | -0.050    |               |           |
| $p = 1, bs = 4$ | -0.024                          | -0.016    |               |           |
| $p = 1, share$  |                                 |           | -0.106        | -0.144**  |
| Константа       | 0.307***                        | 0.318***  | 0.318***      | 0.303***  |
| Наблюдения      | 1,659                           | 1,659     | 1,659         | 1,659     |
| Группы          |                                 | 508       |               | 508       |
| $R^2_{overall}$ | 0.030                           | 0.029     | 0.029         | 0.027     |
| $R^2_{between}$ |                                 | 0.0006    |               | 0.0008    |
| $R^2_{within}$  |                                 | 0.051     |               | 0.051     |
| F-stat          | 7.232                           | 8.713     | 16.40         | 20.69     |
| p-value         | 1.49e-08                        | 1.86e-10  | 1.67e-10      | 0         |

\*\*\* p&lt;0.01, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

**Таблица 6.** Регрессии по банкам, проверка устойчивости

| ПЕРЕМЕННЫЕ                  | (1)<br>pooled                          | (2)<br>FE | (3)<br>pooled | (4)<br>FE |
|-----------------------------|--|-----------|---------------|-----------|
| <i>pandemic</i> = 1         | 0.127**                                | 0.131**   | 0.140***      | 0.160***  |
|                             | <i>bank strength</i>                   |           |               |           |
| <i>bs</i> = 2               | 0.005                                  | -0.019    |               |           |
| <i>bs</i> = 3               | 0.012                                  | 0.014     |               |           |
| <i>bs</i> = 4               | -0.004                                 | -0.028    |               |           |
| <i>share</i>                |  |           | 0.028         | 0.192*    |
|                             | <i>pandemic</i> × <i>bank strength</i> |           |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>bs</i> = 2 | 0.032                                  | 0.057     |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>bs</i> = 3 | -0.084                                 | -0.089    |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>bs</i> = 4 | 0.021                                  | -0.014    |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>share</i>  |  |           | -0.090        | -0.187    |
| Константа                   | -0.003                                 | 0.009     | -0.006        | -0.041    |
| Наблюдения                  | 1,659                                  | 1,659     | 1,659         | 1,659     |
| Группы                      |  | 508       |               | 508       |
| $R^2_{\text{overall}}$      | 0.014                                  | 0.013     | 0.013         | 0.009     |
| $R^2_{\text{between}}$      |  | 0.0013    |               | 0.00014   |
| $R^2_{\text{within}}$       |  | 0.021     |               | 0.022     |
| F-stat                      | 3.433                                  | 3.505     | 7.136         | 8.512     |
| p-value                     | 0.001                                  | 0.001     | 9.23e-05      | 1.36e-05  |

\*\*\* p&lt;0.01, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

Таблица 7. Регрессии по не подверженным влиянию фирмам

| ПЕРЕМЕННЫЕ       | (1)<br>pooled                   | (2)<br>FE | (3)<br>pooled | (4)<br>FE |
|------------------|---------------------------------|-----------|---------------|-----------|
| $pandemic = 1$   | -0.127***                       | 0.128***  | -0.165***     | 0.065***  |
|                  | <i>firm strength</i>            |           |               |           |
| $fs = 2$         | 0.032***                        | 0.004     |               |           |
| $fs = 3$         | 0.040***                        | 0.007     |               |           |
| $fs = 4$         | -0.015***                       | -0.009    |               |           |
| $fs = 5$         | -0.025***                       | -0.028*** |               |           |
| $fs = 6$         | 0.039***                        | 0.004     |               |           |
| $fs = 7$         | 0.083***                        | 0.008     |               |           |
| $fs = 8$         | 0.084***                        | 0.001     |               |           |
| $fs = 9$         | 0.102***                        | 0.025***  |               |           |
| $fs = 10$        | 0.126***                        | 0.048***  |               |           |
| $pd$             |                                 |           | 0.246***      | 0.119***  |
|                  | <i>pandemic × firm strength</i> |           |               |           |
| $p = 1, fs = 2$  | -0.027***                       | -0.044*** |               |           |
| $p = 1, fs = 3$  | -0.057***                       | -0.066*** |               |           |
| $p = 1, fs = 4$  | -0.033***                       | -0.058*** |               |           |
| $p = 1, fs = 5$  | -0.043***                       | -0.094*** |               |           |
| $p = 1, fs = 6$  | -0.073***                       | -0.091*** |               |           |
| $p = 1, fs = 7$  | -0.077***                       | -0.084*** |               |           |
| $p = 1, fs = 8$  | -0.040***                       | -0.079*** |               |           |
| $p = 1, fs = 9$  | -0.035***                       | -0.101*** |               |           |
| $p = 1, fs = 10$ | -0.056***                       | -0.102*** |               |           |
| $p = 1, pd$      |                                 |           | -0.073***     | -0.099*** |
| Константа        | 0.258***                        | 0.187***  | 0.289***      | 0.184***  |
| Наблюдения       | 282,051                         | 282,051   | 282,051       | 282,051   |
| Группы           |                                 | 194,197   |               | 194,197   |
| $R^2_{overall}$  | 0.062                           | 0.0148    | 0.052         | 0.0360    |
| $R^2_{between}$  |                                 | 0.0285    |               | 0.0753    |
| $R^2_{within}$   |                                 | 0.011     |               | 0.008     |
| F-stat           | 981.4                           | 50.17     | 5120          | 249       |
| p-value          | 0.000                           | 0.000     | 0.000         | 0.000     |

\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

Таблица 8. Регрессии по фирмам, подверженным влиянию

| ПЕРЕМЕННЫЕ                                | (1)<br>pooled                             | (2)<br>FE | (3)<br>pooled | (4)<br>FE |
|---|---|-----------|---------------|-----------|
| <i>pandemic</i> = 1                       | -0.110***                                 | 0.138***  | -0.139***     | 0.076***  |
|   | <i>firm strength</i>                      |           |               |           |
| <i>fs</i> = 2                             | 0.033***                                  | 0.002     |               |           |
| <i>fs</i> = 3                             | 0.043***                                  | 0.006     |               |           |
| <i>fs</i> = 4                             | -0.013***                                 | -0.011    |               |           |
| <i>fs</i> = 5                             | -0.024***                                 | -0.029*** |               |           |
| <i>fs</i> = 6                             | 0.044***                                  | 0.002     |               |           |
| <i>fs</i> = 7                             | 0.088***                                  | 0.008     |               |           |
| <i>fs</i> = 8                             | 0.087***                                  | 0.002     |               |           |
| <i>fs</i> = 9                             | 0.102***                                  | 0.025***  |               |           |
| <i>fs</i> = 10                            | 0.126***                                  | 0.048***  |               |           |
| <i>pd</i>                                 |   |           | 0.242***      | 0.122***  |
|   | <i>pandemic × firm strength</i>           |           |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 2               | -0.017***                                 | -0.047*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 3               | -0.039***                                 | -0.065*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 4               | -0.026***                                 | -0.055*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 5               | -0.054***                                 | -0.093*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 6               | -0.072***                                 | -0.084*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 7               | -0.043***                                 | -0.078*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 8               | -0.027***                                 | -0.081*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 9               | -0.024***                                 | -0.102*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 10              | -0.056***                                 | -0.107*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>pd</i>                   |   |           | -0.093***     | -0.116*** |
| <i>exposed</i> = 1                        | -0.028*                                   | 0.021     | -0.063***     | 0.010     |
| <i>pandemic</i><br>1, <i>exposed</i> = 1  | = -0.099***                               | -0.192*** | -0.071***     | -0.153*** |
|   | <i>firm strength × exposed</i>            |           |               |           |
| <i>fs</i> = 2, <i>e</i> = 1               | -0.009                                    | 0.014     |               |           |
| <i>fs</i> = 3, <i>e</i> = 1               | -0.032                                    | -0.019    |               |           |
| <i>fs</i> = 4, <i>e</i> = 1               | -0.034                                    | -0.013    |               |           |
| <i>fs</i> = 5, <i>e</i> = 1               | -0.015                                    | 0.003     |               |           |
| <i>fs</i> = 6, <i>e</i> = 1               | -0.063***                                 | -0.012    |               |           |
| <i>fs</i> = 7, <i>e</i> = 1               | -0.067***                                 | -0.026    |               |           |
| <i>fs</i> = 8, <i>e</i> = 1               | -0.052**                                  | -0.042    |               |           |
| <i>fs</i> = 9, <i>e</i> = 1               | -0.017                                    | -0.004    |               |           |
| <i>fs</i> = 10, <i>e</i> = 1              | -0.021                                    | 0.004     |               |           |
| <i>pd, e</i> = 1                          |   |           | 0.007         | 0.027     |
|   | <i>pandemic × firm strength × exposed</i> |           |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 2, <i>e</i> = 1 | -0.011                                    | 0.078     |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 3, <i>e</i> = 1 | 0.020                                     | 0.043     |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 4, <i>e</i> = 1 | 0.062***                                  | 0.047     |               |           |

Продолжение на сл. странице

| ПЕРЕМЕННЫЕ              | (1)<br>pooled | (2)<br>FE | (3)<br>pooled | (4)<br>FE |
|-------------------------|---------------|-----------|---------------|-----------|
| $p = 1, fs = 5, e = 1$  | 0.085***      | 0.027     |               |           |
| $p = 1, fs = 6, e = 1$  | 0.082***      | 0.002     |               |           |
| $p = 1, fs = 7, e = 1$  | 0.017         | 0.022     |               |           |
| $p = 1, fs = 8, e = 1$  | 0.006         | 0.109**   |               |           |
| $p = 1, fs = 9, e = 1$  | -0.040        | 0.023     |               |           |
| $p = 1, fs = 10, e = 1$ | -0.027        | 0.048     |               |           |
| $p = 1, pd, e = 1$      |               |           | -0.089        | 0.057     |
| Константа               | 0.259***      | 0.196***  | 0.292***      | 0.193***  |
| Наблюдения              | 282,051       | 282,051   | 282,051       | 282,051   |
| Группы                  |               | 194,197   |               | 194,197   |
| $R^2_{\text{overall}}$  | 0.073         | 0.001     | 0.062         | 0.0001    |
| $R^2_{\text{between}}$  |               | 0.0003    |               | 0.0001    |
| $R^2_{\text{within}}$   |               | 0.014     |               | 0.011     |
| F-stat                  | 570           | 31.56     | 2671          | 144.4     |
| p-value                 | 0.000         | 0.000     | 0.000         | 0.000     |

\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

Таблица 9. Регрессии по фирмам и банкам в совокупности

| ПЕРЕМЕННЫЕ  | (1)<br>pooled | (2)<br>FE | (3)<br>pooled | (4)<br>FE |
|---|---------------|-----------|---------------|-----------|
| <i>pandemic</i> = 1                                     | -0.165***     | 0.276***  | -.152***      | 0.116***  |
| <i>exposed</i> = 1                                      | -0.050        | 0.123     | -0.082***     | 0.039     |
| <i>pandemic</i> = 1, <i>exposed</i> = 1                 | -0.180***     | -0.490*** | -0.054***     | -0.155*** |
| <i>firm strength</i>                                    |               |           |               |           |
| <i>fs</i> = 2   | 0.030**       | 0.024     |               |           |
| <i>fs</i> = 3   | 0.070***      | 0.044***  |               |           |
| <i>fs</i> = 4   | 0.027**       | 0.021     |               |           |
| <i>fs</i> = 5   | 0.009         | -0.013    |               |           |
| <i>fs</i> = 6   | 0.059***      | 0.034**   |               |           |
| <i>fs</i> = 7   | 0.070***      | 0.064***  |               |           |
| <i>fs</i> = 8   | 0.074***      | 0.040**   |               |           |
| <i>fs</i> = 9   | 0.080***      | 0.049***  |               |           |
| <i>fs</i> = 10  | 0.105***      | 0.099***  |               |           |
| <i>pd</i>   |               |           | 0.245***      | 0.121***  |
| <i>pandemic</i> × <i>firm strength</i>                  |               |           |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 2                             | -.020         | -0.104*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 3                             | -.049**       | -0.114*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 4                             | -.078***      | -0.115*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 5                             | -.136***      | -0.144*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 6                             | -.095***      | -0.122*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 7                             | .024          | -0.140*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 8                             | .008          | -0.159*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 9                             | .008          | -0.161*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 10                            | -.037**       | -0.205*** |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>pd</i>                                 |               |           | -0.136***     | -0.092**  |
| <i>firm strength</i> × <i>exposed</i>                   |               |           |               |           |
| <i>fs</i> = 2, <i>e</i> = 1                             | -.050         | -0.042    |               |           |
| <i>fs</i> = 3, <i>e</i> = 1                             | -.020         | -0.136    |               |           |
| <i>fs</i> = 4, <i>e</i> = 1                             | -.092         | -0.096    |               |           |
| <i>fs</i> = 5, <i>e</i> = 1                             | .059          | 0.032     |               |           |
| <i>fs</i> = 6, <i>e</i> = 1                             | -.052         | -0.132    |               |           |
| <i>fs</i> = 7, <i>e</i> = 1                             | -.051         | -0.099    |               |           |
| <i>fs</i> = 8, <i>e</i> = 1                             | -.035         | -0.146    |               |           |
| <i>fs</i> = 9, <i>e</i> = 1                             | -.018         | -0.080    |               |           |
| <i>fs</i> = 10, <i>e</i> = 1                            | -.048         | -0.185*   |               |           |
| <i>pd, e</i> = 1  |               |           | 0.015         | -0.094    |
| <i>pandemic</i> × <i>firm strength</i> × <i>exposed</i> |               |           |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 2, <i>e</i> = 1               | 0.036         | 0.266     |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 3, <i>e</i> = 1               | -.011         | 0.322     |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 4, <i>e</i> = 1               | .131*         | 0.323*    |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 5, <i>e</i> = 1               | .056          | 0.286     |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 6, <i>e</i> = 1               | .075          | 0.286     |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 7, <i>e</i> = 1               | -.055         | 0.260     |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 8, <i>e</i> = 1               | -.026         | 0.500***  |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 9, <i>e</i> = 1               | -.032         | 0.340*    |               |           |
| <i>p</i> = 1, <i>fs</i> = 10, <i>e</i> = 1              | .017          | 0.529**   |               |           |

Продолжение на сл. странице

| ПЕРЕМЕННЫЕ             | (1)<br>pooled                             | (2)<br>FE | (3)<br>pooled | (4)<br>FE |
|------------------------|---|-----------|---------------|-----------|
| $p = 1, pd, e = 1$     |   |           | -0.090        | 0.336*    |
|                        | <i>bank strength</i>                      |           |               |           |
| $bs = 2$               | -0.240***                                 | 0.081***  |               |           |
| $bs = 3$               | -0.101***                                 | 0.099***  |               |           |
| $bs = 4$               | -0.098***                                 | 0.181***  |               |           |
| $share$                |   |           | 0.132***      | 0.109***  |
|                        | <i>pandemic × bank strength</i>           |           |               |           |
| $p = 1, bs = 2$        | 0.088***                                  | -0.108*** |               |           |
| $p = 1, bs = 3$        | 0.044***                                  | -0.029    |               |           |
| $p = 1, bs = 4$        | 0.407***                                  | 0.019     |               |           |
| $p = 1, share$         |   |           | 0.152***      | 0.188***  |
|                        | <i>exposed × bank strength</i>            |           |               |           |
| $e = 1, bs = 2$        | 0.047                                     | -0.097    |               |           |
| $e = 1, bs = 3$        | 0.049                                     | -0.095    |               |           |
| $e = 1, bs = 4$        | 0.029                                     | -0.047    |               |           |
| $e = 1, share$         |   |           | 0.126***      | -0.125    |
|                        | <i>pandemic × exposed × bank strength</i> |           |               |           |
| $p = 1, e = 1, bs = 2$ | 0.085                                     | 0.364**   |               |           |
| $p = 1, e = 1, bs = 3$ | 0.065                                     | 0.423**   |               |           |
| $p = 1, e = 1, bs = 4$ | -0.063                                    | 0.395     |               |           |
| $p = 1, e = 1, share$  |   |           | -0.200***     | 0.309**   |
|                        | <i>firm strength × bank strength</i>      |           |               |           |
| $fs = 2, bs = 2$       | 0.012                                     | -0.019    |               |           |
| $fs = 2, bs = 3$       | -.013                                     | -0.014    |               |           |
| $fs = 2, bs = 4$       | .032*                                     | -0.023    |               |           |
| $fs = 3, bs = 2$       | -.019                                     | -0.030    |               |           |
| $fs = 3, bs = 3$       | -.042***                                  | -0.029    |               |           |
| $fs = 3, bs = 4$       | -.004                                     | -0.071*** |               |           |
| $fs = 4, bs = 2$       | -.022*                                    | -0.002    |               |           |
| $fs = 4, bs = 3$       | -.037**                                   | -0.038    |               |           |
| $fs = 4, bs = 4$       | -.009                                     | -0.67**   |               |           |
| $fs = 5, bs = 2$       | -.016                                     | 0.014     |               |           |
| $fs = 5, bs = 3$       | -.007                                     | -0.019    |               |           |
| $fs = 5, bs = 4$       | -.032*                                    | -0.071**  |               |           |
| $fs = 6, bs = 2$       | 0.006                                     | -0.024    |               |           |
| $fs = 6, bs = 3$       | -.047***                                  | -0.028    |               |           |
| $fs = 6, bs = 4$       | .006                                      | -0.041    |               |           |
| $fs = 7, bs = 2$       | .031**                                    | -0.054*** |               |           |
| $fs = 7, bs = 3$       | -.015                                     | -0.065*** |               |           |
| $fs = 7, bs = 4$       | .050***                                   | -0.086*** |               |           |
| $fs = 8, bs = 2$       | .019                                      | -0.026    |               |           |
| $fs = 8, bs = 3$       | -.015                                     | -0.044*   |               |           |
| $fs = 8, bs = 4$       | .017                                      | -0.078*** |               |           |
| $fs = 9, bs = 2$       | .041***                                   | -0.015    |               |           |
| $fs = 9, bs = 3$       | -.023                                     | -0.016    |               |           |
| $fs = 9, bs = 4$       | .019                                      | -0.052**  |               |           |
| $fs = 10, bs = 2$      | .017                                      | -0.057*** |               |           |
| $fs = 10, bs = 3$      | -.001                                     | -0.032    |               |           |
| $fs = 10, bs = 4$      | .014                                      | -0.053**  |               |           |
| $pd, share$            |   |           | -0.239***     | 0.059     |

Продолжение на сл. странице

| ПЕРЕМЕННЫЕ                                      | (1)<br>pooled | (2)<br>FE | (3)<br>pooled | (4)<br>FE |
|---|---------------|-----------|---------------|-----------|
| <i>pandemic × firm strength × bank strength</i> |               |           |               |           |
| $p = 1, fs = 2, bs = 2$                         | .006          | 0.063     |               |           |
| $p = 1, fs = 2, bs = 3$                         | .013          | 0.013     |               |           |
| $p = 1, fs = 2, bs = 4$                         | -.005         | -0.002    |               |           |
| $p = 1, fs = 3, bs = 2$                         | .017          | 0.056     |               |           |
| $p = 1, fs = 3, bs = 3$                         | .006          | -0.029    |               |           |
| $p = 1, fs = 3, bs = 4$                         | .039          | 0.038     |               |           |
| $p = 1, fs = 4, bs = 2$                         | .053**        | 0.050     |               |           |
| $p = 1, fs = 4, bs = 3$                         | .029          | 0.031     |               |           |
| $p = 1, fs = 4, bs = 4$                         | .066          | 0.003     |               |           |
| $p = 1, fs = 5, bs = 2$                         | .086***       | 0.061     |               |           |
| $p = 1, fs = 5, bs = 3$                         | .034          | -0.026    |               |           |
| $p = 1, fs = 5, bs = 4$                         | .173***       | 0.094     |               |           |
| $p = 1, fs = 6, bs = 2$                         | .024          | 0.036     |               |           |
| $p = 1, fs = 6, bs = 3$                         | .055**        | 0.042     |               |           |
| $p = 1, fs = 6, bs = 4$                         | .026          | -0.027    |               |           |
| $p = 1, fs = 7, bs = 2$                         | -.068***      | 0.065     |               |           |
| $p = 1, fs = 7, bs = 3$                         | -.028         | 0.032     |               |           |
| $p = 1, fs = 7, bs = 4$                         | -.129***      | -0.007    |               |           |
| $p = 1, fs = 8, bs = 2$                         | -.035*        | 0.089**   |               |           |
| $p = 1, fs = 8, bs = 3$                         | .004          | 0.026     |               |           |
| $p = 1, fs = 8, bs = 4$                         | -.054         | 0.044     |               |           |
| $p = 1, fs = 9, bs = 2$                         | -.048**       | 0.058     |               |           |
| $p = 1, fs = 9, bs = 3$                         | .034          | 0.029     |               |           |
| $p = 1, fs = 9, bs = 4$                         | -.041         | 0.026     |               |           |
| $p = 1, fs = 10, bs = 2$                        | -.018         | 0.128***  |               |           |
| $p = 1, fs = 10, bs = 3$                        | .002          | 0.025     |               |           |
| $p = 1, fs = 10, bs = 4$                        | .015          | 0.025     |               |           |
| $p = 1, pd, share$                              |               |           | 0.517***      | -0.292    |
| <i>exposed × firm strength × bank strength</i>  |               |           |               |           |
| $e = 1, fs = 2, bs = 2$                         | .027          | 0.070     |               |           |
| $e = 1, fs = 2, bs = 3$                         | .070          | 0.067     |               |           |
| $e = 1, fs = 2, bs = 4$                         | -.010         | -0.088    |               |           |
| $e = 1, fs = 3, bs = 2$                         | -.040         | 0.185*    |               |           |
| $e = 1, fs = 3, bs = 3$                         | .031          | 0.018     |               |           |
| $e = 1, fs = 3, bs = 4$                         | .005          | -0.026    |               |           |
| $e = 1, fs = 4, bs = 2$                         | .017          | 0.100     |               |           |
| $e = 1, fs = 4, bs = 3$                         | .105          | 0.94      |               |           |
| $e = 1, fs = 4, bs = 4$                         | .056          | 0.044     |               |           |
| $e = 1, fs = 5, bs = 2$                         | -.110         | -0.010    |               |           |
| $e = 1, fs = 5, bs = 3$                         | -.100         | -0.229    |               |           |
| $e = 1, fs = 5, bs = 4$                         | -.132         | -0.221    |               |           |
| $e = 1, fs = 6, bs = 2$                         | -.058         | 0.173     |               |           |
| $e = 1, fs = 6, bs = 3$                         | .056          | 0.123     |               |           |
| $e = 1, fs = 6, bs = 4$                         | -.008         | -0.016    |               |           |
| $e = 1, fs = 7, bs = 2$                         | -.044         | 0.118     |               |           |
| $e = 1, fs = 7, bs = 3$                         | .044          | -0.040    |               |           |
| $e = 1, fs = 7, bs = 4$                         | -.015         | -0.079    |               |           |
| $e = 1, fs = 8, bs = 2$                         | -.039         | 0.158     |               |           |
| $e = 1, fs = 8, bs = 3$                         | .037          | 0.094     |               |           |

Продолжение на сл. странице

| ПЕРЕМЕННЫЕ  | (1)<br>pooled | (2)<br>FE | (3)<br>pooled | (4)<br>FE |
|---|---------------|-----------|---------------|-----------|
| $e = 1, fs = 8, bs = 4$                                   | -.038         | -0.084    |               |           |
| $e = 1, fs = 9, bs = 2$                                   | -.066         | 0.073     |               |           |
| $e = 1, fs = 9, bs = 3$                                   | .088          | 0.009     |               |           |
| $e = 1, fs = 9, bs = 4$                                   | .032          | -0.006    |               |           |
| $e = 1, fs = 10, bs = 2$                                  | -.005         | 0.245*    |               |           |
| $e = 1, fs = 10, bs = 3$                                  | .096          | 0.109     |               |           |
| $e = 1, fs = 10, bs = 4$                                  | -.064         | 0.001     |               |           |
| $e = 1, pd, share$  |               |           | -0.024        | 0.208     |
| <i>pandemic × exposed × firm strength × bank strength</i> |               |           |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 2, bs = 2$                            | -.038         | -0.233    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 2, bs = 3$                            | -.119         | -0.401    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 2, bs = 4$                            | .088          | -0.360    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 3, bs = 2$                            | .048          | -0.354    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 3, bs = 3$                            | -.034         | -0.314    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 3, bs = 4$                            | .206          | 0.113     |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 4, bs = 2$                            | -.040         | -0.281    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 4, bs = 3$                            | -.139         | -0.309    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 4, bs = 4$                            | -.293         | -0.342    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 5, bs = 2$                            | .050          | -0.368    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 5, bs = 3$                            | .040          | -0.144    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 5, bs = 4$                            | .008          | 0.092     |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 6, bs = 2$                            | .039          | -0.301    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 6, bs = 3$                            | -.107         | -0.426*   |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 6, bs = 4$                            | .261          | -0.512    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 7, bs = 2$                            | .096          | -0.244    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 7, bs = 3$                            | -.011         | -0.133    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 7, bs = 4$                            | .337**        | -0.109    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 8, bs = 2$                            | .048          | -0.445**  |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 8, bs = 3$                            | -.044         | -0.354    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 8, bs = 4$                            | .481***       | -0.233    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 9, bs = 2$                            | .055          | -0.292    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 9, bs = 3$                            | -.103         | -0.438*   |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 9, bs = 4$                            | .208          | -0.272    |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 10, bs = 2$                           | -.014         | -0.528**  |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 10, bs = 3$                           | -.113         | -0.474*   |               |           |
| $p = 1, e = 1, fs = 10, bs = 4$                           | .315*         | -0.246    |               |           |
| $p = 1, pd, share$  |               |           | 0.267         | -0.825    |
| Константа   | 0.429***      | 0.092***  | 0.294***      | 0.167***  |
| Наблюдения  | 315 810       | 315 810   | 315 810       | 315 810   |
| Группы  |               | 233 379   |               | 233 379   |
| $R^2_{adjusted}$  | 0.109         |           | 0.060         |           |
| $R^2_{overall}$   | 0.109         | 0.006     | 0.060         | 0.011     |
| $R^2_{between}$   |               | 0.016     |               | 0.027     |
| $R^2_{within}$  |               | 0.037     |               | 0.031     |
| F-stat  | 243.39        | 19.95     | 1338.8        | 172.75    |
| p-value   | 0.000         | 0.000     | 0.000         | 0.000     |

\*\*\* p&lt;0.01, \*\* p&lt;0.05, \* p&lt;0.1

## Список литературы

- Acharya, V. V., & Steffen, S. (2020). The risk of being a fallen angel and the corporate dash for cash in the midst of COVID. *The Review of Corporate Finance Studies*, 9(3), 430—471.
- Altavilla, C., Barbiero, F., Boucinha, M., & Burlon, L. (2020). *The great lockdown: Pandemic response policies and bank lending conditions* (тех. отч.). ECB Working Paper.
- Banerjee, R., & Hofmann, B. (2020). Corporate zombies: Anatomy and life cycle. *Economic Policy*.
- Banerjee, R. N., & Kharroubi, E. (2020). The financial vulnerabilities driving firms to the exit. *BIS Quarterly Review*.
- Baudino, P. (2020). Public guarantees for bank lending in response to the Covid-19 pandemic. *FSI Briefs*, (5).
- Bessonova, E., Popova, S., Turdyeva, N., & Tsvetkova, A. (2021). Productivity and lending during the pandemic. *Voprosy Ekonomiki*, (7), 123—141.
- Bessonova, E., Fedulova, M., & Popova, S. (2022). *Distressed Firms and Loan Guarantee Programs during the COVID-19 Crisis* (тех. отч. № 102). Bank of Russia.
- Bosshardt, J., & Kakhbod, A. (2021). Why did firms draw down their credit lines during the covid-19 shutdown? *Available at SSRN 3696981*.
- Boyd, J. H., & De Nicolo, G. (2005). The theory of bank risk taking and competition revisited. *The Journal of Finance*, 60(3), 1329—1343.
- Burova, A. (2022). Measuring the Debt Service Ratio in Russia: A Micro-Level Data Approach. *Russian Journal of Money and Finance*, 81(3), 72—88.
- Burova, A., Penikas, H., & Popova, S. (2021). Probability of Default (PD) Model to Estimate Ex Ante Credit Risk. *Russian Journal of Money and Finance*, 80(3), 49—72.
- Burova, A., Ponomarenko, A., Popova, S., Sinyakov, A., & Ushakova, Y. (2022). Measuring Heterogeneity in Banks' Interest Rate Setting in Russia. *Emerging Markets Finance and Trade*, 1—17.
- Caballero, R. J., Hoshi, T., & Kashyap, A. K. (2008). Zombie lending and depressed restructuring in Japan. *American Economic Review*, 98(5), 1943—77.
- Campello, M., Giambona, E., Graham, J. R., & Harvey, C. R. (2012). Access to liquidity and corporate investment in Europe during the financial crisis. *Review of Finance*, 16(2), 323—346.
- Casanova, C., Hardy, B., & Onen, M. (2021). Covid-19 policy measures to support bank lending.
- Chodorow-Reich, G., Darmouni, O., Luck, S., & Plosser, M. (2022). Bank liquidity provision across the firm size distribution. *Journal of Financial Economics*, 144(3), 908—932.
- Cuciniello, V., & Di Iasio, N. (2021). Determinants of the credit cycle: a flow analysis of the extensive margin. *ECB Working Paper*, 125.
- del Rio-Chanona, R. M., Mealy, P., Pichler, A., Lafond, F., & Farmer, J. D. (2020). Supply and demand shocks in the COVID-19 pandemic: An industry and occupation perspective. *Oxford Review of Economic Policy*, 36(Supplement\_1), S94—S137.
- Den Haan, W. J., Sumner, S. W., & Yamashiro, G. M. (2007). Bank loan portfolios and the monetary transmission mechanism. *Journal of Monetary Economics*, 54(3), 904—924.
- Duignan, D., McGeever, N., и др. (2020). *Which firms took COVID-19 payment breaks* (тех. отч.). Central Bank of Ireland.

- Goncharenko, R., Mamonov, M., Ongena, S., Popova, S., & Turdyeva, N. (2021). *Quo Vadis? Evidence on New Firm-Bank Matching and Firm Performance Following 'Sin' Bank Closures* (тех. отч. № 90). Bank of Russia.
- Granja, J., Makridis, C., Yannelis, C., & Zwick, E. (2020). *Did the Paycheck Protection Program hit the target?* (Тех. отч.). National Bureau of Economic Research.
- Greenwald, D. L., Krainer, J., & Paul, P. (2021). The credit line channel.
- Holmström, B., & Tirole, J. (1998). Private and public supply of liquidity. *Journal of Political Economy*, 106(1), 1—40.
- Ioannidou, V., Ongena, S., & Peydró, J.-L. (2015). Monetary policy, risk-taking, and pricing: Evidence from a quasi-natural experiment. *Review of Finance*, 19(1), 95—144.
- Ivashina, V., & Scharfstein, D. (2010). Bank lending during the financial crisis of 2008. *Journal of Financial Economics*, 97(3), 319—338.
- Jiménez, G., Ongena, S., Peydró, J.-L., & Saurina, J. (2014). Hazardous times for monetary policy: What do twenty-three million bank loans say about the effects of monetary policy on credit risk-taking? *Econometrica*, 82(2), 463—505.
- Kapan, T., & Minoiu, C. (2021). Liquidity Insurance vs. Credit Provision: Evidence from the COVID-19 Crisis. *Credit Provision: Evidence from the COVID-19 Crisis (January 25, 2021)*.
- Kashyap, A. K., & Stein, J. C. (1995). The impact of monetary policy on bank balance sheets. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 42, 151—195.
- Kozeniauskas, N., Moreira, P., & Santos, C. (2020). Covid-19 and firms: Productivity and government policies.
- Kozlowski, J., Veldkamp, L., & Venkateswaran, V. (2020). *Scarring body and mind: the long-term belief-scarring effects of Covid-19* (тех. отч.). National Bureau of Economic Research.
- Laeven, L., Schepens, G., & Schnabel, I. (2020). Zombification in Europe in times of pandemic. *VoxEU.org*, 11.
- Li, L., & Strahan, P. E. (2021). Who supplies PPP loans (and does it matter)? Banks, relationships, and the COVID crisis. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 56(7), 2411—2438.
- Minoiu, C., Zarutskie, R., & Zlate, A. (2021). Motivating banks to lend? Credit spillover effects of the Main Street lending program.
- Repullo, R. (2004). Capital requirements, market power, and risk-taking in banking. *Journal of Financial Intermediation*, 13(2), 156—182.
- Saito, K., & Tsuruta, D. (2018). Information asymmetry in small and medium enterprise credit guarantee schemes: evidence from Japan. *Applied Economics*, 50(22), 2469—2485.
- Shockley, R. L., & Thakor, A. V. (1997). Bank loan commitment contracts: Data, theory, and tests. *Journal of Money, Credit, and Banking*, 517—534.
- World Bank. (2020). Russia Economic Report, No. 44, December 2020: Russia's Economy Loses Momentum Amidst COVID-19 Resurgence; Awaits Relief from Vaccine.