



Банк России

Центральный банк Российской Федерации



СЕРИЯ ДОКЛАДОВ ОБ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЯХ

Елена Дерюгина
Алексей Пономаренко
Анна Рожкова

Когда оценки кредитных разрывов
являются достоверными?

№ 34 / Июль 2018 г.

Елена Дерюгина

Банк России, Департамент исследований и прогнозирования

E-mail: Deryuginaeb@cbr.ru**Алексей Пономаренко**

Банк России, Департамент исследований и прогнозирования

E-mail: Ponomarenkoaa@cbr.ru**Анна Рожкова**

Банк России, Департамент исследований и прогнозирования

E-mail: anna.rozhkova92@gmail.com

Авторы выражают благодарность Ирине Козловцевой, Бенсе Мери, Андреа Ровентини, Сергею Селезневу, Лорану Вийю и Франческо Дзанетти за их полезные замечания и предложения. Все ошибки, которые могут содержаться в данной работе, являются сферой ответственности авторов.

© Центральный Банк Российской Федерации, 2018

Почтовый адрес 107016, г. Москва, ул. Неглинная, д. 12
Телефон +7 (495) 7719100, +7 (495) 621 6465 (факс)
Веб-сайт www.cbr.ru

Все права защищены. Содержание настоящего доклада выражает личную позицию авторов и может не совпадать с официальной позицией Банка России. Банк России не несет ответственности за содержание доклада (докладов). Любое воспроизведение представленных материалов допускается только с разрешения авторов.

Резюме

В данной работе мы оцениваем надежность показателей кредитных разрывов, которые рассчитываются по временным выборкам разной длины. Мы расширяем проведенный эмпирический анализ, результаты которого оказались неоднозначными, с помощью метода Монте-Карло. Для этого мы строим агентно-ориентированную модель, которая воспроизводит реалистичные кредитные циклы, и используем ее для того, чтобы сгенерировать набор искусственных данных. Мы выяснили, что имеющихся данных за 12–15 лет достаточно для обеспечения достоверности оценки кредитных разрывов (то есть надежность оценок кредитных разрывов не будет существенно увеличиваться с дальнейшим увеличением выборки).

Ключевые слова: кредитный разрыв, кредитный цикл, контрциклический буфер капитала, агентно-ориентированное моделирование

JEL-классификация: C63, E37, E44, E51.

Оглавление

ВВЕДЕНИЕ	5
1. АГЕНТНО-ОРИЕНТИРОВАННАЯ МОДЕЛЬ	7
2. КОНЦЕПЦИЯ ЭКСПЕРИМЕНТОВ И ЭМПИРИЧЕСКАЯ ВАЛИДАЦИЯ	15
3. АНАЛИЗ НАДЕЖНОСТИ ОЦЕНОК КРЕДИТНОГО РАЗРЫВА	20
4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ	28
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	30
ПРИЛОЖЕНИЕ	34

ВВЕДЕНИЕ

Споры о надежности оценок кредитного разрыва активизировались после того, как в соответствии с соглашением Базель III этот индикатор был принят в качестве показателя фазы кредитного цикла и ориентира для создания контрциклических буферов капитала (КБК) (БКБН, 2010). Хотя практическая ценность этого индикатора в целом подтверждена для широкого круга стран и большого промежутка времени (в том числе и в отношении последнего кризиса), критика данного выбора регулярно появляется в современных исследованиях (см. обзор в Drehmann and Tsatsaronis, 2014). В этой работе мы рассмотрим один из критикуемых аспектов: проблему практического измерения кредитного разрыва в реальном времени¹. В работах Edge and Meisenzahl (2011) и Geršl and Seidler (2015) подчеркиваются потенциальные недостатки использования статистического метода для получения индикатора разрыва, в частности качество оценивания конечных точек выборки, и затруднения, связанные с изменением темпа развития финансового сектора (последний вопрос также рассматривается в работе Égert et al. (2007)). Эти проблемы, скорее всего, будут особенно актуальны для развивающихся стран, где выборки охватывают короткий промежуток времени, что не позволяет надежно выделить трендовую и циклическую составляющую в динамике отношения объема кредитов к ВВП. Так, в работах Дерюгиной и Пономаренко (2017) и Geršl and Jašová (2017) отмечается, что на развивающихся рынках показатели разрыва не могут превзойти обычные показатели роста кредитов в качестве самостоятельного показателя для раннего определения пиков кредитного цикла и банковских кризисов.

Вместе с тем данное утверждение верно лишь с оговорками. Базовый анализ, как правило, осуществляется с помощью изучения способности кредитного разрыва заранее прогнозировать кризисы на основе рекурсивной оценки на расширяющейся временной выборке (то есть оценки кредитного разрыва в режиме реального времени). В связи с этим качество данных оценок определяется как средняя полезность показателей разрывов, рассчитанных в отношении набора временных выборок разной длины (начиная с наиболее короткого возможного периода и заканчивая самым продолжительным из имеющихся на данный момент периодов). Получающееся в результате значение, естественно, отличается от ожидаемой полезности данного индикатора в последующие годы, если начать его использовать в качестве индикатора для раннего предупреждения с данного момента. Точно так же если оценки кредитных разрывов не оказались эффективными в период, когда

¹ Таким образом, в настоящей публикации не обсуждаются эффективность использования оценок кредитного разрыва для прогнозирования банковских кризисов и возможность повышения качества этих прогнозов с помощью многомерных моделей.

темп развития финансового сектора быстро менялся, не означает, что они не могут стать эффективными после стабилизации. В связи с этим целесообразно попытаться отдельно рассмотреть надежность оценок кредитных разрывов, рассчитанных на различных по продолжительности временных промежутках, и изучить изменения в степени их надежности во время и после изменений на финансовых рынках². В этом и заключается цель нашей работы и основной вклад в литературу по данной теме.

Следует признать, что для выполнения этой задачи требуется большой объем данных, что затруднительно даже в отношении развитых стран. В связи с этим мы дополняем чисто эмпирический анализ моделированием методом Монте-Карло. Благодаря этому подходу мы можем сгенерировать большое количество искусственных рядов отношения объема кредита к ВВП и изучать степень надежности их разложения на трендовую и циклическую составляющие в разных условиях (например, в зависимости от доступности исходных временных рядов и близости момента значительных изменений в развитии финансового сектора). Метод Монте-Карло широко применяется к анализу разложения выпуска на трендовую и циклическую составляющие (см., например, работы Nelson (1988), Basistha (2007), Gonzalez-Astudillo and Roberts (2016) и ранее уже использовался для анализа кредитных разрывов (работа Drehmann and Tsatsaronis (2014)). В этом отношении нашим вкладом в научную литературу является то, что вместо простой модели временных рядов для получения данных мы используем структурную агентно-ориентированную модель (ABM), которая хорошо подходит для моделирования кредитных циклов.

Остальная часть настоящей работы построена следующим образом. В Разделе 1 подробно описана агентно-ориентированная модель. В Разделе 2 описывается процесс генерирования данных и дается сравнение различных характеристик сгенерированных и фактических рядов. В Разделе 3 оценивается уровень надежности кредитных разрывов для смоделированных и фактических данных в зависимости от начальной временной выборки, используемой при оценке, и от близости к структурному сдвигу в динамике финансового сектора. В Разделе 4 представлены выводы.

² Следует отметить, что оценка предсказательной силы прогнозных моделей на различных временных промежутках является распространенной темой в эконометрических исследованиях временных рядов (работы Pesaran and Timmerman (2007), Inoue and Rossi (2012), Inoue et al. (2017)).

1. АГЕНТНО-ОРИЕНТИРОВАННАЯ МОДЕЛЬ

Эндогенные кредитные циклы непросто воспроизвести с помощью стандартных макроэкономических моделей. В работах King (1994) и von Peter (2005) показано, что использование предпосылки о репрезентативном агенте сильно затрудняет процесс моделирования фаз формирования задолженности и последующего обвала рынка кредитов. В своей фундаментальной работе Minsky (1982) отмечает, что повышение числа агентов с большим объемом задолженности запускает механизм дефляции долга (debt deflation), в то время как наблюдаемое совокупное отношение задолженности к доходу может говорить лишь о вероятности наступления этого события. Таким образом, неоднородность агентов является важным фактором для обеспечения возможности получить в модели развитие кредитного цикла.

В связи с этим мы используем агентно-ориентированное моделирование, которое, с нашей точки зрения, является наиболее подходящим способом для достижения наших целей³. Преимущества агентно-ориентированных моделей подробно описываются в работах Caiani et al. (2016), Fagiolo and Roventini (2017) и Haldane and Turrell (2018). Некоторые из них особенно актуальны в нашем случае. Во-первых, в рамках агентно-ориентированной модели проще создать модель с корректными взаимосвязями между балансовыми переменными, которую можно использовать при анализе изменений кредитного цикла. Во-вторых, применение ABM позволяет нам рассчитать совокупные показатели по отдельным операциям и балансам, не используя при этом предпосылки о репрезентативности агентов.

Спецификация нашей модели основывается по большей части на работах Ashraf et al. (2017) и Poroyan et al. (2017) со следующими отличиями. Во-первых, мы исключаем сложный банковский сектор и не моделируем фискальную политику. Во-вторых, в нашей экономике предполагается один потребительский и один инвестиционный товар (как в работе Dosi et al. (2010)). Это отличает нашу модель от моделей из работ Ashraf et al. (2017) и Poroyan et al. (2017), где предполагается существование нескольких потребительских товаров, которые также используются для формирования основного капитала. По этой причине агенты будут различаться и по типу труда. И наконец, мы добавили несколько

³ Примеры применения агентно-ориентированного моделирования в отношении вопросов в сфере макропруденциального надзора и анализа кредитных циклов представлены, например, в работах Hosszú and Mörö (2017), Poroyan et al. (2017) и Krug (2018). Chiarella and Di Guilmi (2017) используют агентно-ориентированное моделирование для проведения экспериментов в условиях дефляции долга.

упрощенных элементов из работы Dosi et al. (2010), чтобы включить в модель эндогенный рост производительности. Далее мы опишем модель более подробно.

В данной модели предполагается, что число агентов равно N .

У них есть три вида навыков, которые можно освоить или забыть. Первый (предпринимательский) навык позволяет агенту владеть предприятием (магазином). Два других навыка позволяют ему участвовать в производстве потребительских или инвестиционных товаров (то есть открывать магазины в соответствующей отрасли или работать в них).

Агенты владеют депозитами (у владельцев магазинов два счета – личный и корпоративный) и могут брать кредиты. На депозиты начисляется процент по ставке, определяемой денежно-кредитной политикой, за вычетом спреда по депозитам ($IR_t - DS$).

У агентов есть партнерские магазины, где они приобретают товары нужного типа. Каждый период с вероятностью p^c они отслеживают цены в одном из других магазинов и меняют магазин, если в нем цены ниже, чем в их магазине.

Агенты оценивают трендовую составляющую своего дохода $Y_{n,t}^p$ с учетом текущего дохода $Y_{n,t}$, который равняется заработной плате или дивидендам, полученным в текущем периоде работниками или владельцами магазинов соответственно, или нулю для безработных агентов:

$$I_{n,t}^T = \lambda_a I_{n,t-1}^T + (1 - \lambda_a) I_{n,t}.$$

Все показатели, имеющие тренд, в данной модели определяются аналогичным образом.

В экономике существует один потребительский и один инвестиционный товар. В модели один период времени считается равным одному месяцу. В каждый момент времени t происходит следующая последовательность событий:

1. Агенты пытаются повысить текущую производительность труда в действующих магазинах и открыть новые магазины.
2. Берутся кредиты.
3. Нанимаются работники, выплачивается заработная плата.
4. Производятся и реализуются инвестиционные товары.
5. Производятся и реализуются потребительские товары.
6. Владельцы магазинов устанавливают уровень цен и заработной платы, магазины входят на рынок и уходят с рынка.
7. Агенты определяют, у каких магазинов они будут покупать товары, погашаются кредиты.

По окончании каждого временного интервала агрегированные показатели (например, ВВП, объем кредитов, цены и другие) рассчитываются путем суммирования соответствующих данных по всем агентам. Далее подробнее опишем каждое из этих событий.

1.1. Открытие нового предприятия (магазина)

В духе шумпетерианской модели экономического роста из работы Dosi et al. (2010) владельцы магазинов могут попытаться улучшить производительность своих предприятий, а работники с предпринимательскими навыками могут попытаться открыть новый магазин потребительских или инвестиционных товаров (если у них есть необходимые навыки)⁴. С вероятностью p^e они определяют величину производительности на уровне:

$$lp_n^* = \max [0, \sim N(lp_t^{max}, \lambda_e lp_t^{max})],$$

где lp_t^{max} – это наилучший показатель производительности труда в отрасли на данный момент.

Далее агенты рассчитывают ожидаемые денежные потоки (CF_n) от проекта, превышающие их текущий доход. В частности, агенты, которые на данный момент являются владельцами магазинов, сравнивают денежные потоки с ожидаемыми потоками с учетом текущей производительности:

$$CF_n = (1 / lp_n - 1 / lp_n^*) Y_{n,t}^{trg} W_t .$$

Работники сравнивают ожидаемые потоки с текущим перманентным доходом:

$$CF_n = (P_t - W_t / lp_n^* - \lambda_c P_t^{cap}) Y_{n,t}^{trg} - I_{n,t}^p,$$

где P_t – текущая средняя цена товара (потребительского или инвестиционного), который планируется производить;

W_t – текущий средний размер заработной платы в соответствующей отрасли;

$\lambda_c P_t^{cap}$ – стоимость инвестиционных товаров, которые необходимы для производства;

$Y_{n,t}^{trg}$ – целевой объем выпуска.

Владельцы магазинов используют фактический целевой показатель, а работники определяют случайную величину по формуле:

$$Y_n^{trg} = \max [0, \sim N(1 / (J + 1), \lambda_z)] * YT_t ,$$

где J – количество магазинов, работающих в отрасли на данный момент;

YT_t – трендовый объем выпуска в отрасли.

⁴ Этот подход можно рассматривать как упрощенную версию моделирования, примененного в работе Dosi et al. (2010), поскольку мы не составляем отдельные модели инновации и имитации, объем основного капитала фиксирован, а компании не могут владеть разными поколениями капитала.

Динамика трендового⁵ выпуска рассчитывается на основании текущего объема выпуска в отрасли Y_t по формуле:

$$YT_t = \lambda_a YT_{t-1} + (1 - \lambda_a) Y_t .$$

Текущая стоимость денежных потоков за h лет рассчитывается с использованием реальной процентной ставки rr в качестве коэффициента дисконтирования:

$$CFR_n = CF_n \frac{1 - \left(\frac{1}{1+rr}\right)^h}{1 - \left(\frac{1}{1+rr}\right)} .$$

Перевод процентной ставки из номинальной в реальную осуществляется с помощью трендового прироста средней наценки в соответствующей отрасли. Надбавка определяется как цена товаров за вычетом средних затрат на труд и капитал.

Для открытия магазина агент должен купить Ω инвестиционных товаров (Ω ниже, если агент проводит обновление уже существующего магазина). Таким образом, стоимость проекта равна стоимости требуемого капитала. Агент решает реализовать проект, если приведенная стоимость ожидаемого денежного потока превышает затраты (с определенным запасом безопасности α_n , отражающим степень принятия риска конкретного агента, который определяется на этапе инициализации модели):

$$\frac{CFR_n}{\Omega F_t^{cap}} > \alpha_n .$$

После принятия решения агент рассчитывает объем средств, необходимых для ведения деятельности по проекту. Они включают затраты на открытие магазина и средства для покрытия ожидаемых ежемесячных трудовых и капитальных затрат (с учетом целевого объема выпуска). Если сумма депозитов, которыми владеет агент, недостаточна, а коэффициент обслуживания долга⁶ ($DSR_{n,t}$) ниже предельного значения DSR_t^* , агент попытается получить кредит на следующем этапе (он попытается получить кредит в размере суммы недостающих средств, умноженной на фактор Φ). Затем агент попытается купить капитал на рынке. Если ему это удастся, агент реализует проект в конце месяца. В противном случае в следующем месяце агент снова проводит проверку доходности проекта и продолжает накапливать необходимые инвестиционные товары. Если проект больше не является прибыльным, агент откажется от идеи и отбросит определенную ранее производительность труда lp_n^* .

⁵Динамика всех трендовых переменных значений в модели определяется таким законом движения.

⁶Коэффициент обслуживания долга рассчитывается как сумма основной задолженности и процентов, подлежащих уплате, по всем кредитам агента, которые ожидаются в этом месяце, по отношению к сумме перманентного дохода.

1.2. Кредитный рынок, развитие финансового сектора и денежно-кредитная политика

Агенты, $DSR_{n,t}$ которых ниже DSR_t^* , получают кредиты с вероятностью p_t^L , которая зависит от текущего уровня развития финансового сектора. Агенты пытаются получить кредит после выхода магазина на рынок и установления уровня цен и заработной платы.

Предоставление кредитов приводит к созданию денежных средств и, соответственно, увеличению суммы депозитов. Срок погашения кредитов устанавливается на уровне M лет, ставка по кредиту устанавливается равной ключевой процентной ставке с учетом кредитного спреда ($IR_t + CS$).

Агенты уплачивают основную сумму задолженности и проценты по своим кредитам (при совершении этих операций уменьшают депозиты). В случае недостаточности средств они не совершают платеж. Если они пропускают платеж D раз, они банкротятся, а если при этом заемщик является владельцем магазина, то он уходит с рынка. Кредит списывается.

Для отражения процесса развития финансового сектора (то есть более активного пользования кредитами и расширения их доступности) показатели DSR_t^* и p_t^L задаются как случайное блуждание с положительным средним значением шока:

$$DSR_t^* = DSR_{t-1}^* + v_t$$

$$p_t^L = p_{t-1}^L + \mu_t.$$

Предельное значение обслуживания долга и вероятность получения кредита не должны быть выше показателей DSR^{*max} и p^{Lmax} соответственно.

Ключевая процентная ставка устанавливается центральным банком с учетом отклонений трендовой инфляции цен на потребительские товары (π_t) и уровня безработицы (u_t) от соответствующих целевых показателей (при этом ставка не может быть отрицательной):

$$IR_t = IR^* + \sigma^I (\pi_t - \pi^{trg}) - \sigma^U (u_t - u^{trg}).$$

1.3. Рынок труда

В начале этого этапа магазины с вероятностью p^F случайно увольняют ненужных работников, если текущее число сотрудников превышает целевую численность персонала.

Занятые и безработные спрашивают случайный магазин (если численность его персонала ниже целевого показателя, а сфера деятельности приходится на отрасль, которой соответствуют навыки агента) о размере заработной платы. Агент становится сотрудником данного магазина, если предложение окажется выше, чем его текущая заработная плата (безработный агент примет предложение автоматически).

Нанятые работники получают заработную плату.

Для добавления жесткостей на рынке труда мы используем систему трудовых навыков, которая отличается от примененной в работах Ashraf et al. (2017) и Porooyan et al. (2017) системы. Агенты приобретают и теряют производственные и предпринимательские навыки с вероятностью p^{s1} и p^{s2} ($p^{s1} > p^{s2}$). Агент не теряет навык, необходимый для работы в текущей отрасли, но может утратить производственные навыки другой отрасли с вероятностью p^{s1} и освоить их с вероятностью p^{s2} .

Безработный агент осваивает навык в отрасли с более высокой средней заработной платой с вероятностью p^{s1} и теряет его с вероятностью p^{s2} . Он/она утратит производственные навыки другой отрасли с вероятностью p^{s1} и освоит их с вероятностью p^{s2} . Если агент не является владельцем магазина, он теряет предпринимательский навык с вероятностью p^{s1} и осваивает его с вероятностью p^{s2} .

1.4. Производство

Производство товаров описывается следующей производственной функцией:

$$Y_{n,t} = \min [(L_{n,t} + 1)lp_n, CI_{n,t} / \lambda_c],$$

где $L_{n,t}$ – количество сотрудников магазина;

$CI_{n,t}$ – объем капитала, приобретенного магазином в прошлом месяце.

Этот подход немного отличается от подхода, описанного в работах Ashraf et al. (2017) и Porooyan et al. (2017), где компании превращают приобретенный труд в товары и не нуждаются в капитале.

Выпускаемая продукция накапливается в товарно-материальных запасах (ТМЗ) магазинов.

На данном этапе заработная плата выплачивается работникам путем перевода средств с депозитов владельцев магазинов на депозиты сотрудников.

1.5. Рынок товаров

Существуют два рынка: для инвестиционных и потребительских товаров. Инвестиционные товары приобретаются магазинами для использования в работе и агентами, которые хотят открыть новый магазин или обновить действующий. Потребительские товары приобретаются всеми агентами. Как и в работах Ashfar et al. (2017) и Porooyan et al. (2017), сумма расходов на потребительские товары определяется по формуле:

$$C_{n,t} = \beta_n^I I_{n,t}^T + \beta_n^W D_{n,t} - \beta_n^D DSR_{n,t} I_{n,t}^T + \varepsilon_{n,t} I_{n,t}^T,$$

где $D_{n,t}$ – финансовое богатство (личные депозиты агента);

β_n^I , β_n^W и β_n^D – индивидуальная для каждого агента эластичность, отражающая взаимосвязь расходов с доходом, богатством и долговой нагрузкой;

$\varepsilon_{n,t}$ – случайный компонент спроса.

Расходы агентов не могут быть отрицательными или превышать сумму средств на их депозитах.

Агенты приобретают товары у соответствующего магазина, но в случае отсутствия в нем достаточного количества они выбирают другой магазин в случайном порядке. Расчеты проводятся путем перевода средств с депозитов покупателей на депозиты продавцов с соответствующим уменьшением запасов у продавцов.

1.6. Установление уровня цен и заработной платы

После осуществления торговых операций магазины корректируют свои цены и уровень заработной платы, а также определяют целевой объем выпуска, капитала и количество занятых. В рамках нашей модели компании вносят корректировки на основании отклонения отношений запасов к выпуску (как на уровне компании, так и на уровне всей экономики) от их естественного значения, которое предопределено. Цены конкурентов также влияют на процесс установления цен отдельной компанией. Этот подход слегка отличается от подхода, описанного в работах Ashraf et al. (2017) и Poroyan et al. (2017), согласно которому компании устанавливают свой целевой объем реализованной продукции на основании предыдущих продаж.

Новый целевой выпуск $Y_{n,t}^{trg}$ устанавливается на основании сравнения соотношений объема текущих ТМЗ конкретной компании к целевому объему выпуска ($\Lambda_{n,t}^{FS}$) и соотношения объема общих запасов (то есть во всей отрасли в целом) к трендовому объему выпуска (Λ_t^G) с целевым уровнем (Λ^*). Компании также реагируют на разрыв между фактическим и трендовым объемами выпуска в отрасли ($\frac{Y_{t-1}}{Y_{t-1}^T}$):

$$Y_{n,t}^{trg} = Y_{n,t-1}^{trg} (1 + \xi^{Y1} ((\Lambda_{n,t}^{FS} - \Lambda^*)) (1 + \xi^{Y2} ((\Lambda_t^G - \Lambda^*)) (1 - \xi^{Y3} (\frac{Y_{t-1}}{Y_{t-1}^T} - 1))).$$

Целевая численность персонала $L_{n,t}^{trg}$ и объем капитала $CI_{n,t}^{trg}$ определяются следующим образом:

$$L_{n,t}^{trg} = Y_{n,t}^{trg} / lp_n - 1$$

$$CI_{n,t}^{trg} = \lambda_c Y_{n,t}^{trg}.$$

Зарботная плата $W_{n,t}$ устанавливается с учетом спроса на новую рабочую силу и разрыва между текущей предлагаемой заработной платой и средней трендовой заработной платой в отрасли:

$$W_{n,t} = W_{n,t-1} (1 + \xi^{W1} (L_{n,t}^{trg} - L_{n,t}) / L_{n,t}^{trg}) (1 - \xi^{W2} (W_{n,t-1} - W_{t-1}^T) / W_{n,t-1}).$$

Уровень цен $P_{n,t}$ устанавливается с учетом сравнения соотношений объема текущих ТМЗ конкретной компании к целевому объему выпуска ($\Lambda_{n,t}^{FS}$) и общего объема ТМЗ (то есть суммарно для всей отрасли) к трендовому объему выпуска (Λ_t^G) с целевым уровнем (Λ^*). Компании также принимают во внимание разрыв между текущей ценой и средней трендовой ценой в отрасли:

$$P_{n,t} = P_{n,t-1} (1 + \xi^{P1} (\Lambda_{n,t}^{FS} - \Lambda^*)) (1 + \xi^{P2} (\Lambda_t^G - \Lambda^*)) (1 - \xi^{P3} (P_{n,t-1} - P_{t-1}^T) / P_{n,t-1}).$$

Эти переменные показатели не могут быть отрицательными. Выбор цен не может приводить к отрицательной наценке. Спрос на рабочую силу не должен быть выше L^{\max} , а целевой объем выпуска не должен превышать $L^{\max} * lp_n$.

Владельцы магазинов оставляют на корпоративном депозитном счете сумму, которая, согласно их ожиданиям, необходима для деятельности магазина (то есть для покрытия запланированных расходов на труд, капитал и обслуживание долга). Остальная сумма переводится на личный счет и рассматривается как дивидендные выплаты, которые учитываются в перманентном доходе. Стоит заметить, что эта сумма может быть отрицательной, если предприятие несет убытки, которые необходимо покрыть за счет перевода средств с личного счета на корпоративный. В случае если личных средств недостаточно, владелец магазина пытается взять кредит (он попытается занять сумму, равную убыткам, умноженным на фактор Φ), а если получить кредит не удастся, производитель уходит с рынка. Владелец магазина также уйдет с рынка, если его трендовый доход или целевой объем реализованной продукции станет равным нулю.

На этом этапе агенты, которые приобрели достаточное количество капитала, обновят свои магазины или откроют новые.

1.7. Выход с рынка

После выхода с рынка владелец магазина становится безработным, продает оставшиеся ТМЗ со скидкой Θ и переводит оставшиеся средства на свой личный счет. Количество Z случайных магазинов соответствующей отрасли приобретет $1/Z$ часть товарно-материальных запасов при наличии достаточных средств. В случае отсутствия необходимого количества магазинов, обладающих достаточными средствами, нереализованные запасы теряются.

1.8. Калибровка модели

Параметры модели представлены в Таблице А1 в Приложении. Критерием выбора параметров послужила способность модели создавать ряды отношения объема кредита к ВВП с реалистичными характеристиками, которые более подробно описываются в Разделе 2.

2. КОНЦЕПЦИЯ ЭКСПЕРИМЕНТОВ И ЭМПИРИЧЕСКАЯ ВАЛИДАЦИЯ

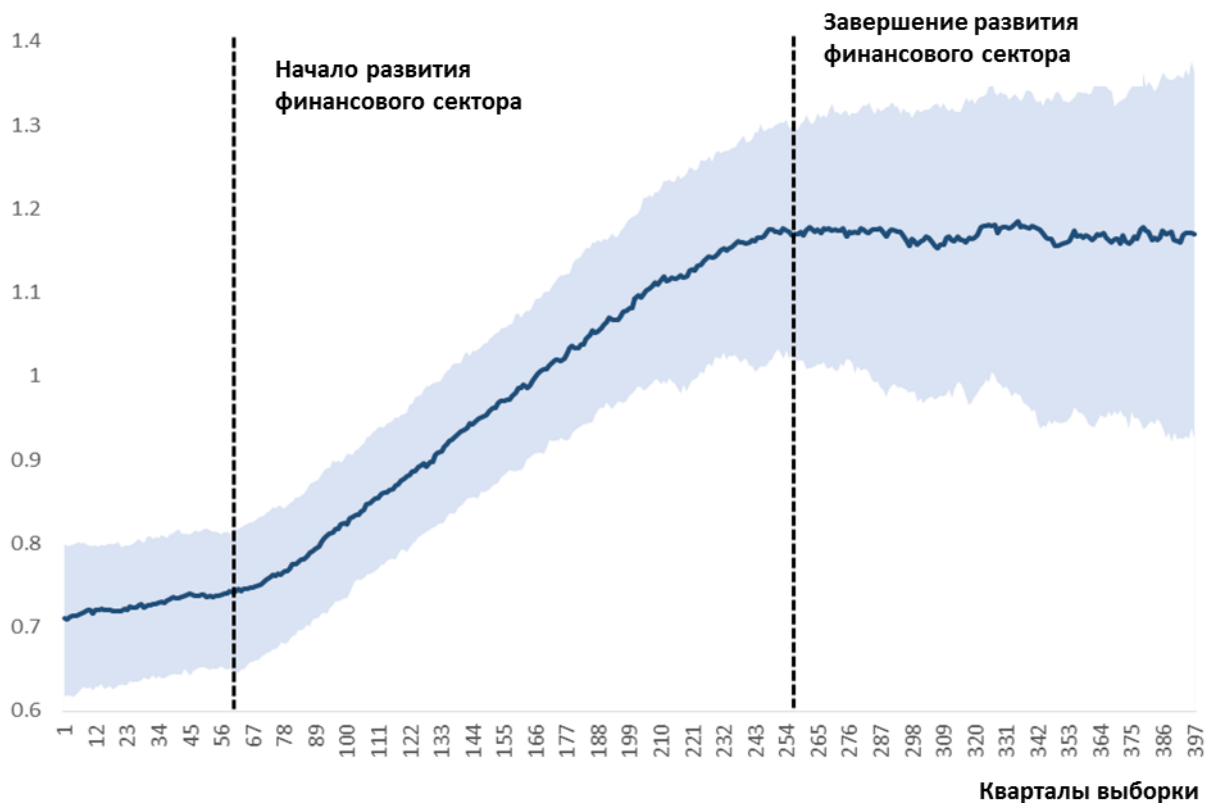
Далее мы генерируем набор рядов данных об объеме кредита, номинальном и реальном ВВП с помощью проведения симуляций агентно-ориентированной модели. Мы задаем начальные характеристики модели (то есть создаем агентов и их характеристики), запускаем ее и начинаем собирать данные, после того как были сгенерированы первые 150 лет⁷ наблюдений. Еще через 15 лет начинает происходить развитие финансового сектора, описанное в Разделе 1.2, что вызывает движение в соотношении объема кредита к ВВП. Оно прекращается приблизительно через 50 лет, когда доступность кредита и предельный коэффициент обслуживания долга (DSR) достигают своих максимальных значений. Соотношение объема кредитов к ВВП увеличивается приблизительно в 1,5 раза в течение этого периода (Рисунок 1)⁸. Мы проводим 1000 независимых симуляций модели, а данные наблюдений между началом и окончанием развития финансового сектора рассматриваем как основной набор смоделированных данных для нашего анализа⁹. На основе этих данных мы проводим эмпирическую валидацию нашей модели, анализируя свойства полученных рядов.

⁷Заметим, что моделью генерируются месячные данные, которые мы объединяем в квартальные.

⁸ Абсолютные значения отношения кредитов к ВВП зависят от параметризации модели, но в целом варьируются от 30 до 60%.

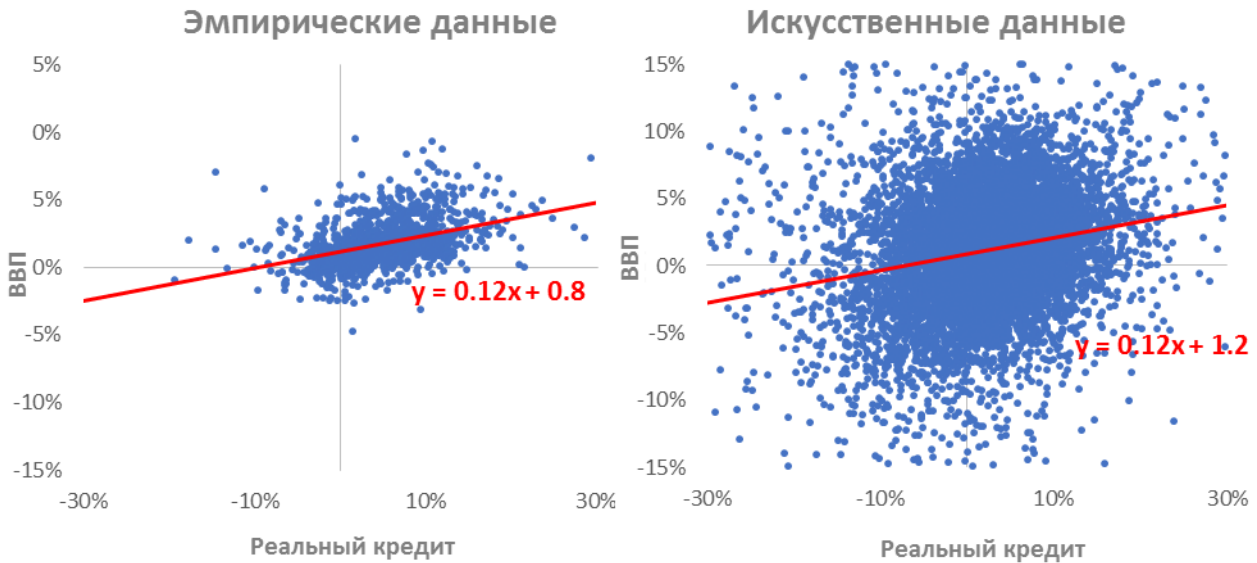
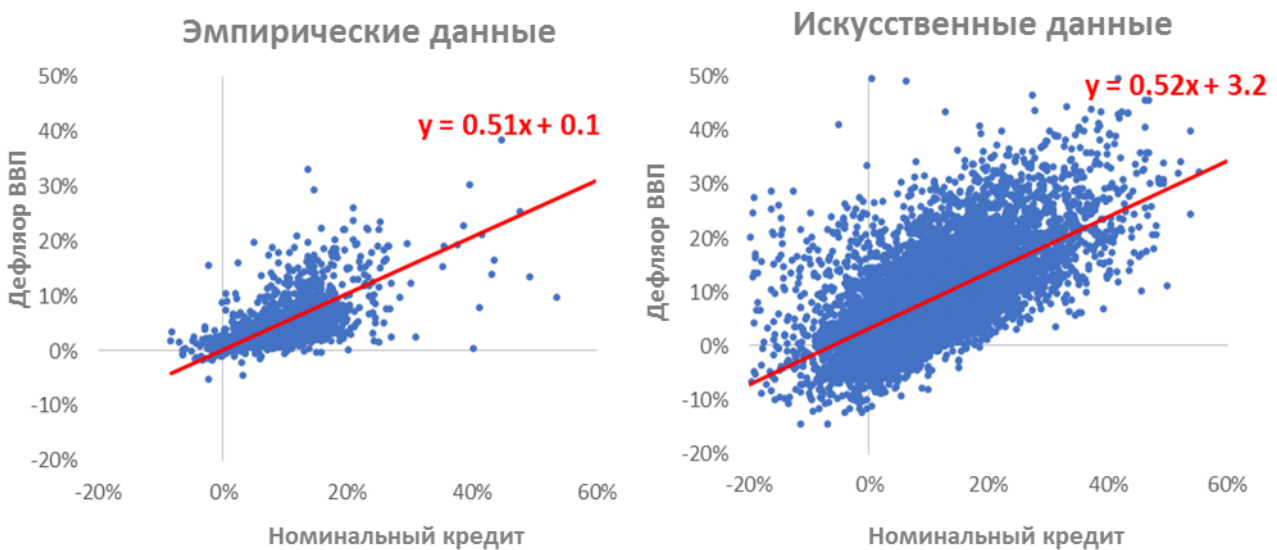
⁹ Мы отбрасываем из выборки некоторые наиболее отклоняющиеся результаты симуляций нашей модели. В частности, мы отбрасываем запуски, если объем выпуска или потребления инвестиционных товаров упал до нуля в какой-то момент времени, а также симуляции, где уровень цен снижается на протяжении 20 лет подряд. Общая доля отброшенных наблюдений составила менее 5% от общего объема данных.

Рисунок 1. Распределение отношения кредита к ВВП (по отношению к среднему значению, доверительный интервал определяется на основании 16-го и 84-го перцентилей)



Как отмечается в работах Fagiolo et al. (2007) и Fagiolo and Roventini (2017), один из подходов к проверке агентно-ориентированных моделей подразумевает анализ того, насколько динамика в смоделированных макроэкономических условиях совпадает с реальными макроэкономическими данными. Выбор воспроизводимых стилизованных фактов зависит в основном от цели моделирования. В нашем случае этот выбор очевиден: мы хотим, чтобы модель воспроизводила реалистичные колебания отношений объема кредитов к ВВП, поэтому нам необходимо убедиться, что совместная динамика кредитов, выпуска и цен соответствует эмпирическим закономерностям.

Для валидации модели мы используем данные по 27 странам (см. подробное описание набора эмпирических данных в Таблице А2 в Приложении). Сначала мы анализируем простые корреляции годовых темпов роста ВВП и индексов-дефляторов ВВП с реальным и номинальным объемами кредитов соответственно (Рисунки 2–3). Согласно результатам, наша модель может воспроизводить совместную динамику выпуска и уровня цен с ростом кредитов.

Рисунок 2. Корреляция годовых темпов роста ВВП и реального объема кредитов**Рисунок 3.** Корреляция годовых темпов роста индекса-дефлятора ВВП и номинального объема кредитов

Надо признать, что этот вид соотношения можно легко воспроизвести с помощью любой модели временных рядов. Важным преимуществом агентно-ориентированного моделирования является то, что оно также позволяет воспроизвести возникающие циклические колебания, которые можно наблюдать на данных в колебаниях отношения объема кредитов к ВВП. Для отражения этого явления мы используем несколько индикаторов.

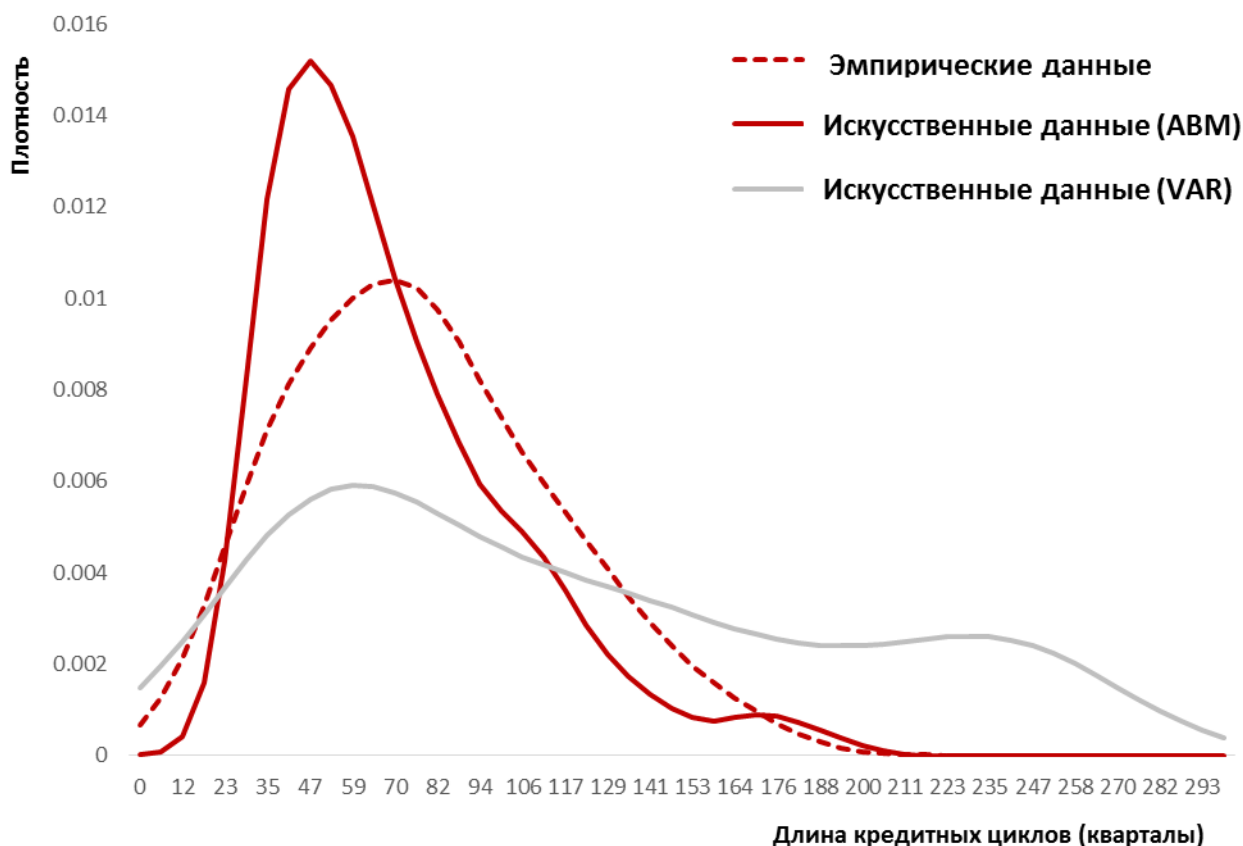
Сначала мы измеряем длину кредитных циклов в сгенерированных и эмпирических данных. Используя подход из работы Drehmann et al. (2012), мы определяем пики

кредитных циклов как локальные максимумы отношения объема кредитов к ВВП на интервале продолжительностью в девять кварталов и устанавливаем минимальную длину цикла на уровне 30 кварталов. Мы измеряем расстояние между пиками и строим ядерную оценку плотности (см. Рисунок 4). Для сравнения мы оцениваем панельную VAR-модель с помощью нашего набора эмпирических данных и генерируем другой набор данных по отношению объема кредитов к ВВП¹⁰. Примечательно, что кредитный цикл в агентно-ориентированной модели длится, как правило, 12 лет, что в целом совпадает с эмпирическими данными¹¹. Модель векторной авторегрессии (VAR) не позволяет воспроизвести эти закономерности и приводит к созданию колебаний отношения кредитов к ВВП, которые не имеют явной цикличности. Эти результаты подчеркивают важность агентно-ориентированного моделирования, которое способно воспроизводить появление циклов из-за случайных шоков¹².

¹⁰ В частности, мы оцениваем панельную VAR-модель, используя три переменные (сезонно скорректированные кредиты, ВВП и дефлятор ВВП из нашего набора эмпирических данных) и их четыре лага. С помощью разложения Холецкого мы оцениваем ковариационную матрицу для ортогональных шоков. На основе этого набора параметров и оценок дисперсий шоков мы получаем 200 рядов длительностью 50 лет и рассчитываем соответствующие отношения кредитов к ВВП.

¹¹ См. другие характеристики фактических и смоделированных кредитных циклов в Таблице А3 в Приложении.

¹² Нужно признать, что для анализа кредитных циклов все чаще используются DSGE-модели (см., в частности, примеры включения финансовых жесткостей в структурные модели деловых циклов в работах Kiyotaki and Moore (1997), Iacoviello (2005), Jakab and Kumhof (2015), Mumtaz and Zanetti (2016) и Gerba and Zochowski (2017)). Тем не менее мы считаем, что использование агентно-ориентированных моделей является предпочтительным вариантом для создания эндогенных кредитных циклов.

Рисунок 4. Ядерная оценка плотности длины кредитных циклов

И наконец, мы анализируем характеристики кредитного разрыва в сгенерированных и реальных данных. Можно утверждать, что в условиях выраженных кредитных циклов положительные отклонения отношения объема кредитов к ВВП от тренда станут хорошим индикатором последующего пика кредитного цикла при условии их надежности (то есть оценки в режиме реального времени близки к фактическим значениям). Для проверки этой характеристики мы оцениваем индикаторы кредитного разрыва, применяя односторонний фильтр Ходрика – Прескотта ($\lambda=400\ 000$) к логарифму отношения кредитов к ВВП на расширяющемся временном окне (минимальный размер окна составляет 12 кварталов). Мы ожидаем, что кредитный разрыв начнет предупреждать нас за 12 кварталов о наступлении пика кредитного цикла, который определяется описанным выше способом, и исключаем из анализа данные четырех наблюдений после пика. Формально мы анализируем способность кредитного разрыва заранее выявлять грядущий пик на основании площади под ROC-кривой (AUC). Этот статистический метод позволяет отразить соотношение между верными и ложными сигналами при всех возможных предпочтениях относительно ошибок первого и второго рода (подробнее см. в работе Drehmann and Juselius (2014)). Результаты для набора эмпирических и двух наборов сгенерированных данных представлены в Таблице 1. Они

показывают, что способность кредитных разрывов заранее идентифицировать пик цикла в рамках ABM сопоставима с тем, что наблюдается в реальности¹³. При этом полезность кредитных разрывов, созданных с помощью VAR-модели, очень низкая (вероятно, из-за отсутствия закономерности в колебаниях отношения объема кредита к ВВП).

Таблица 1. Площадь под ROC-кривой для наборов эмпирических и сгенерированных данных

<i>Набор данных</i>	<i>Площадь под ROC-кривой</i>
Эмпирический	0,63
Искусственный (ABM)	0,7
Искусственный (VAR)	0,54

С учетом вышеизложенного мы делаем вывод, что наша агентно-ориентированная модель позволяет реалистично¹⁴ воспроизвести колебания отношения кредитов к ВВП, и приступаем к более глубокому анализу надежности использования кредитных разрывов.

3. АНАЛИЗ НАДЕЖНОСТИ ОЦЕНОК КРЕДИТНОГО РАЗРЫВА

Мы используем два показателя надежности оценок кредитного разрыва.

Сначала мы измеряем величину стандартной корректировки индикаторов, сравнивая оценки в режиме реального времени (то есть оценки кредитного разрыва, получаемой в определенный период только с помощью доступных в этом периоде данных) с фактическим значением (мы используем значение, полученное после добавления данных еще за 20 лет). Это стандартный способ оценки надежности (например, см. работу Edge and Meisenzahl (2011)), но могут возникнуть трудности при попытке оценить степень снижения практической ценности индикатора из-за подобных корректировок.

¹³Нужно признать, что ценность кредитных разрывов в агентно-ориентированной модели несколько выше. Это может означать, что наш процесс создания данных более однородный (по временным и по переменным), чем в реальном мире. Кроме того, ряды данных по некоторым странам из набора эмпирических данных значительно короче, чем период в 50 лет, доступный в агентно-ориентированной модели, что, как мы увидим далее, может сказаться на достоверности оценок кредитных разрывов. Но заметим, что мы не планируем использовать ABM для оценки ценности данного индикатора в абсолютном выражении, а намереваемся проанализировать динамику его свойств в разных условиях.

¹⁴Точнее, модель позволяет воспроизводить кредитные циклы в соответствии с историческими закономерностями. Очевидно, это означает, что результаты анализа надежности кредитных разрывов в принципе можно использовать, если интенсивность изменений кредитных показателей остается на том же уровне, который наблюдался ранее.

В связи с этим мы измеряем полезность оценок кредитных разрывов для определения фаз кредитного цикла в режиме реального времени (то есть для прогнозирования поворотных точек) в виде площади под ROC-кривой по аналогии с Разделом 2. В принципе мы рассчитываем (формально рассчитываемую) ценность оценок разрывов в режиме реального времени при попытке различить циклические и трендовые изменения, которые выявляются впоследствии. Можно сказать, что этот способ подходит для определения надежности.

Практическая ценность кредитных разрывов существенно зависит от доступных для использования данных¹⁵. Детальное изучение этой взаимосвязи является важной частью нашего анализа. Мы составляем оценки отдельно для подмножеств показателей кредитных разрывов, рассчитанных на основании временных рядов разной длины. В частности, вместо расширяющейся временной выборки (как в Разделе 2) мы оцениваем кредитные разрывы с помощью скользящих временных выборок фиксированной длины. Мы начинаем с самой минимальной возможной длины в 12 кварталов, а затем увеличиваем ее, добавляя по одному кварталу на каждом следующем этапе (но не более 180 кварталов), получая оценки кредитного разрыва и показатели их надежности (то есть величину корректировки и площадь под ROC-кривой) на каждом из этих этапов.

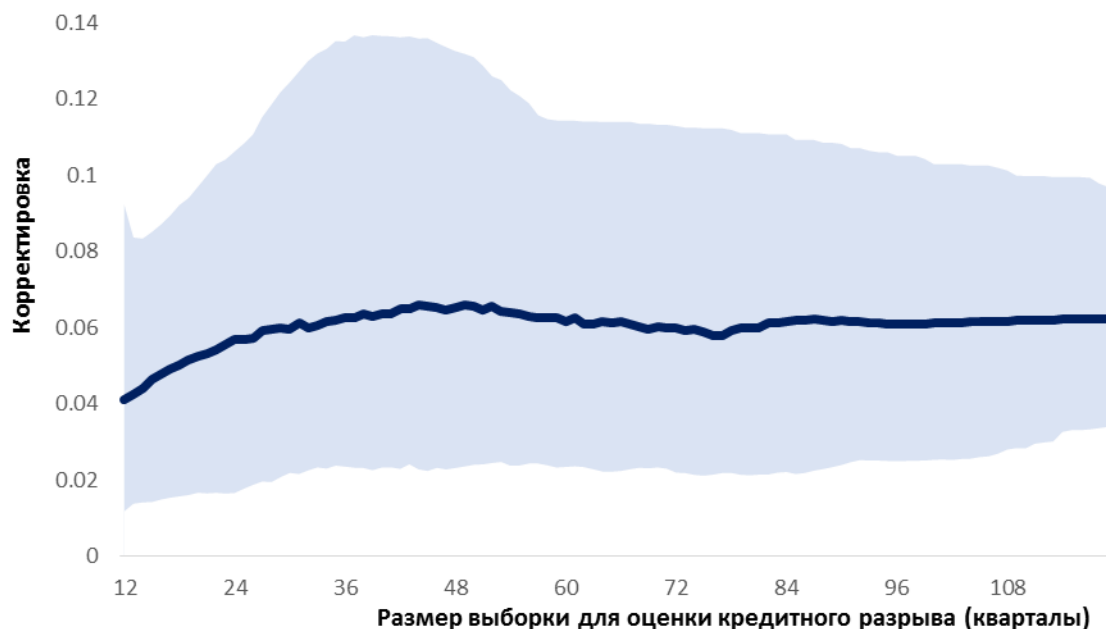
3.1. Набор эмпирических данных

Сначала мы оцениваем показатели на имеющемся наборе эмпирических данных. Стандартная величина корректировки для подмножеств кредитных разрывов представлена на Рисунке 5. По мере увеличения временной выборки происходит первоначальное увеличение¹⁶ величины корректировки, но затем она стабилизируется на уровне 6 процентных пунктов. Этот вывод является парадоксальным, поскольку подразумевает, что надежность оценки кредитного разрыва не чувствительна к длине, используемой для расчетов временной выборки.

¹⁵ БКБН (2010) заявил, что страны должны использовать длинные временные ряды (данные по кварталам должны охватывать не менее 20 лет) для использования кредитных разрывов с целью внедрения контрциклических буферов капитала. В работе Geršl and Jašová (2017) отмечается разница в практической ценности кредитных разрывов, для оценки которых применялись временные выборки разной длины.

¹⁶ Эта взаимосвязь может объясняться тем фактом, что очень короткие выборки соотношений объема кредитов к ВВП можно лучше подогнать к тренду, поэтому показатели разрывов, как правило, показывают более незначительные отклонения.

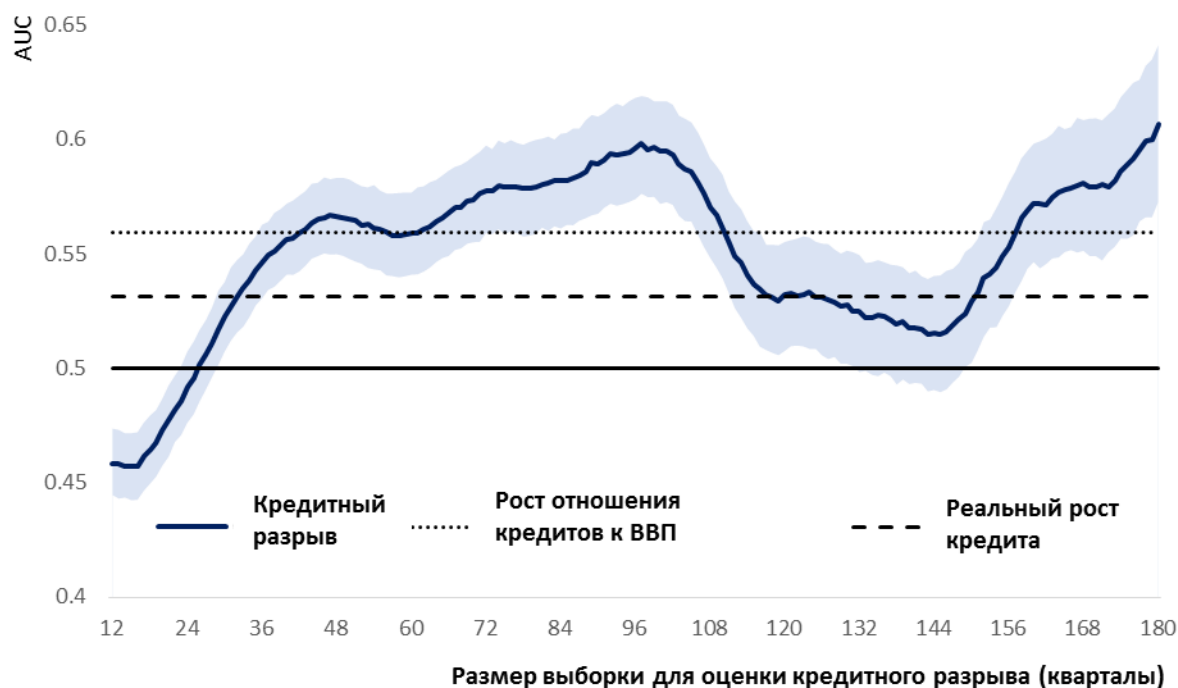
Рисунок 5. Стандартная корректировка кредитных разрывов (медиана, 16-й и 84-й перцентили)



Площади под ROC-кривой для кредитных разрывов, которые оценивались на основании временных промежутков разной длины, изображены на Рисунке 6. Анализ графика показывает, что эффективность индикаторов быстро возрастает по мере добавления каждого нового квартала, до тех пор пока окно не достигает 12 лет. С дальнейшим увеличением длины временного окна площади под кривой продолжают расти, но уже с несколько меньшей скоростью. Эффективность индикаторов достигает максимального значения при использовании временного окна длиной 25 лет. Мы можем сравнить эти результаты с некоторыми стандартными значениями. Во-первых, AUC для кредитных разрывов может считаться информативным (так как он больше 0,5) после получения данных за 5 лет. Кредитные разрывы являются более эффективным средством прогнозирования пиков кредитного цикла, чем альтернативные индикаторы¹⁷ (рост реального объема кредитов и рост соотношения объема кредитов к ВВП) после получения временной выборки длиной более 10 и 20 лет соответственно. Следует отметить, что также наблюдаются неожиданные колебания площади под ROC-кривой при использовании временного окна длиной от 25 до 40 лет.

¹⁷ Отметим, что при использовании показателей, основанных на росте каких-либо значений, не требуется проводить детрендинг; их расчеты (следовательно, и их площадь под кривой) не зависят от длины временной выборки.

Рисунок 6. Площади под кривой кредитных разрывов и альтернативных индикаторов (с доверительным интервалом в размере 90% (после проведения бутстрэппинга))



В целом необходимо признать, что результаты эмпирического анализа (в частности, в отношении длинных временных выборок) не кажутся полностью надежными. Одним из объяснений данного факта (помимо явно недостаточного количества данных наблюдений), является гетерогенность подвыборок, используемых для оценки свойств кредитных разрывов. Отметим, что хотя свойства оценок кредитного разрыва на коротких временных интервалах анализируются на всем рассматриваемом периоде (то есть с использованием наблюдений за период с 1960-х до 2010-х годов)¹⁸, надежность кредитных разрывов, которые оцениваются, например, по 20-летним временным выборкам, можно проанализировать только начиная с 1980-х годов. Вероятная разнородность в интенсивности развития кредитного цикла за последние десятилетия может исказить результаты этого анализа. По этим причинам необходимо провести перекрестную проверку наших результатов на основании набора искусственных данных.

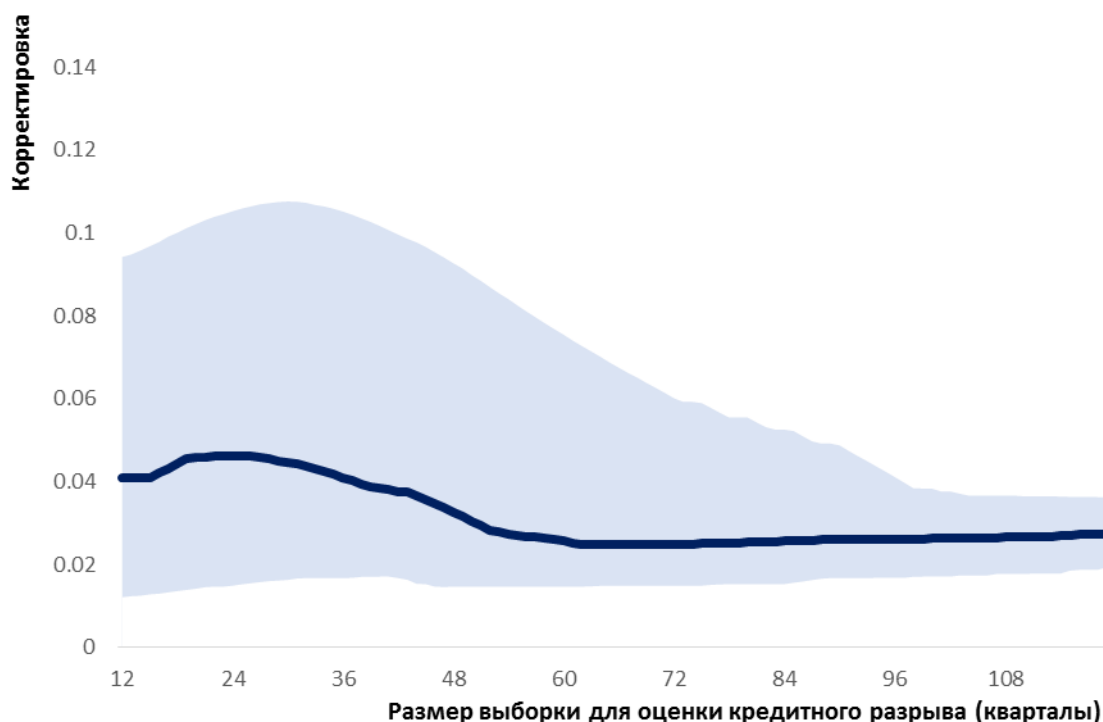
¹⁸ В действительности, поскольку имеющиеся временные выборки по некоторым странам из нашего набора данных имеют более короткую длину, у нас получается меньше наблюдений для оценки достоверности соответствующих подмножеств кредитных разрывов.

3.2. Набор сгенерированных данных (без структурных разрывов)

Далее мы проводим тот же анализ в отношении рядов, сгенерированных с помощью агентно-ориентированной модели. Мы рассматриваем периоды продолжительностью 50 лет между началом и окончанием периода развития финансового сектора на основании 1000 независимых запусков модели.

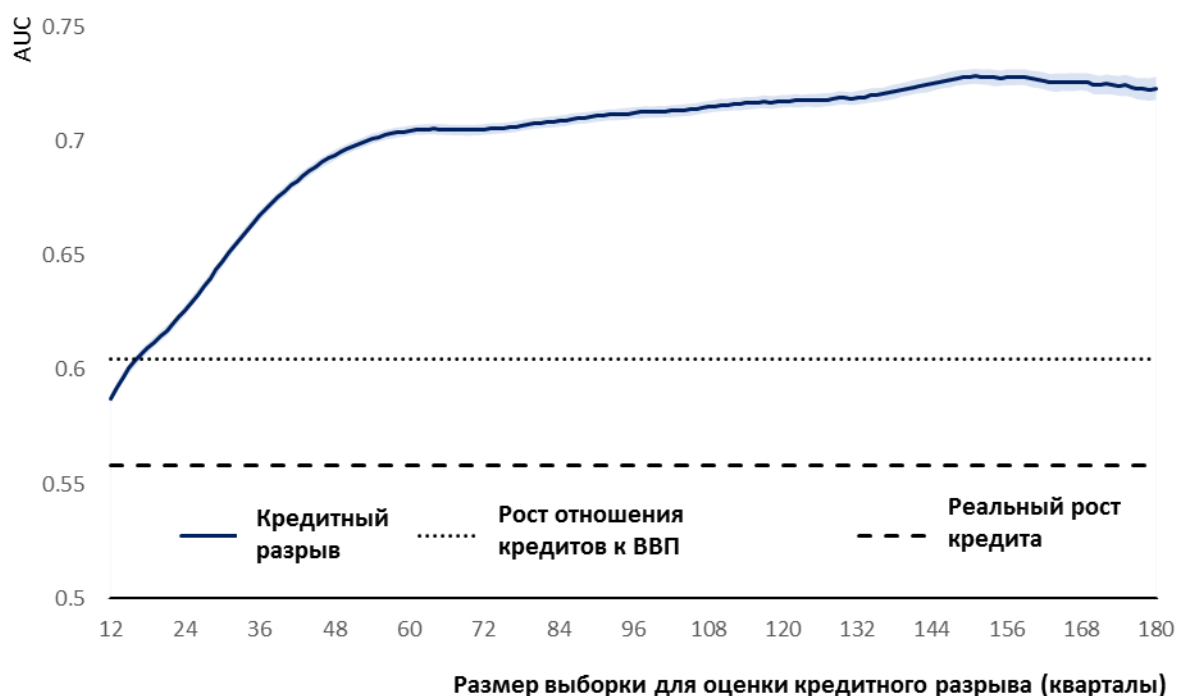
Результаты намного более четкие, чем те, что были получены на эмпирических данных. Мы выяснили, что величина стандартных корректировок кредитных разрывов выше по коротким временным выборкам (она составляет приблизительно 5 процентных пунктов, что сопоставимо с результатами по эмпирическим данным), но снижается по мере добавления данных (Рисунок 7). Она стабилизируется на уровне 2,5 процентного пункта, когда длина временной выборки достигает 15 лет.

Рисунок 7. Стандартная корректировка кредитных разрывов (медиана, 16-й и 84-й перцентили)



Результаты анализа площади под ROC-кривой подтверждают, что надежность оценок кредитного разрыва быстро вырастает по мере приближения к длине выборки 12–15 лет (Рисунок 8)¹⁹. Дальнейшее увеличение временной выборки лишь незначительно повышает уровень надежности²⁰. При использовании смоделированных данных кредитные разрывы, которые оцениваются с помощью 5-летней временной выборки, должны дать более качественные результаты, чем альтернативные индикаторы.

Рисунок 8. AUC для кредитных разрывов в зависимости от длины используемой временной выборки и альтернативных индикаторов (с доверительным интервалом в размере 90% (после проведения бутстрэппинга))



¹⁹ Мы хотели бы еще раз подчеркнуть важность измерения надежности кредитных разрывов для разных временных интервалов. Стандартный подход к оценке предсказательной силы индикаторов кредитного разрыва (то есть с использованием для этого рекурсивно расширяющейся временной выборки) для определенной страны на интервале 10 лет подразумевал бы усреднение индикаторов, рассчитанных по всему временному диапазону (в нашем случае – от 3 до 10 лет). Полученный в результате AUC (от 0,58 до 0,68) был бы значительно ниже ожидаемого значения, рассчитанного «начиная с текущего момента» (0,68).

²⁰ Заметим, что (как видно на Рисунке 4) периоды продолжительностью 15 лет, скорее всего, будут достаточно длинными, чтобы охватить как фазу снижения, так и фазу роста кредитного цикла одной и той же длины, что является очень важным для надежности оценок кредитного разрыва.

3.3. Набор сгенерированных данных (со структурными сдвигами)

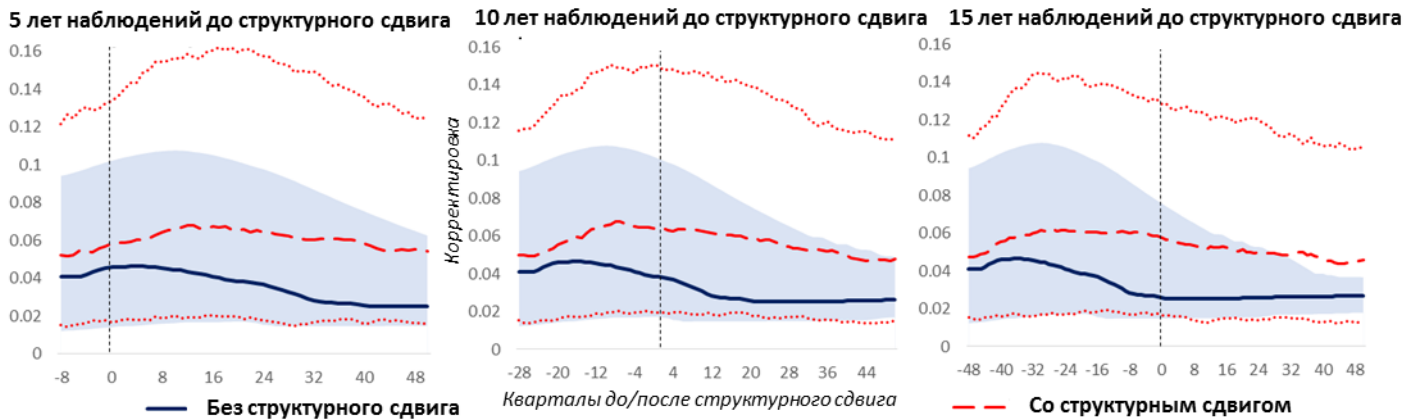
Далее мы исследуем, в какой степени нестабильность динамики отношения объема кредитов к ВВП может привести к снижению надежности оценок кредитного разрыва. Для этого мы проводим следующий анализ.

Мы обозначаем периоды начала и окончания развития финансового сектора (как говорилось в Разделе 2) как структурные сдвиги²¹. Мы оцениваем кредитные разрывы на расширяющейся временной выборке, которая начинается до структурного сдвига. В частности, мы проводим этот анализ для трех вариантов временных интервалов длиной 15, 10 и 5 лет до разрыва, а также по контрольной выборке, которая не включает данные по периодам до сдвига. Таким образом, каждая из 1000 симуляций модели дает нам две временные выборки со структурными сдвигами: первая начинается до начала расширения финансового сектора и охватывает период его развития, а вторая начинается незадолго до окончания периода расширения финансового сектора. Результаты по обоим временным интервалам и всем показателям объединяются для оценки расчета общих индикаторов надежности. Мы оцениваем надежность оценок кредитных разрывов отдельно для подвыборок, которые формируются в зависимости от близости к структурному сдвигу (как и в предыдущем анализе, мы допускаем, что минимальная длина временной выборки для оценки кредитного разрыва составляет 12 кварталов).

На Рисунке 9 показаны результаты оценки для пересмотра оценок кредитных разрывов на временном интервале со структурными сдвигами (для сравнения мы также добавили на график данные, полученные по однородной временной выборке соответствующей длины в Разделе 3.2). Из-за нестабильности заметно повышается размер данной корректировки оценок до и после разрыва.

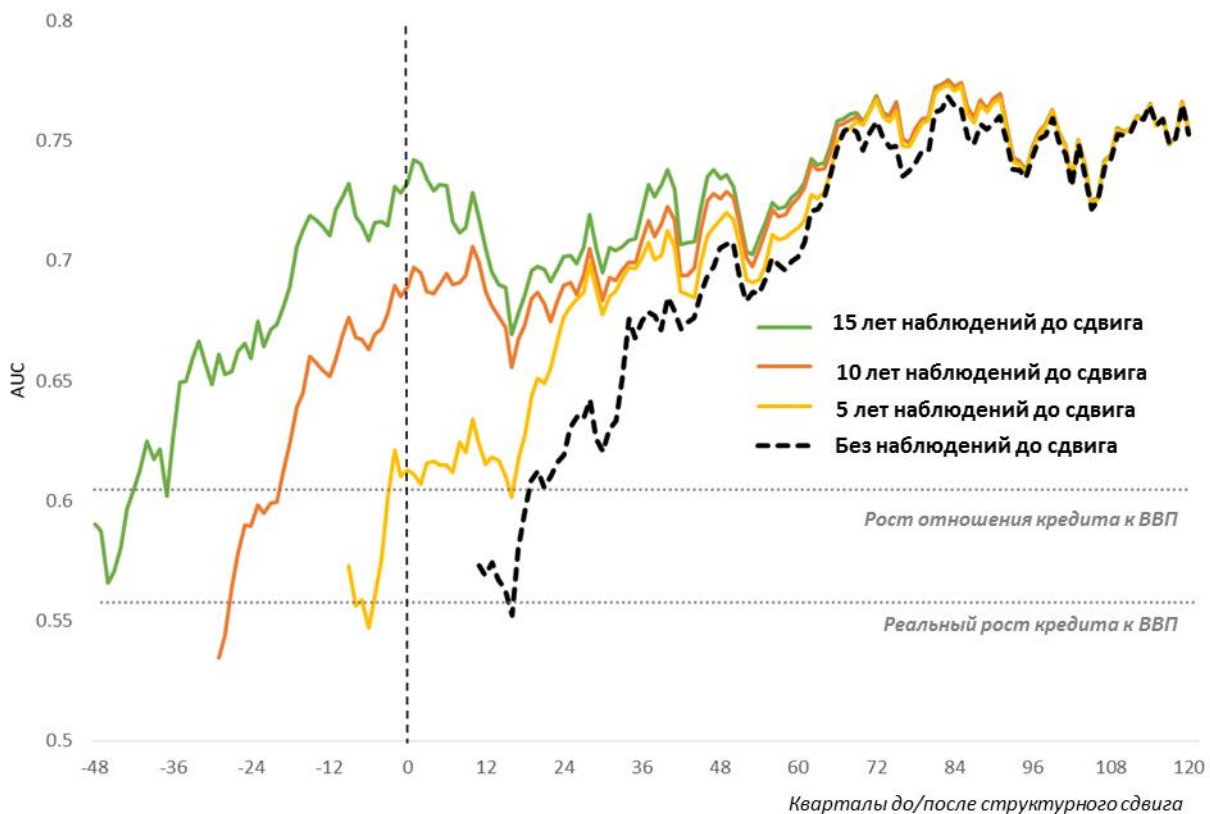
²¹ Мы считаем, что эти периоды представляют собой структурные разрывы значительной величины: переход от положительного сдвига к периоду без изменений соотношения объема кредитов к ВВП на практике наблюдается очень редко.

Рисунок 9. Стандартная корректировка кредитных разрывов около структурного сдвига (медиана, 16-й и 84-й перцентили)



Коэффициент AUC для разных подвыборок оценок кредитных разрывов изображен на Рисунке 10. Их надежность снижается после структурного сдвига (хотя и незначительно). После этого степень надежности повышается медленно, а наиболее высокие уровни AUC достигаются лишь не менее чем через 15 лет после структурного сдвига. В принципе, степень надежности оценок кредитных разрывов, полученных лишь на основании данных наблюдений за 12 и более лет после сдвига, близка (но не превосходит) к надежности оценок по более продолжительным выборкам, которые содержат данные до сдвига.

Рисунок 10. AUC для кредитных разрывов около структурного сдвига



4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Как известно, надежность оценок кредитных разрывов в существенной степени зависит от длины доступных для расчета данных. Таким образом, проблемы измерения кредитного разрыва на практике и проблемы с оценкой крайних точек особенно актуальны для развивающихся стран, где из-за недостаточной длины временных рядов выявление трендовой и циклической составляющих в динамике отношения кредитов к ВВП может быть затруднительным. Поэтому применение методов, рассчитанных на развитые рынки, для развивающихся стран может быть нецелесообразным.

При этом необходимо отметить, что к неверным выводам может привести приравнивание полезности кредитных разрывов, которая наблюдается в некоторый период времени, к ожидаемой полезности в будущем. Стандартный анализ способности кредитных разрывов заранее выявлять финансовые кризисы подразумевает их рекурсивную оценку на расширяющейся временной выборке (то есть в режиме реального времени). В результате такого анализа рассчитывается средняя полезность разрывов на временных интервалах разной длины (начиная с наиболее короткого возможного периода и заканчивая самым продолжительным), которая, естественно, отличается от ожидаемой полезности данного индикатора в ближайшие годы. Точно так же если оценки кредитных разрывов не считались эффективными в период значительных изменений в темпах развития финансового сектора не означает, что они не могут стать эффективными после стабилизации этого процесса. В связи с этим целесообразно попытаться отдельно оценить надежность показателей кредитных разрывов на различных по длительности временных интервалах и изучить изменения в степени их надежности во время структурных сдвигов в скорости развития финансового сектора. Это и есть цель нашей работы.

Надо признать, что для выполнения этой задачи требуется большой объем данных и проблемы возникают даже в отношении развитых стран. В связи с этим мы дополняем наш эмпирический анализ, результаты которого оказались недостаточно убедительными, моделированием методом Монте-Карло. Для этого мы построили агентно-ориентированную модель, которая позволяет реалистично воспроизвести кредитные циклы и создать набор искусственных данных.

Мы выяснили, что для оценки достоверных кредитных разрывов достаточно наличия данных, охватывающих период от 12 до 15 лет (то есть надежность оценок кредитных разрывов не будет существенно увеличиваться с дальнейшим добавлением данных в выборку). На основании этих результатов можно рекомендовать создавать контрциклические буферы капитала на основе кредитных разрывов даже в развивающихся странах, где, как правило, имеются временные выборки этой длины.

Резкое изменение темпа развития финансового сектора приводит к снижению надежности кредитных разрывов. Тем не менее они остаются полезными для определения фаз кредитного цикла в режиме реального времени даже при наличии подобных структурных сдвигов. Не рекомендуется исключать из временной выборки данные наблюдений за периоды до сдвига, поскольку их наличие все же повышает надежность кредитных разрывов (по сравнению с данными наблюдений, полученными с помощью более короткой временной выборки).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Ashraf, Q., Gershman, B. and Howitt, P. (2017). Banks, Market Organization, and Macroeconomic Performance: An Agent-Based Computational Analysis, *Journal of Economic Behavior & Organization*, 135: 143–180.

Basel Committee on Banking Supervision (BCBS). (2010). Guidance for National Authorities Operating the Countercyclical Capital Buffer, December.

Basistha, A. (2007). Trend-Cycle Correlation, Drift Break and the Estimation of Trend and Cycle in Canadian GDP (Corrélation tendance-cycle, discontinuité, et estimation de la tendance et du cycle dans le PIB canadien), *The Canadian Journal of Economics / Revue canadienne d'économie*, 40 (2): 584–606.

Caiani, A., Godin, A., Caverzasi, E., Gallegati, M., Kinsella, S. and Stiglitz, J. (2016). Agent-Based Stock Flow Consistent Macroeconomics: Towards a Benchmark Model, *Journal of Economic Dynamics & Control*, 69: 375–408.

Chiarella, C. and Di Guilmi C. (2017). Monetary Policy and Debt Deflation: Some Computational Experiments, *Macroeconomic Dynamics*, 21: 214–242.

Deryugina, E. and Ponomarenko, A. (2017). Real-Time Determination of Credit Cycle Phases in Emerging Markets. Bank of Russia Working Paper Series No. 17.

Dosi, G., Fagiolo, G. and Roventini, A. (2010). Schumpeter Meeting Keynes: A Policy-Friendly Model of Endogenous Growth and Business Cycles, *Journal of Economic Dynamics & Control*, 34: 1748–1767.

Drehmann, M., Borio, C. and Tsatsaronis, K. (2012). Characterising the Financial Cycle: Don't Lose Sight of the Medium Term! BIS Working Paper No. 380.

Drehmann, M. and Juselius, M. (2014). Evaluating Early Warning Indicators of Banking Crises: Satisfying Policy Requirements, *International Journal of Forecasting* 30, 759–780.

Drehmann, M. and Tsatsaronis, K. (2014). The Credit-to-GDP gap and Countercyclical Capital Buffers: Questions and Answers, *BIS Quarterly Review* (March), 55–73.

Edge, R. and Meisenzahl, R. (2011). The Unreliability of Credit-to-GDP Ratio Gaps in Real-Time: Implications for Countercyclical Capital Buffers, *International Journal of Central Banking*, 7 (4): 261–298.

Égert, B., Backé, P. and Zumer, T. (2007). Private-Sector Credit in Central and Eastern Europe: New (Over) Shooting Stars? *Comparative Economic Studies*, 49: 201–231.

Fagiolo, G., Moneta, A. and Windrum, P. (2007). A Critical Guide to Empirical Validation of Agent-Based Models in Economics: Methodologies, Procedures, and Open Problems, *Computational Economics*, 30 (3): 195–226.

Fagiolo, G. and Roventini, A. (2017). Macroeconomic Policy in DSGE and Agent-Based Models Redux: New Developments and Challenges Ahead, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 20 (1): 1–1.

Gerba, E. and Żochowski, D. (2017). Knightian Uncertainty and Credit Cycles, ECB Working Paper 2068.

Geršl, A. and Jašová, M. (2017). Credit-based Early Warning Indicators of Banking Crises in Emerging Markets, *Economic Systems*, <https://doi.org/10.1016/j.ecosys.2017.05.004>

Geršl, A. and Seidler, J. (2015). Countercyclical Capital Buffers and Credit-to-GDP Gaps: Simulation for Central, Eastern, and South-eastern Europe, *Eastern European Economics* 53 (6): 439–465.

Gonzalez-Astudillo, M. and Roberts, J.M. (2016). When can Trend-Cycle Decompositions be Trusted? Finance and Economics Discussion Series 2016-099. Washington: Board of Governors of the Federal Reserve System.

Haldane, A. and Turrell, A. (2018). An Interdisciplinary Model for Macroeconomics, *Oxford Review of Economic Policy*, 34 (1–2): 219–251.

Hosszú, Z. and Mérő, B. (2017). An Agent-based Keynesian Model with Credit Cycles and Countercyclical Capital Buffer, MNB Working Papers 5.

Iacoviello, M. (2005). House Prices, Borrowing Constraints and Monetary Policy in the Business Cycle. *American Economic Review*, 95: 739–764.

Inoue, A., Jin, L. and Rossi, B. (2017). Rolling Window Selection for Out-of-Sample Forecasting with Time-varying Parameters, *Journal of Econometrics*, 196: 55–67.

Inoue, A. and Rossi, B. (2012). Out-of-Sample Forecast Tests Robust to the Choice of Window Size, *Journal of Business & Economic Statistics*, 30 (2): 432–453.

Jakab, Z. and Kumhof, M. (2015). Banks are not Intermediaries of Loanable Funds – And why this Matters, Bank of England Working Papers 529.

King, M. (1994). Debt-Deflation: Theory and Evidence, *European Economic Review*, 38 (3–4): 419–445.

Kiyotaki, N. and Moore, J.H. (1997). Credit Cycles. *Journal of Political Economy* 105: 211–248.

Krug, S. (2018). The Interaction between Monetary and Macroprudential Policy: Should Central Banks ‘Lean Against The Wind’ to Foster Macro-financial Stability? *Economics: The Open-Access, Open-Assessment E-Journal*, 12 (2018–7): 1–69.

Minsky, H.P. (1982). Can “it” Happen Again? Essays on Instability and Finance, Armonk, N.Y.: M.E. Sharpe.

Mumtaz, A. and Zanetti, F. (2016). The Effect of Labour and Financial Frictions on Aggregate Fluctuations, *Macroeconomic Dynamics*, 20: 313–341.

Nelson, C.R. (1988). Spurious Trend and Cycle in the State Space Decomposition of a Time Series with a Unit Root, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12 (2–3): 475–488.

Pesaran, M.H. and Timmermann, A. (2007). Selection of Estimation Window in the Presence of Breaks, *Journal of Econometrics*, 137: 134–161.

Popoyan, L., Napoletano, M. and Roventini, A. (2017). Taming Macroeconomic Instability: Monetary and Macro Prudential Policy Interactions in an Agent-Based Model, *Journal of Economic Behavior & Organization*, 134: 117–140.

von Peter, G. (2005). Debt-deflation: Concepts and a Stylised model, BIS Working Papers 176.

ПРИЛОЖЕНИЕ

Таблица А1. Параметры модели

<u>Название</u>	<u>Параметр</u>	<u>Значение</u>
Выход на рынок		
Вариация роста производительности	λ_e	0.0015
Вариация целевой доли рынка	λ_z	0.01
Стоимость открытия	Ω (новый магазин)	40
	Ω (обновление магазина)	20
Горизонт оценки проекта	h	10
Принятие рисков	α_n	$\in (1,2)$
Корректировка целевых показателей магазина		
Выпуск (ТМЗ магазина)	ξ^{Y1}	0.1
Выпуск (глобальные ТМЗ)	ξ^{Y2}	0.1
Выпуск (разрыв выпуска)	ξ^{Y3}	0.3
Зарботная плата (спрос на рабочую силу)	ξ^{W1}	1
Зарботная плата (средняя зарботная плата)	ξ^{W2}	0.2
Цена (ТМЗ магазина)	ξ^{P1}	0.0175
Цена (глобальные ТМЗ)	ξ^{P2} (отрасль потребительских товаров)	0.07
	ξ^{P2} (отрасль инвестиционных товаров)	0.035
Цена (средняя цена)	ξ^{P3}	0.1
Целевое соотношение ТМЗ к объему продаж	Λ^* (отрасль потребительских товаров)	1
	Λ^* (отрасль инвестиционных товаров)	0.75

товаров)

Эластичность потребления

Доход	β_n^I	$\max [0, \sim N(0.6, 0.05)]$
Богатство	β_n^W	$\max [0, \sim N(0.15, 0.01)]$
Задолженность	β_n^D	$\max [0, \sim N(0.2, 0.01)]$
Случайная составляющая	$\varepsilon_{n,t}$	$\max [0, \sim N(0, 0.025)]$

Кредитный рынок

Коэффициент обслуживания долга (начальные и максимальные значения)	DSR^* $DSR^{* \max}$	0.5 0.75
Дрифт DSR	v_t	$\sim N(0.005, 0.00025)$
Спрос на кредиты	Φ (инвестиционный кредит) Φ (кредит на покрытие текущих расходов)	1.1 1.25
Срок кредита	M	10
Количество пропущенных платежей для наступления банкротства	D	9
Спред по депозитам	DS	3
Кредитный спред	CS	3

Денежно-кредитная**политика**

Реакция на инфляцию	σ^I	0.6
Целевой уровень инфляции	π^{trg}	5
Реакция на безработицу	σ^U	0.5
Целевой уровень безработицы	u^{trg}	5
Нейтральная ставка (константа в функции реакции ЦБ)	IR^*	6

Прочие параметры

Инертность тренда	λ_a	0.95
Максимальное количество	L^{\max}	7

работников на магазин

Необходимые капитальные затраты	λ_c (отрасль потребительских товаров)	0.5
	λ_c (отрасль инвестиционных товаров)	0
Скидка при срочной распродаже	Θ	0.75
Количество магазинов, участвующих в срочной распродаже	Z	10
Количество агентов	N	300
Вероятности		
Техническое обновление и открытие нового магазина	p^e (новый магазин)	0.5
	p^e (новый магазин)	1
Замена магазина	p^c	0.5
Обучение профессиональным навыкам	p^{s1}	0.125
	p^{s2}	0.05
Доступность кредита	Инвестиционный кредит	
	p_t^L (начальное значение)	0.4
	p_t^{Lmax} (максимальное значение)	0.65
	Кредит на покрытие текущих расходов	
	p_t^L (начальное значение)	0.132
	p_t^{Lmax} (максимальное значение)	0.215
Сдвиг в доступности кредита	μ_t (инвестиционный кредит)	$\sim N(0.005, 0.00025)$
	μ_t (кредит на покрытие текущих расходов)	$\sim N(0.00135, 0.0000825)$
Увольнение ненужных сотрудников	p^F	0.75

Таблица А2. Набор эмпирических данных

<i>Страна</i>	<i>Временная выборка</i>	
	<i>С</i>	<i>По</i>
Австралия	I кв. 1960	III кв. 2016
Австрия	I кв. 1960	IV кв. 2016
Бельгия	III кв. 1970	III кв. 2016
Канада	I кв. 1960	III кв. 2016
Чили	I кв. 1995	III кв. 2016
Колумбия	I кв. 2000	III кв. 2016
Дания	I кв. 1967	III кв. 2016
Финляндия	III кв. 1970	III кв. 2016
Франция	III кв. 1969	III кв. 2016
Германия	I кв. 1960	III кв. 2016
Греция	I кв. 1960	III кв. 2016
Ирландия	II кв. 1976	III кв. 2016
Израиль	I кв. 1995	III кв. 2016
Италия	I кв. 1960	III кв. 2016
Япония	III кв. 1964	III кв. 2016
Корея	III кв. 1962	III кв. 2016
Мексика	III кв. 1980	III кв. 2016
Нидерланды	IV кв. 1960	III кв. 2016
Новая Зеландия	II кв. 1987	III кв. 2016
Норвегия	I кв. 1960	III кв. 2016
Португалия	I кв. 1960	III кв. 2016
Южная Африка	IV кв. 1964	III кв. 2016
Испания	IV кв. 1969	III кв. 2016
Швеция	IV кв. 1960	III кв. 2016
Швейцария	I кв. 1960	III кв. 2016
Великобритания	IV кв. 1962	III кв. 2016
Соединенные Штаты Америки	IV кв. 1951	III кв. 2016

В качестве источника рядов данных о кредитах мы используем базу данных БМР (скорректированную на разрывы с учетом кредитов всех отраслей, выданных частному реальному секторам). Состав набора данных зависит от их доступности. Информацию о ВВП и ценах (индекс-дефлятор ВВП, если он есть, в противном случае – потребительские цены) мы берем из базы данных ОЭСР. Все данные скорректированы на сезонные колебания согласно процедуре Х-12.

Таблица А3. Характеристики фактических и сгенерированных кредитных циклов (средние значения)

Данные	Интенсивность (%)		Продолжительность (кварталы)		
	Подъем	Снижение	Подъем	Снижение	Цикл
Эмпирические	79	-17	61	21	75
Искусственные (ABM)	51	-33	61	16	70
Искусственные (VAR)	520	-50	100	12	119

Показатель интенсивности отражает изменение в процентах от низшей точки до пика (подъем) и от пика до низшей точки (снижение). Продолжительность полного цикла измеряется назад и вперед.