

Оценка кредитного разрыва: подход на основе фильтра Ходрика – Прескотта с ограничениями

Цукарев Т., Погосян К., Лемба К., Гришин Д., Янушкевич А.

РД/26/1

Ключевые слова: кредитный разрыв, кредитный цикл, Базель III, тренд, фильтр Ходрика — Прескотта, экспертные ограничения, бутстреп-моделирование.

Коды JEL: C18, C22, E32, E44, E58, G01, G28

Контакты авторов:

Тарас Цукарев, Департамент по аналитической работе ЕФСР: ttsukarev@efsd.org

Карен Погосян, Департамент по аналитической работе ЕФСР: kpoghosyan@efsd.org

Кирилл Лемба, Департамент по аналитической работе ЕФСР: KLemba@efsd.org

Данил Гришин, Департамент по аналитической работе ЕФСР: dgrishin@efsd.org

Александр Янушкевич, Департамент системного экономического мониторинга и стабилизационного финансирования ЕФСР: ayanushkevich@efsd.org

Электронная версия документа находится в свободном доступе по адресу:
<https://efsd.org/research/working-papers/>

Рабочие документы ЕФСР представляют собой аналитические исследования в области глобальных, региональных и страновых экономических тенденций, экономического моделирования, макроэкономического анализа, отраслевого анализа, международной финансовой архитектуры и иных вопросов. Выводы и интерпретация факторов в рабочем документе не обязательно отражают официальную позицию Совета директоров ЕФСР, Совета управляющих ЕФСР или государств — участников ЕФСР.

Перепечатка текста в некоммерческих целях, целиком или по частям, включая крупные фрагменты, и размещение текста на внешних электронных ресурсах разрешены при обязательной ссылке на оригинальный текст.

Оглавление

Список сокращений	2
Благодарность	3
Введение	4
1. Обзор литературы	7
2. Фильтр Ходрика — Прескотта	11
3. Предлагаемый алгоритм оценки кредитного разрыва	18
4. Результаты оценок кредитного разрыва	28
Заключение	34
Список литературы	36
Приложение А	39
Приложение Б	42
Приложение В	44

Список сокращений

БМР	Банк международных расчетов
ВВП	валовой внутренний продукт
ЕФСР	Евразийский фонд стабилизации и развития
ЗАО	закрытое акционерное общество
КБК	контрциклический буфер капитала
КР	Кыргызская Республика
МБК	межбанковский кредит
МНК	метод наименьших квадратов
НБКР	Национальный банк Кыргызской Республики
НБРБ	Национальный банк Республики Беларусь
НБРК	Национальный банк Республики Казахстан
НБТ	Национальный банк Таджикистана
ОАО	открытое акционерное общество
ОЭСР	Организация экономического сотрудничества и развития
РА	Республика Армения
РБ	Республика Беларусь
РК	Республика Казахстан
РТ	Республика Таджикистан
РФ	Российская Федерация
ЦБ РА	Центральный банк Республики Армения
ЦБ РФ	Центральный банк Российской Федерации
п. п.	процентный пункт
BCBS	Basel Committee on Banking Supervision
BIS	Bank for International Settlements

Благодарность

Авторы выражают благодарность Тиграну Погосяну (постоянный представитель Международного валютного фонда в Монголии, Департамент Азиатско-Тихоокеанского региона), Вазгену Погосяну (руководитель Департамента денежно-кредитной политики, Центральный банк Армении), а также сотрудникам ЕФСР за ценные комментарии и рекомендации. Ответственность за любые ошибки и недочеты остается за авторами.

Введение

Анализ динамики кредитной активности в различных странах поднимает ключевые вопросы о том, можно ли квалифицировать текущую фазу кредитного роста как экспансионистскую и в какой стадии кредитного цикла находятся соответствующие экономики. Ответы на эти вопросы имеют критическое значение для органов денежно-кредитного и макропруденциального регулирования: своевременная идентификация фазы чрезмерного кредитования позволяет применять проактивные корректирующие меры, направленные на нивелирование накопленных системных рисков и предотвращение кредитных бумов, способных подорвать макрофинансовую стабильность.

Эмпирические исследования демонстрируют устойчивую связь между периодами резкого роста кредитования и последующими финансовыми кризисами. Так, работы [Kaminsky et al. \(1998\)](#), [Kaminsky and Reinhart \(1999\)](#), [Borio and Lowe \(2002a\)](#), [Borio and Lowe \(2002b\)](#), [Alessi and Detken \(2011\)](#), [Jorda et al. \(2011\)](#), [Gourinchas and Obstfeld \(2012\)](#), [Mendoza and Terrones \(2012\)](#), [Schularick and Taylor \(2012\)](#) убедительно показывают, что индикаторы избыточного роста кредитования позволяют выявлять ранние сигналы нарастания уязвимостей в финансовой системе. Эти исследования, охватывающие широкий исторический период и множество стран с различными уровнями экономического развития, демонстрируют устойчивую эмпирическую связь между продолжительными фазами чрезмерного кредитования и последующими банковскими кризисами, валютными шоками и глубокими рецессиями.

Одним из наиболее признанных и широко используемых индикаторов раннего предупреждения является кредитный разрыв — мера, определяемая как отклонение фактического соотношения кредита к ВВП от его оцененного долгосрочного тренда. Предложенный [Borio and Lowe \(2002a\)](#) и позднее институционализированный в рамках соглашения Базель III кредитный разрыв позволяет не только выявлять фазы аномального расширения кредитования, но и количественно оценивать степень отклонения финансовой системы от ее устойчивого равновесия. Таким образом, он служит ключевым аналитическим инструментом для оценки текущей фазы кредитного цикла (расширение или сжатие) и формирования обоснованной макропруденциальной политики.

Особую роль в укреплении статуса кредитного разрыва как ключевого инструмента макропруденциального мониторинга сыграли эмпирические оценки, проведенные [Borio and Drehmann \(2009\)](#) и [Drehmann et al. \(2010\)](#). Их анализ выявил, что кредитный разрыв превосходит другие потенциальные индикаторы, такие как темпы роста ВВП, инфляция, динамика цен на активы или макроэкономические дисбалансы, по точности и надежности заблаговременного сигнала. Особенно ярко эффективность кредитного разрыва проявилась в ретроспективной оценке глобального финансового кризиса 2008 года: в большинстве пострадавших стран он достиг аномально высоких значений за несколько лет до наступления кризиса, что подтвердило его способность выявлять скрытые риски даже в условиях внешне устойчивой макроэкономической конъюнктуры.

Функциональное назначение кредитного разрыва было кардинально расширено с принятием нового международного стандарта регулирования капитала — Базель III. Одной из ключевых инноваций этого соглашения стала макропруденциальная компонента, направленная на то, чтобы стимулировать банки создавать дополнительный буфер капитала в периоды

экономического роста, чтобы они могли выдерживать шоки в периоды спада. В таком контексте кредитный разрыв был официально признан в качестве одного из основных индикаторов фазы кредитного цикла при установке контрциклической надбавки к нормативам достаточности капитала, используемым регуляторами для принятия решений (BCBS, 2010).

Несмотря на свою широкую популярность и признание со стороны регуляторов, рекомендуемый Банком международных расчетов (БМР) метод расчета кредитного разрыва, основанный на одностороннем фильтре Ходрика — Прескотта (НР-фильтр) с параметром сглаживания $\lambda = 400\,000$ (Hodrick and Prescott, 1997; BCBS, 2010), подвергается серьезной критике со стороны как академического сообщества, так и экономистов-практиков. Критика направлена на несколько ключевых аспектов: статистические свойства самого фильтра, зависимость от предположений о продолжительности цикла и выбора параметра сглаживания, а также практические проблемы, связанные с его применением в реальном времени (Edge and Meisenzahl, 2011; Drehmann and Tsatsaronis, 2014; Безбородова и Новопольцев, 2017; Дерюгина и Пономаренко, 2017; Hamilton, 2018).

Поднимаемые исследователями вопросы оценки кредитного разрыва демонстрируют явный сдвиг от слепого следования стандартному методу расчета кредитного разрыва к более гибкому и осмысленному применению. Сдвиг обусловлен как растущим пониманием его методологических ограничений, так и необходимостью адаптации к специфике национальных экономик (Galán, 2019; Msiska et al., 2025). Вместо того чтобы рассматривать кредитный разрыв как некую «абсолютную истину», регуляторы все чаще используют его как один из множества элементов в комплексном анализе рисков.

В данном рабочем документе рассматриваются подходы к оценке кредитного разрыва в государствах — участниках ЕФСР (Армения, Беларусь, Казахстан, Кыргызстан, Россия и Таджикистан), основанные на использовании одномерных НР-фильтров, а также обсуждаются ключевые методологические аспекты, способствующие повышению точности и надежности получаемых оценок.

В качестве базовой методологии в работе используется подход, рекомендованный БМР: расчет кредитного разрыва на основе одностороннего НР-фильтра. Учитывая известные ограничения этого подхода, в работе дополнительно рассчитывается кредитный разрыв на базе двустороннего НР-фильтра. Сопоставление результатов позволяет выявить различия в динамике трендовых компонент и оценить влияние выбора фильтра на оценку кредитного разрыва.

Данный анализ имеет важные практические последствия. Двусторонний НР-фильтр, используя всю доступную информацию, включая будущие наблюдения, обеспечивает более точную ретроспективную оценку трендовой компоненты. Однако при поступлении новых данных он пересчитывает тренд для всего временного ряда. В результате оценки тренда (и, соответственно, кредитного разрыва) для предшествующих периодов, в том числе $t - 1$ и $t - 2$, могут существенно измениться. Такие ретроспективные корректировки способны противоречить ранее принятым регуляторными органами решениям. Например, обновленная оценка может указывать на то, что в прошлом периоде кредитный разрыв уже превышал пороговые значения, требующие активации контрциклического буфера капитала (КБК). В отличие от этого, односторонний НР-фильтр гарантирует, что рассчитанная на момент времени t трендовая компонента не будет пересмотрена в будущем. Это обеспечивает непротиворечивость и воспроизводимость регуляторных решений в реальном времени.

Основной вклад настоящей работы заключается в предложении модифицированного подхода к расчету кредитного разрыва, сочетающего преимущества одно- и двустороннего HP-фильтров. В частности, мы предлагаем использовать односторонний HP-фильтр с линейными ограничениями на трендовую компоненту, формируемыми экспертно на основе динамики двустороннего HP-фильтра. Для принятия решения о необходимости таких ограничений разработан критерий, основанный на бутстреп-повторениях: если разница между оценками одно- и двустороннего HP-фильтров статистически значима, то в периоды отклонения в одностороннюю модель вводятся ограничения.

Кроме того, проблема «конечной точки» решается путем прогнозирования динамики показателя соотношения кредита к ВВП как минимум на два квартала вперед. Для генерации такого прогноза в работе предлагается использовать модель ARIMA(p, d, q), дополненную процедурой бутстрепирования остатков. В качестве точечного прогноза для целей фильтрации принимается медианное значение из распределения бутстреп-реализаций, что повышает робастность оценки по сравнению с использованием среднего значения.

Для усиления практической значимости работы мы предложили алгоритм оценки кредитного разрыва, включающий шесть последовательных этапов: от подготовки данных и определения оптимального параметра λ до применения одно- и двустороннего HP-фильтров с ограничениями. На основе фактических данных было продемонстрировано, что наш подход позволил получить сбалансированные и более устойчивые оценки кредитного разрыва для различных стран.

Таким образом, предложенный в работе подход направлен на повышение стабильности, интерпретируемости и операционной применимости кредитного разрыва в условиях реального времени, что особенно актуально для стран с относительно короткими и волатильными временными рядами (характерно для многих развивающихся экономик).

Данный рабочий документ структурирован следующим образом. Первый раздел содержит обзор научной литературы по теме исследования. Во втором разделе рассматривается методология и особенности одно- и двустороннего HP-фильтров, а также подход к определению оптимального значения параметра сглаживания λ . В третьем разделе приводится подробный пошаговый алгоритм оценки кредитного разрыва с примерами на фактических данных. В четвертом разделе представлены результаты оценки кредитного разрыва для шести анализируемых стран. В заключении сформулированы основные выводы и рекомендации.

1. Обзор литературы

Кредитный разрыв за последние два десятилетия превратился из академического индикатора в один из основных элементов современной макропруденциальной политики. Включение в рекомендации Базельского комитета по банковскому надзору (BCBS, 2010) в качестве одного из ключевых ориентиров для активации КБК придало ему нормативный статус и широкое практическое применение. Тем не менее как сама необходимость оценки кредитного разрыва, так и методология его расчета, остаются предметом активных дискуссий в научной литературе.

Концепция кредитного разрыва имеет прочную историческую и теоретическую базу. Она во многом основана на работах Minsky (1972), Kindleberger (1978) и Minsky (1986), которые описывали циклы финансового неблагополучия, начинающиеся с относительно безопасного периода, переходящего в фазу «маниакального» кредитования, где заемщики и кредиторы игнорируют риски, и заканчивающиеся крахом. В работе Bernanke et al. (1998) о «финансовом ускорителе» (financial accelerator) сделан важный шаг к формализации концепции, объясняющей, как колебания финансовых рынков усиливают экономические циклы.

Последующие исследования подтвердили высокую значимость мониторинга кредитной активности. Так, Kaminsky and Reinhart (1999) и Kaminsky et al. (1998) показали, что индикаторы, связанные с ростом кредитования и ценами на активы, являются наиболее надежными предвестниками банковских кризисов. Schularick and Taylor (2012) в своем масштабном историческом анализе экономик 14 стран за 1870–2008 годы продемонстрировали, что большинству серьезных банковских кризисов предшествует быстрый рост кредита частному сектору, то есть кредитный бум — ключевой предвестник будущих финансовых потрясений.

Эмпирическое воплощение идеи кредитного разрыва было предложено Borio and Lowe (2002a, 2002b), которые привели убедительные доказательства, что чрезмерный рост кредитования, особенно несоответствующий динамике ВВП, систематически предшествует банковским кризисам. Их подход, основанный на фильтрации тренда в соотношении кредита к ВВП, позволил количественно оценить степень отклонения кредитной активности от «нормы».

Работы Borio and Drehmann (2009), Drehmann et al. (2010), Alessi and Detken (2011), Borio and Tsatsaronis (2014) закрепили статус кредитного разрыва как основного инструмента для мониторинга фаз кредитного цикла и оценки накопленных дисбалансов. В исследованиях Borio and Drehmann (2009) и Alessi and Detken (2011) авторы на большом массиве исторических данных доказывают, что продолжительное отклонение кредита и цен на активы от их тренда служит эффективным предупреждающим индикатором банковских кризисов. Ключ к раннему предупреждению финансовых потрясений — мониторинг глобальной ликвидности и кредитного разрыва.

Drehmann et al. (2010) уже рассматривают ключевые аспекты формирования КБК с акцентом на выбор исходных переменных, которые определяют накопление и высвобождение капитала на различных фазах кредитного цикла. В исследовании сделан вывод, что банко-специфические переменные могут играть роль при рассмотрении отдельных

банков, однако анализ всей банковской системы должен опираться на использование агрегированных показателей, отражающих состояние всего финансового сектора. В частности, кредитный разрыв признан наиболее информативным индикатором для этапа накопления буфера: он хорошо отражает фазы избыточного кредитования и помогает своевременно вводить дополнительные требования к капиталу банка.

[Borio and Tsatsaronis \(2014\)](#) систематизируют основные вопросы и критику использования кредитного разрыва как индикатора для формирования КБК. Авторы объясняют, что задача буфера — свести к минимуму потери от кредитных циклов, а не стабилизировать экономический рост. Показано, что кредитный разрыв лучше других идентифицирует как накопление, так и разрядку системного стресса в банковском секторе. На данных стран ОЭСР авторы подтверждают высокую предсказательную силу кредитного разрыва в рамках своевременного выявления нарастания кризиса.

Несмотря на эмпирическую обоснованность важности использования кредитного разрыва как индикатора, который заблаговременно может сигнализировать о нарастании дисбалансов или кризиса, методология расчета кредитного разрыва, рекомендованная БМР и положенная в основу Базеля III, подвергается критике. Эта критика направлена на несколько ключевых аспектов: статистические свойства одностороннего НР-фильтра, зависимость от предположений о продолжительности цикла и выбора параметра сглаживания¹, а также практические проблемы, связанные с его применением в реальном времени.

Например, [Hamilton \(2018\)](#) критически отмечает, что НР-фильтр не является статистически обоснованным инструментом для декомпозиции временного ряда на тренд и циклическую компоненту, поскольку представляет собой исключительно математическую процедуру оптимизации. В результате фильтр может порождать искусственные колебания в оценке тренда, не отражающие реальных фундаментальных экономических процессов. В защиту метода оценки кредитного разрыва, рекомендованного в [BCBS \(2010\)](#), [Drehmann and Yetman \(2020\)](#) провели сравнительный анализ на данных по 41 стране, сопоставив результаты применения НР-фильтра и альтернативного подхода, предложенного [Hamilton \(2018\)](#), на основе линейной регрессии. Их исследование показало, что, несмотря на свои ограничения, односторонний НР-фильтр остается наиболее информативным и практически применимым для целей макропруденциального регулирования инструментом по сравнению с другими методами.

Еще одно важное ограничение НР-фильтра, которое неоднократно подчеркивалось исследователями и особенно актуально для развивающихся экономик с короткими временными рядами, — проблема начальных и конечных точек ([Hamilton, 2018](#)). Поскольку односторонний НР-фильтр для оценки тренда в последней точке использует исключительно прошлые и текущие данные, его оценки на конце временного ряда оказываются чрезвычайно чувствительными к поступлению новых наблюдений. В результате «оперативные» (real-time) оценки кредитного разрыва постоянно пересматриваются по мере обновления данных, что существенно затрудняет их интерпретацию и надежное применение в процессе принятия макропруденциальных решений в реальном времени ([Deryugina et al., 2020](#); [Hosszú et al., 2015](#)).

¹ В соответствии с [BCBS \(2010\)](#) рекомендуется использовать параметр сглаживания $\lambda = 400\,000$.

Учитывая критику HP-фильтра, ряд исследователей предлагают альтернативные подходы к оценке кредитного разрыва, в частности модели, в которых динамика соотношения кредита к ВВП объясняется через взаимосвязь с фундаментальными макроэкономическими переменными. В рамках такого подхода предполагается оценивать регрессионную модель, где зависимой переменной выступает наблюдаемый уровень кредитования, а объясняющими — долгосрочные фундаментальные детерминанты (например, потенциальный ВВП, реальные процентные ставки, цены на недвижимость). Остатки этой регрессии интерпретируются как оценка кредитного разрыва — отклонение фактического кредитования от его «естественного» уровня, определяемого структурой экономики.

Так, [Galán and Mencia \(2018\)](#) применяют модель векторной коррекции ошибок, в которой зависимой переменной является реальный кредит частному сектору, а объясняющими — реальный ВВП, долгосрочная реальная процентная ставка и реальная цена на жилую недвижимость. Аналогично [Lang and Welz \(2017\)](#) оценивают регрессионную модель для расчета кредитного разрыва в секторе домохозяйств, где зависимой переменной служит реальный объем кредитов домохозяйствам, а в качестве объясняющих переменных используются потенциальный выпуск, потенциальный выпуск на душу населения (как прокси качества институтов), реальная процентная ставка и демографический фактор. Отметим, что структурный подход к расчету кредитного разрыва также имеет существенные ограничения. В частности, остатки регрессии могут быть чувствительны к спецификации модели, длине выборки и алгоритму оценки параметров, что может приводить к неустойчивым и ненадежным оценкам кредитного разрыва.

Наиболее серьезное ограничение HP-фильтра — предположение о продолжительности кредитного цикла. Рекомендация БМР использовать параметр сглаживания $\lambda = 400\,000$ для квартальных данных предполагает, что средняя продолжительность кредитного цикла составляет около 30 лет ([BCBS, 2010](#); [Galán, 2019](#)). Однако эмпирические исследования показывают, что это предположение не всегда верно. Они дают разные оценки, но все сходятся в том, что цикл значительно короче. Например, анализ данных по Испании показал среднюю продолжительность кредитного цикла 15–17 лет ([Bedayo et al., 2018](#); [Galán, 2019](#)), для Южной Африки — 11 лет ([Msiska et al., 2025](#)), а по 40 европейским странам — 5–8 лет на возврат кредита к равновесию ([Baba et al., 2020](#)).

[Безбородова и Новопольцев \(2017\)](#) также приходят к выводу, что продолжительность кредитного цикла варьируется в зависимости от рассматриваемых стран. Применяя частотный анализ, исследователи установили, что продолжительность кредитного цикла, как и бизнес-цикла, для Беларуси составляет около 40 кварталов. По результатам проведенного анализа, охватывающего определение длины цикла и рассмотрение подходов к фильтрации, авторы предложили для оценки кредитного разрыва использовать двусторонний HP-фильтр и параметр сглаживания $\lambda = 1\,600$.

Таким образом, одним из основных аргументов критики ([BCBS, 2010](#)) является то, что использование HP-фильтра с чрезмерно большим параметром сглаживания делает его слишком инерционным. В результате, после наступления кризиса и резкого падения кредитования, кредитный разрыв остается отрицательным и долго находится в этом состоянии, что может вводить регуляторов в заблуждение, указывая на отсутствие рисков там, где они могут сохраняться ([Galán, 2019](#)). Данное ограничение напрямую связано с практической значимостью показателя. Если регулятор полагается на тот факт, что разрыв должен вернуться к нулю в течение 20–30 лет, то он будет недооценивать необходимость

введения КБК на протяжении многих лет после кризиса. Кроме того, существует проблема надежности оценок, которая зависит от длины временного ряда. Короткие временные ряды не позволяют получить стабильную и робастную оценку тренда, что еще больше усугубляет проблемы с конечными точками и интерпретацией результата.

Одной из существенных, но зачастую недооцениваемых методологических проблем при расчете кредитного разрыва выступает зависимость показателя от качества и стабильности исходных макроэкономических данных, в первую очередь от временных рядов кредитной массы и номинального ВВП. Оба этих компонента подвержены частым и иногда существенным пересмотрам (*real-time data revisions*), что напрямую влияет на динамику и уровень рассчитываемого разрыва, особенно в последних наблюдениях, используемых регуляторами для принятия оперативных решений ([Edge and Meisenzahl, 2011](#)). В условиях высокой неопределенности, присущей макроэкономическим данным, современная литература акцентирует внимание на необходимости интеграции процедур оценки и учета возможных ошибок, связанных с пересмотрами исходных данных ([Galvão and Mitchell, 2023](#)).

Практическое применение кредитного разрыва в регуляторной политике также развивается. Регуляторы стремятся проводить углубленный анализ, основываясь не только на числовом значении кредитного разрыва, но и на ряде вспомогательных показателей, которые характеризуют состояние экономики и финансового сектора. Особенно остро проблема проявилась во время и после пандемии COVID-19. В Южной Африке, например, предварительная оценка падения ВВП во II квартале 2020 года составила около 50% в годовом исчислении. Это привело к резкому росту показателя соотношения кредита к ВВП, а вот объем кредита практически не изменился. В результате кредитный разрыв показал ложный всплеск кредитной экспансии, тогда как на самом деле наблюдался коллапс реального сектора ([Msiska et al., 2025](#)). Подобные искажения могут ввести регуляторов в заблуждение и вызвать ошибочные решения: например, необоснованное ужесточение макропруденциальных мер в момент, когда экономика нуждается в поддержке. В связи с этим Банк Англии рекомендует использовать кредитный разрыв не как триггер, а как один из компонентов в более широкой системе оценки рисков, дополняя его оценками на основе альтернативных источников и экспертного суждения ([Bank of England, 2015](#)).

Таким образом, кредитный разрыв выходит за рамки простого количественного индикатора и представляет собой интегральный элемент системы раннего выявления макрофинансовых дисбалансов. Современные исследования все более настойчиво подчеркивают необходимость гибкой адаптации унифицированной методологии, заложенной в рекомендациях БМР, с учетом национальной специфики: структуры финансовой системы, продолжительности кредитных циклов, качества и устойчивости макроэкономической статистики. Такой подход позволяет снизить искажения, связанные с проблемой «конечной точки», ревизиями данных и несоответствием предполагаемой и реальной длины цикла, что в итоге обеспечивает более стабильные, робастные и экономически интерпретируемые оценки.

2. Фильтр Ходрика — Прескотта

НР-фильтр может быть реализован в двух вариантах: одностороннем и двустороннем (Wolf et al., 2020). Рассмотрение данного фильтра целесообразно начать с двустороннего, поскольку его элементы лежат в основе одностороннего НР-фильтра.

Двусторонний НР-фильтр

Пусть y_t представляет собой исследуемый временной ряд (отношение кредита к ВВП). Сформулируем гипотезу, согласно которой y_t можно разложить на g_t (трендовую компоненту, или тренд) и c_t (циклическую компоненту):

$$y_t = g_t + c_t. \quad (1)$$

В работе Hodrick and Prescott (1997) предлагается g_t находить на основе решения следующей оптимизационной задачи:

$$\min_{\{g_t\}_{t=1}^T} \left[\sum_{t=1}^T (y_t - g_t)^2 + \lambda \sum_{t=2}^{T-1} [(g_{t+1} - g_t) - (g_t - g_{t-1})]^2 \right]. \quad (2)$$

Алгоритм оценивания g_t на основе минимизации (2) подробно описан в Приложении А.

Решение оптимизационной задачи (2) в матричном виде имеет вид:

$$\hat{g} = (I + \lambda F)^{-1} y, \quad (3)$$

где y, \hat{g} — векторы размера $(T \times 1)$,
 I, F — матрицы размера $(T \times T)$.

Определение оптимального значения параметра λ для НР-фильтра

Для НР-фильтра важное значение имеет параметр λ , который определяет баланс между сглаживанием тренда (g_t) и точностью его соответствия исходным данным:

- при $\lambda \rightarrow \infty$ фильтр выделяет строго линейный тренд (g_t),
- при $\lambda \rightarrow 0$ компонента g_t будет в точности повторять динамику y_t .

Выбор оптимального параметра λ зависит от характера данных и решаемой задачи, что делает актуальным поиск методов его определения. Например, в работе Hodrick and Prescott (1997) для квартальных данных рекомендуется применение стандартного значения $\lambda = 1600$.

Один из подходов к оптимизации λ основан на анализе спектральной плотности временного ряда (Pedersen, 2001). Краткое пояснение о функции спектральной плотности представлено в Приложении Б.

Однако на практике вместо функции спектральной плотности принято использовать выборочную периодограмму (см. подробно [Приложение Б](#)), которая оценивается для различных частот $w_j (j = 1, 2, \dots, T)$. Например, при $j = 1$ предполагается, что за весь период T во временном ряду наблюдается один полный цикл², тогда значение частоты w_j — сравнительно небольшое число. Если $j = 2$, то за весь период T наблюдаются два полных цикла и т. д. На основании этого можем записать ([Hamilton, 1994](#)):

$$\frac{T}{j} = \frac{2\pi}{w_j} \Rightarrow w_j = \frac{2\pi j}{T}. \quad (4)$$

Вычисленные таким образом значения w_j подставляются в формулу для выборочной периодограммы $\hat{S}_y(w)$ из [Приложения Б](#). Чем выше рассчитанное значение периодограммы, тем периодические колебания, соответствующие данной частоте w_j , более важны для объяснения волатильности исходного ряда.

Перед началом анализа выборочной периодограммы анализируемого показателя предлагается устранить влияние тренда ([Hamilton, 1994](#)), чтобы избежать чрезмерно большого влияния данной компоненты на дисперсию. На практике для этого используют следующую процедуру:

$$x_t = (\log(y_t) - \log(y_{t-4})) \times 100. \quad (5)$$

[Pedersen \(2001\)](#) предлагает использовать в качестве критерия для расчета оптимального значения λ мощность передаточной функции ([Приложение Б](#)). С этой целью сравниваются мощности передаточных функций идеального фильтра и НР-фильтра³.

Функцию мощности передаточной функции для идеального низко- и высокочастотного полосового фильтра можем записать следующим образом ([Pedersen, 2001](#)):

$$H_{lp}^* = \begin{cases} 1, & \text{если } |w| < w_l \\ 0, & \text{если } |w| \geq w_l \end{cases}, \quad (6)$$

$$H_{hp}^* = \begin{cases} 0, & \text{если } |w| < w_h \\ 1, & \text{если } |w| \geq w_h \end{cases}, \quad (7)$$

где H_{lp}^* , H_{hp}^* — мощность передаточной функции для идеального низко- и высокочастотного полосового фильтра соответственно (пример изображения мощности представлен на [Рисунке 1](#)).

Отметим, что различие между идеальным и оптимальным фильтрами состоит в том, что оптимальный фильтр является всего лишь приближением к идеальному. Это обусловлено тем, что с помощью конечных данных временного ряда невозможно построить идеальный фильтр. Одним из таких приближений к идеальному фильтру и является НР-фильтр.

² В данном случае под *одним полным циклом* временного ряда предполагается отрезок времени, в течение которого временной ряд проходит все фазы своей периодической составляющей, возвращаясь к исходному состоянию (или близкому к нему).

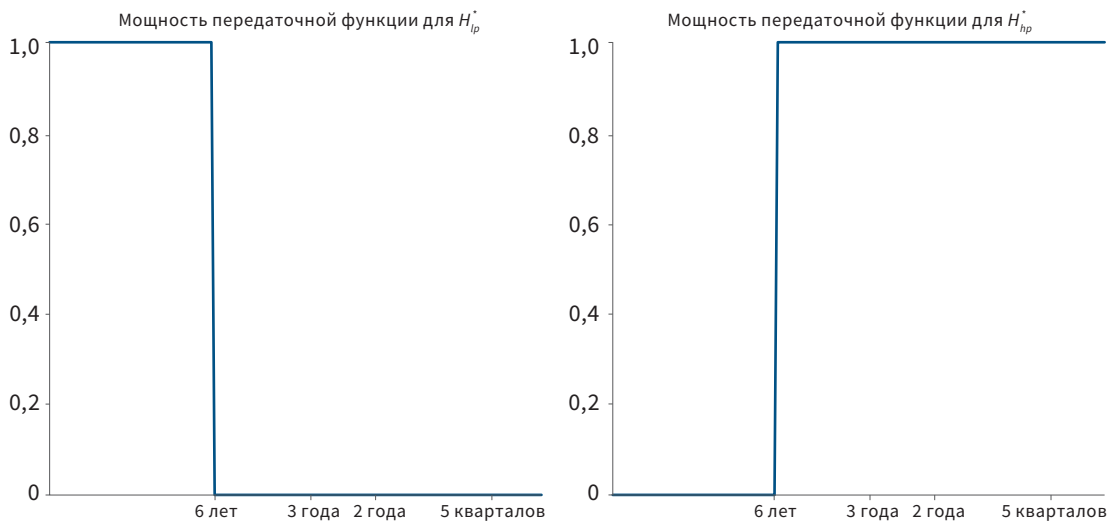
³ С подробной информацией о мощности передаточных функций идеального фильтра и НР-фильтра можно ознакомиться в работе [King and Rebelo \(1993\)](#).

Мощность передаточной функции HP-фильтра представим следующим образом (King and Rebelo, 1993):

$$H_{HP}(w) = \left| \frac{4\lambda(1 - \cos(w))^2}{1 + 4\lambda(1 - \cos(w))^2} \right|^2. \quad (8)$$

На Рисунке 2 представлены иллюстративные примеры мощности передаточной функции для идеального высокочастотного фильтра и HP-фильтра. Отметим, что HP-фильтр является высокочастотным, поэтому и передаточная функция ставится в сравнение с высокочастотным идеальным фильтром.

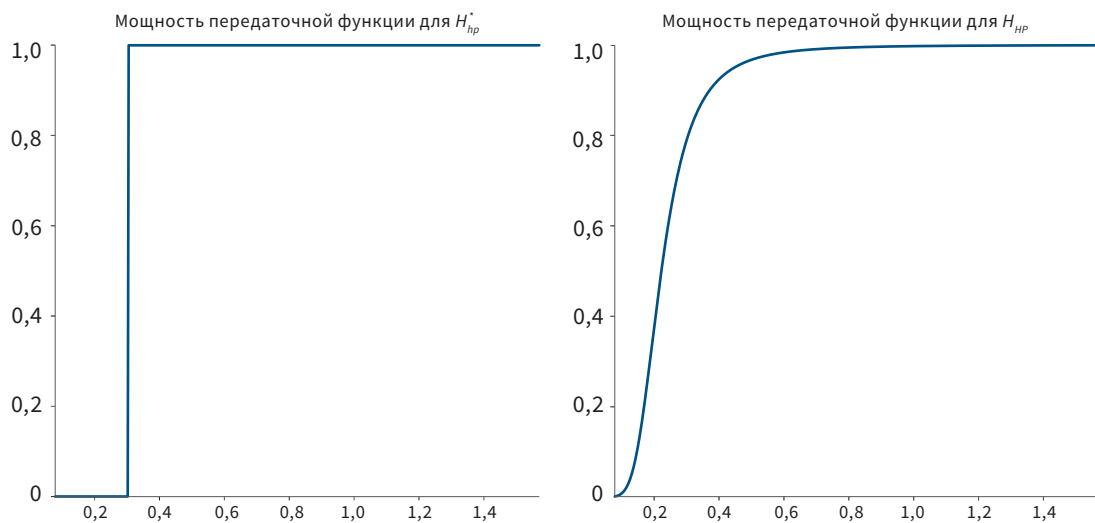
Рисунок 1. Иллюстративный пример мощности передаточной функции для идеального полосового фильтра



Примечание: на оси абсцисс длина цикла.

Источник: разработка авторов.

Рисунок 2. Иллюстративный пример мощности передаточной функции для идеального высокочастотного и HP-фильтров



Примечание: на оси абсцисс показатель, равный частоте (w).

Источник: разработка авторов.

По мере увеличения параметра сглаживания λ передаточная функция смещается влево и тем самым отсекает все меньше низкочастотной⁴ информации. Другими словами, увеличивая значение параметра λ , значимость низкочастотной информации растет, и, как результат, трендовая динамика становится более сглаженной.

Разобрав основные блоки, которые необходимы для оценки оптимального параметра λ , рассмотрим логику функции потерь для поиска параметра сглаживания λ .

Согласно Pedersen (2001), основная цель теории построения оптимальных фильтров — разработать такие фильтры, которые минимизируют искажающие эффекты.

Обозначим мощность передаточной функции высокочастотного идеального фильтра как $H^*(w)$, где $w \in W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$, $w_1 = 0$, а $w_n = 2\pi$. Пусть мощность передаточной функции аппроксимирующего фильтра $H_{HP}(w)$. Тогда спектральное представление для истинной и искаженной циклической компоненты для $w \in W$ будет следующим (Приложение Б):

$$H^*(w)2s_x(w) \text{ и } H_{HP}(w)2s_x(w).$$

Согласно Pedersen (2001), эффект искажения возникает по причине различий передаточной функции идеального и искажающего фильтров. На основе этого аргумента искажающий эффект фильтра (Q) представляет собой сумму абсолютных значений разницы между циклической составляющей идеального и аппроксимирующего фильтров, которые взвешиваются по спектру входного временного ряда ($2s_x(w)$) и ширине сетки $\Delta w = w_i - w_{i-1}$. Сказанное можно представить следующим образом:

$$Q = \sum_{w \in W} |H^*(w) - H_{HP}(w)| 2s_x(w) \Delta w. \quad (9)$$

Для нормализации суммы весов спектр входного временного ряда делят на его дисперсию (Hamilton, 1994):

$$v(w) = \frac{2s_x(w) \Delta w}{\sum_{w \in W} 2s_x(w) \Delta w}. \quad (10)$$

Тогда минимизацию искажающего эффект фильтра (Q) представим так:

$$\arg \min_{\lambda} (Q) = \sum_{w \in W} |H^*(w) - H_{HP}(w)| v(w). \quad (11)$$

Применив функцию (11) к фактическим данным, можно рассчитать оптимальные значения параметра сглаживания λ для различной периодичности.

Односторонний HP-фильтр

Главное отличие одностороннего HP-фильтра от двустороннего заключается в способе выделения тренда (g_t). В односторонней версии данная компонента определяется последовательно для каждого момента времени t на основе доступных к этому периоду данных, тогда как двусторонний фильтр использует весь временной ряд (период времени T).

⁴ Под низкочастотной информацией, согласно примеру на Рисунке 1, предполагается информация, которая имеет повторяемость 6 лет и более (Pedersen, 2001).

Заметим, что оценивать g_t можно не только на основе оптимизации (2), но и на основе применения фильтра Калмана. Результаты, полученные с помощью обоих подходов, будут совпадать (Meyer-Gohde, 2010).

НР-фильтр с ограничениями

НР-фильтр с ограничениями (restricted Hodrick — Prescott filter, далее — RHP-фильтр) позволяет накладывать ограничения относительно динамики тренда, что предоставляет возможность учесть экспертные суждения (Jönsson, 2010). В Приложении А представлены подробности вывода аналитической формулы для НР-фильтра с ограничениями, которая выглядит следующим образом:

$$\hat{g}_{HPR} = \hat{g}_{HP} + AR(R^T AR)^{-1}(\tau - R^T \hat{g}_{HP}), \quad (12)$$

где \hat{g}_{HPR} , \hat{g}_{HP} — трендовые компоненты, рассчитанные по НР-фильтру с ограничениями и без ограничений соответственно. Формулу (12) можно применять и для одностороннего НР-фильтра. Основное отличие в данном случае, что ограничения будут накладываться не на весь рассматриваемый период, а лишь на конкретную дату.

Решение проблемы конечной точки в НР-фильтре

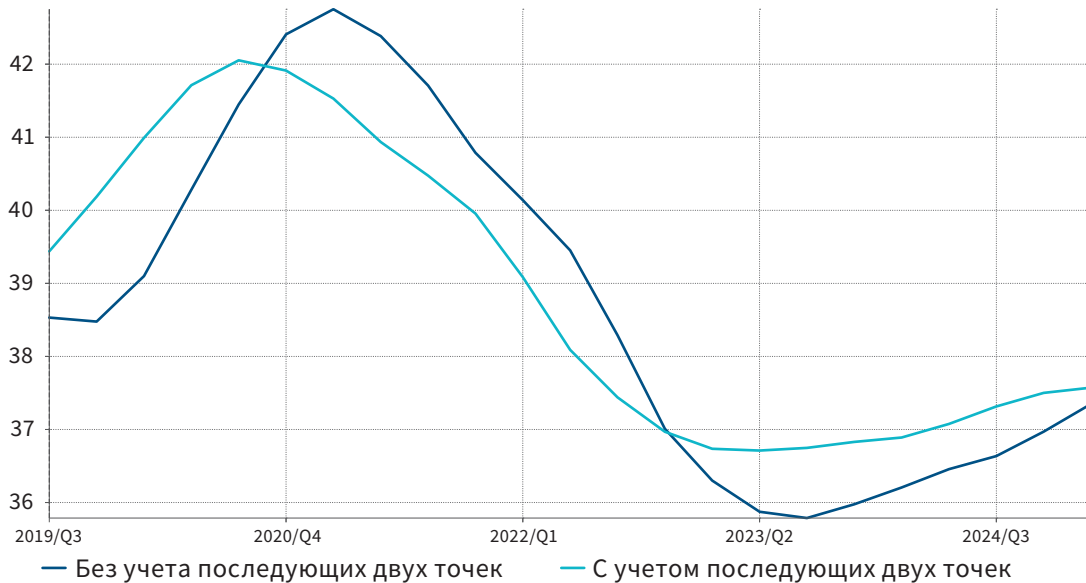
Отметим, что в последних точках временного ряда двусторонний НР-фильтр является неоптимальным (Baxter and King, 1995; Apel et al., 1996; St-Amant and van Norden, 1997). Поэтому до сих пор актуален вопрос, как решить проблему конечной точки и получить оптимальные значения циклической компоненты в момент времени t с помощью двустороннего НР-фильтра (далее до конца текущего раздела речь идет о двустороннем НР-фильтре, если не указано иное).

Следуя работе Mise et al. (2005), предлагаем решать проблему конечной точки на основе дополнения исходного временного ряда прогнозными значениями в периоде $t+1$ и $t+2$. Тогда предполагается, что значения НР-фильтра в момент времени t , рассчитанные с учетом прогноза, будут сравнительно близки к оптимальным. Для проверки этого на фактических данных сперва необходимо выбрать прогнозную модель. В Приложении В приводится обоснование выбора ARIMA-модели для прогноза исходного временного ряда y_t и доказательство, что трендовая и циклическая компоненты ряда y_t могут моделироваться как процесс ARIMA(p, d, q), соответствующий y_t .

После выбора ARIMA-модели мы провели следующий эксперимент. Временной ряд отношения кредита к ВВП был разделен на две части — 70/30, т. е. для оценивания модели используется 70% исходного ряда, а для тестирования последующие 30%. В качестве примера рассмотрим динамический ряд кредита к ВВП в Республике Беларусь за период с II квартала 2005 года по III квартал 2025 года. Исходя из соотношения 70/30, первая часть включает данные с II квартала 2005 года по II квартал 2019 года, а вторая часть — с III квартала 2019 года по III квартал 2025 года. Суть эксперимента в следующем: сначала берем ряд с II квартала 2005 года по III квартал 2019 года, рассчитываем тренд по НР-фильтру и сохраняем значение тренда, полученное в последней точке. После этого рассчитываем тренд для периода с II квартала 2005 года по I квартал 2020 года и сохраняем значение, полученное в III квартале 2019 года. Таким образом, мы имеем оптимальное

значение HP-фильтра в точке t , поскольку информация в периодах $t + 1$ и $t + 2$ уже учтена. Следуя такой логике, расчет продолжается итеративно до достижения периода с II квартала 2005 года по I квартал 2025 года, для которого получаем два значения тренда — одно без учета II и III кварталов 2025 года, а второе — с их учетом. В результате формируется два ряда значений тренда за период с III квартала 2019 года по I квартал 2025 года (23 наблюдения): без учета и с учетом последующих двух точек (Рисунок 3).

Рисунок 3. Динамика трендовой компоненты ряда отношения кредита к ВВП без учета и с учетом последующих двух точек



Источник: расчеты авторов.

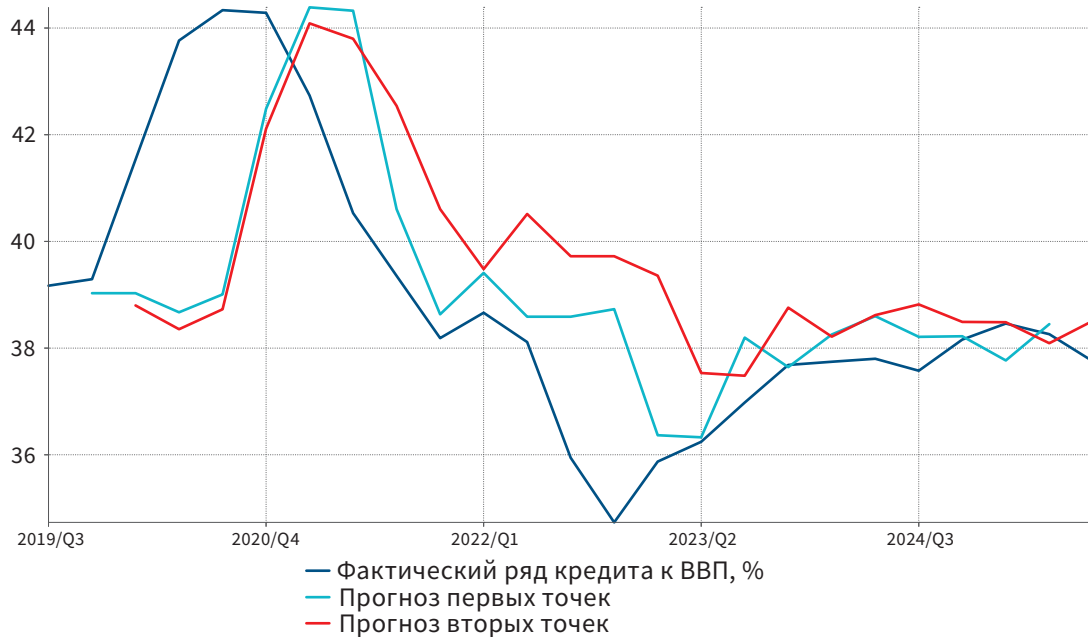
На следующем этапе вместо фактических значений в $t + 1$ и $t + 2$ применим прогнозные значения этих точек и рассчитаем величину трендовой компоненты в периоде t . Если тренд, вычисленный с учетом прогнозных точек, оказывается ближе к тренду, полученному с использованием фактических данных, то можно сделать вывод, что для расчета оптимального значения HP-фильтра в периоде t целесообразно применять прогнозные значения в $t+1$ и $t+2$.

Как уже было отмечено, для прогноза двух последующих точек нужно использовать модель ARIMA(p, d, q). Для поиска оптимальной модели ARIMA применяем библиотеку Python pmdarima. С целью повышения точности прогнозов дополнительно применяем алгоритм бутстреп-повторений для выбранных моделей ARIMA(p, d, q). В результате использования модели ARIMA(p, d, q) с бутстреп-повторениями получаем интервал прогнозов, где в качестве точечного прогноза выбираем медианное значение интервала. На Рисунке 4 представлена динамика фактических и прогнозных значений показателя кредита к ВВП за период с IV квартала 2019 года по III квартал 2025 года.

Следуя описанной выше методологии, рассчитаем значение HP-фильтра в периоде t с учетом прогнозных точек (Рисунок 5). Полученные величины мы называем скорректированными. Как мы можем видеть на Рисунке 5, учет прогнозных точек позволяет в ряде случаев получить значения трендовой компоненты, приближенные к оптимальным. Лучше всего это заметно для периода 2023–2025 годов. В данном подходе многое зависит от точности прогноза выбранной модели ARIMA. Так, например, в период повышенного

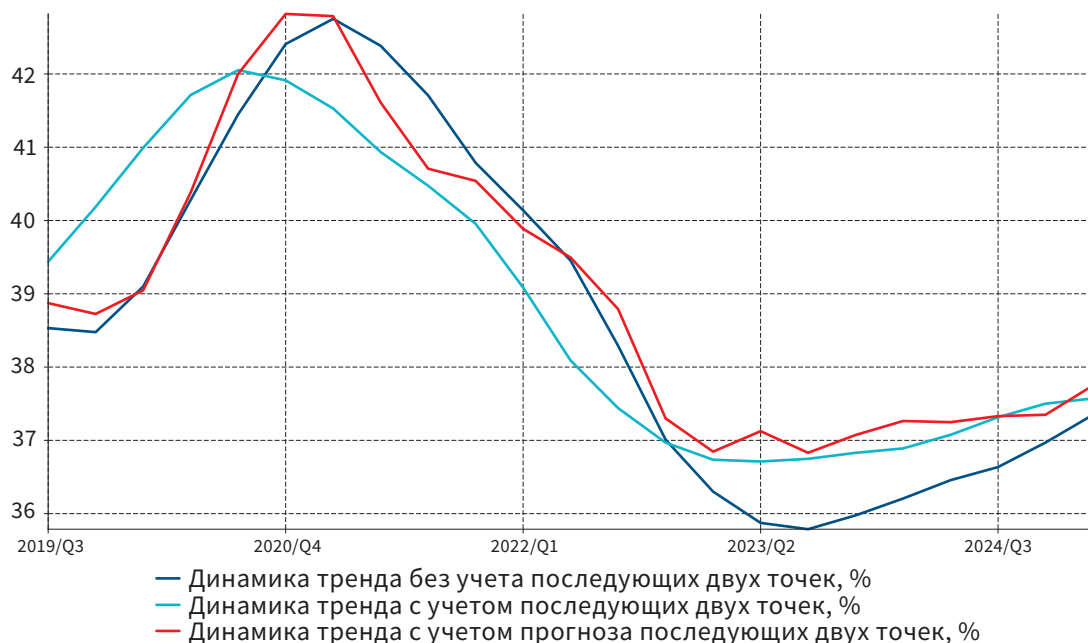
роста отношения кредита к ВВП в 2020–2021 годах точность прогноза значительно снизилась, в результате чего оценки НР-фильтра были ближе к неоптимальной траектории. Отметим, что предлагаемый нами подход полностью не решает проблему конечной точки НР-фильтра, однако он может служить источником дополнительной информации при оценивании экспертом трендовой и циклической компоненты в периоде t .

Рисунок 4. Рекурсивный прогноз последующих двух точек показателя кредита к ВВП, %



Источник: расчеты авторов.

Рисунок 5. Динамика трендовой компоненты ряда отношения кредита к ВВП с учетом прогнозных последующих двух точек



Источник: расчеты авторов.

3. Предлагаемый алгоритм оценки кредитного разрыва

Предлагаемый алгоритм оценки кредитного разрыва состоит из шести последовательных этапов: 1) подготовка статистических данных, 2) подготовка программного обеспечения, 3) определение оптимального параметра сглаживания (λ) для фильтра Ходрика — Прескотта, 4) предварительная оценка кредитного разрыва с применением одно- и двустороннего HP-фильтра без ограничений и сравнительный анализ результатов, 5) оценка кредитного разрыва с использованием двустороннего HP-фильтра с ограничениями, 6) оценка кредитного разрыва с использованием одностороннего HP-фильтра с ограничениями.

Рассмотрим каждый этап подробнее.

1. Подготовка статистических данных

В рамках исследования анализировались временные ряды данных по кредитованию (месячные данные на конец периода, Таблица 1) и ВВП в текущих ценах (квартальные данные) для шести стран.

Таблица 1. Перечень исходных данных по кредитованию

Страна	Показатель по кредиту	Период	Источник
Армения	Кредиты, выданные коммерческими банками и кредитными организациями секторам экономики, всего в национальной и иностранной валюте	январь 2003 — июнь 2025	ЦБ РА
Беларусь	Требования коммерческих банков к экономике, всего в национальной и иностранной валюте	июль 2004 — июнь 2025	НБРБ
Казахстан	Кредиты экономике от банков второго уровня, всего в национальной и иностранной валюте	январь 2003 — июнь 2025	НБРК
Кыргызстан	Кредиты коммерческих банков секторам экономики, всего в национальной и иностранной валюте	январь 2004 — июнь 2025	НБКР
Россия	Требования коммерческих банков к секторам экономики, всего в национальной и иностранной валюте	январь 2001 — июнь 2025	ЦБ РФ
Таджикистан	Кредиты частному сектору от НБТ и коммерческих банков, всего в национальной и иностранной валюте	апрель 2001 — июнь 2025	НБТ

Важно отметить, что предложенная методика является гибкой: исследователь может расширить перечень анализируемых рядов, например дезагрегировав показатели из Таблицы 1 по секторам экономики или валютам.

Перед оценкой кредитного разрыва все временные ряды подвергаются обязательной предварительной обработке, которая включает следующие шаги:

- **Выявление и корректировка аномалий:** анализ рядов на наличие выбросов (outliers) и принятие решения об их устранении или сглаживании.

- **Устранение сезонной составляющей:** проведение сезонной корректировки рядов, у которых была статистически выявлена сезонность.
- **Приведение к квартальной частотности:** преобразование месячных данных по кредитованию в среднеквартальные значения.
- **Расчет финального показателя:** вычисление отношения среднеквартального объема кредита к совокупному ВВП за предыдущие четыре квартала (скользящая годовая сумма). Именно этот относительный показатель используется для последующей оценки кредитного разрыва.

2. Подготовка программного обеспечения

В рамках данного исследования использовалось следующее программное обеспечение:

- для сезонной корректировки временных рядов → JDemetra+;
- для поиска определения оптимального параметра сглаживания (λ) для фильтра Ходрика — Прескотта → MATLAB;
- для расчета трендов и кредитного разрыва → Python.

Представленный перечень программного обеспечения не является исчерпывающим. Исследователь может использовать и другие программные продукты (например, Eviews, R и т. д.).

3. Поиск оптимального параметра сглаживания

Как отмечалось ранее, стандартное значение параметра сглаживания λ в фильтре Ходрика — Прескотта для квартальных данных составляет 1 600 (Hodrick and Prescott, 1997). Однако для анализа кредитного цикла Базельский комитет по банковскому надзору (BCBS, 2010) рекомендует использовать односторонний HP-фильтр с более высоким значением параметра $\lambda = 400\,000^5$.

Подобное расхождение свидетельствует об отсутствии универсального значения параметра λ , пригодного для анализа разнородных временных рядов. В этом исследовании рассматривается показатель отношения кредита к ВВП для различных стран, которые характеризуются не только разной глубиной исторических данных, но и особенностями экономического развития. Такие особенности могут обуславливать различную продолжительность и амплитуду кредитных циклов, что предполагает необходимость адаптации параметра сглаживания для каждого случая. Использование единого параметра для всех стран может привести к некорректной оценке трендовой компоненты и, как следствие, к искажению оценки кредитного разрыва.

В связи с этим в настоящей работе реализован алгоритм выбора оптимального параметра сглаживания λ для каждого временного ряда в индивидуальном порядке. Методология

⁵ В работе BCBS (2010) прямое обоснование выбора конкретного значения параметра $\lambda = 400\,000$ отсутствует. Вместе с тем, используя данные работы Ravn and Uhlig (2001), можно предположить, что таким образом авторы BCBS (2010) предусмотрели возможность учесть низкочастотные колебания во временных рядах длительностью 40–60 лет.

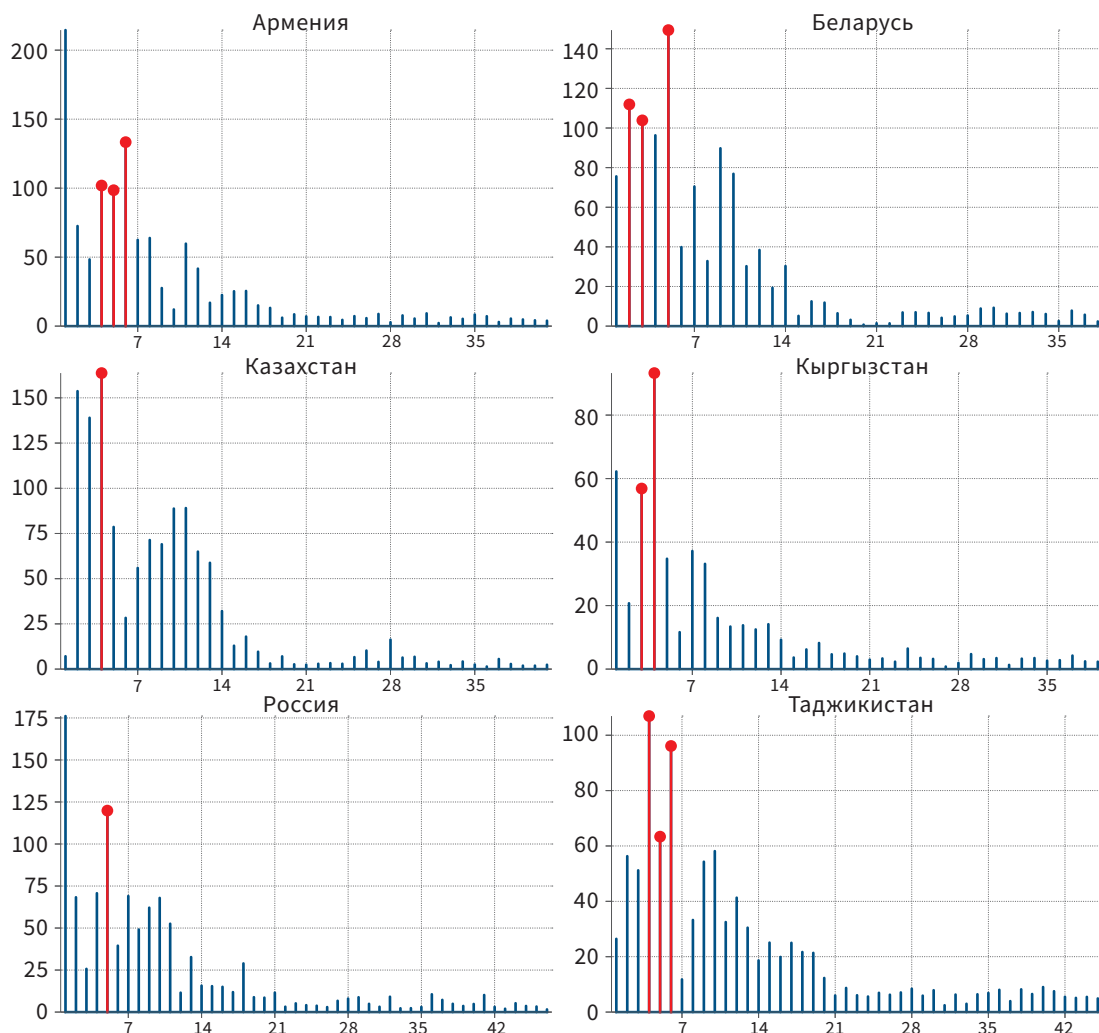
основана на анализе спектральной плотности и следует подходу, изложенному в работе Pedersen (2001) (теоретическое обоснование представлено в Разделе 2).

На первом этапе для реализации данного подхода необходимо построить выборочные периодограммы для временных рядов отношения кредита к ВВП по всем рассматриваемым странам. Визуализация периодограмм представлена на Рисунке 6.

Далее на основе анализа периодограмм (см. Рисунок 6) и в соответствии с формулой (4) для каждого анализируемого временного ряда можно определить период, за который амплитуда цикла достигает пика.

Пример. Рассмотрим временной ряд отношения кредита к ВВП России. Для него максимальная амплитуда цикла наблюдается на частоте, соответствующей $j = 5$. При длине ряда $T = 98$ кварталов это означает, что период цикличности составляет $\frac{T}{j} = \frac{98}{5} = 19,6$ квартала, или приблизительно 5 лет.

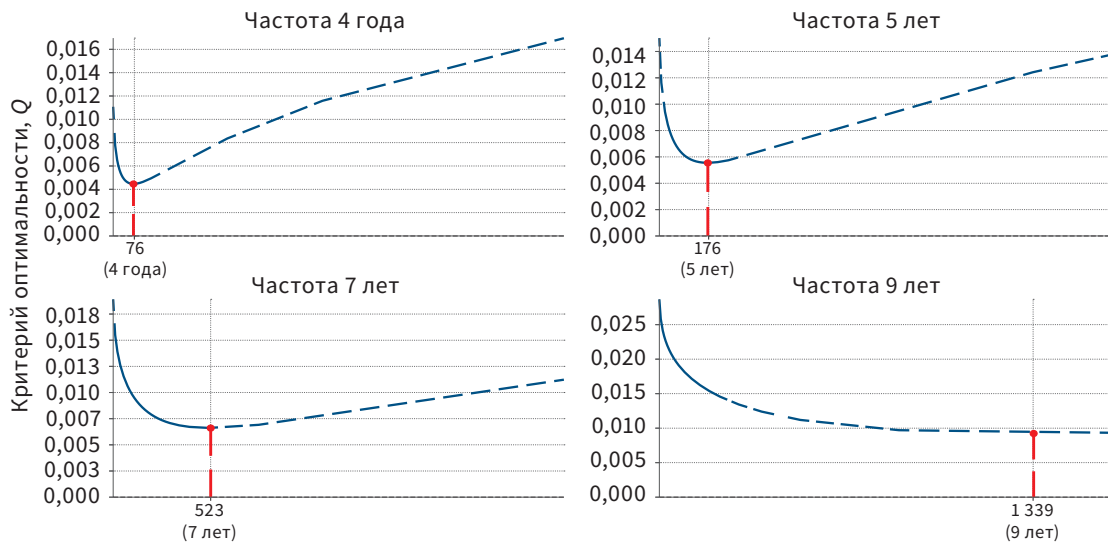
Рисунок 6. Выборочные периодограммы для анализируемых временных рядов отношения кредита к ВВП



Источник: расчеты авторов.

На следующем этапе, используя связь между периодом цикличности и параметром сглаживания, задаваемую функцией (11), необходимо рассчитать оптимальные значения λ . При этом для корректного выбора финального параметра λ рекомендуется анализировать не только значения, строго соответствующие расчетному периоду (например, 5 лет для России), но и соседние (4, 5, 7 и 9 лет, Рисунок 7). Это позволяет учесть возможную неточность оценки по периодограмме и выбрать более устойчивый тренд.

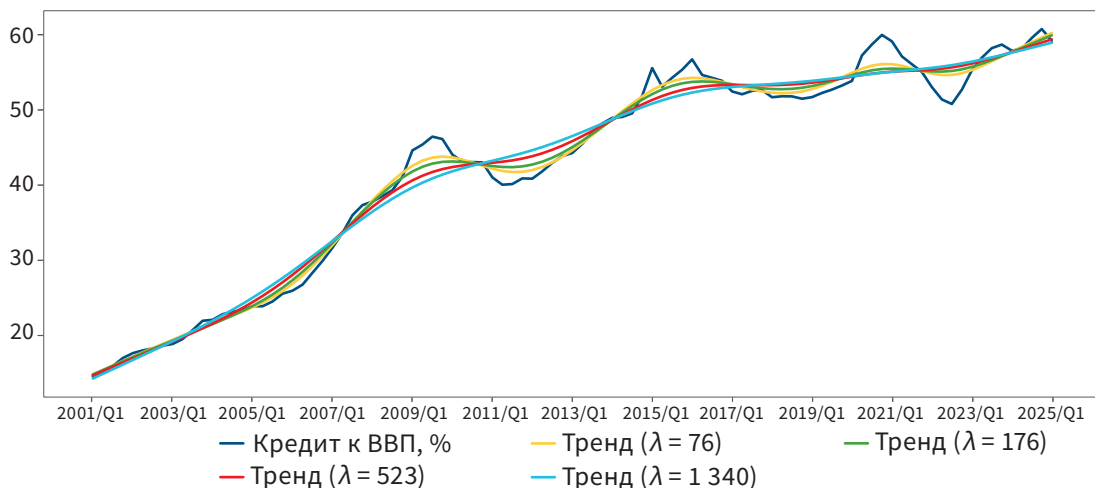
Рисунок 7. Определение оптимального значения параметра λ в случае анализа отношения кредита к ВВП в России



Источник: расчеты авторов.

Пример. Если рассматривать данные по России, сравнение динамики трендовой компоненты, полученной с помощью различных λ (Рисунок 8), показало, что значение $\lambda = 523$ (соответствующее периоду около 7 лет) позволяет получить менее волатильную оценку потенциального уровня кредита, которая при этом согласуется с исходной оценкой периода цикличности (5 лет).

Рисунок 8. Сравнение потенциала при разных параметрах сглаживания λ в случае анализа отношения кредита к ВВП в России



Источник: расчеты авторов.

По итогам проведения описанной выше процедуры для всех анализируемых стран были определены следующие оптимальные параметры сглаживания для выделения трендовой компоненты в рядах отношения кредита к ВВП:

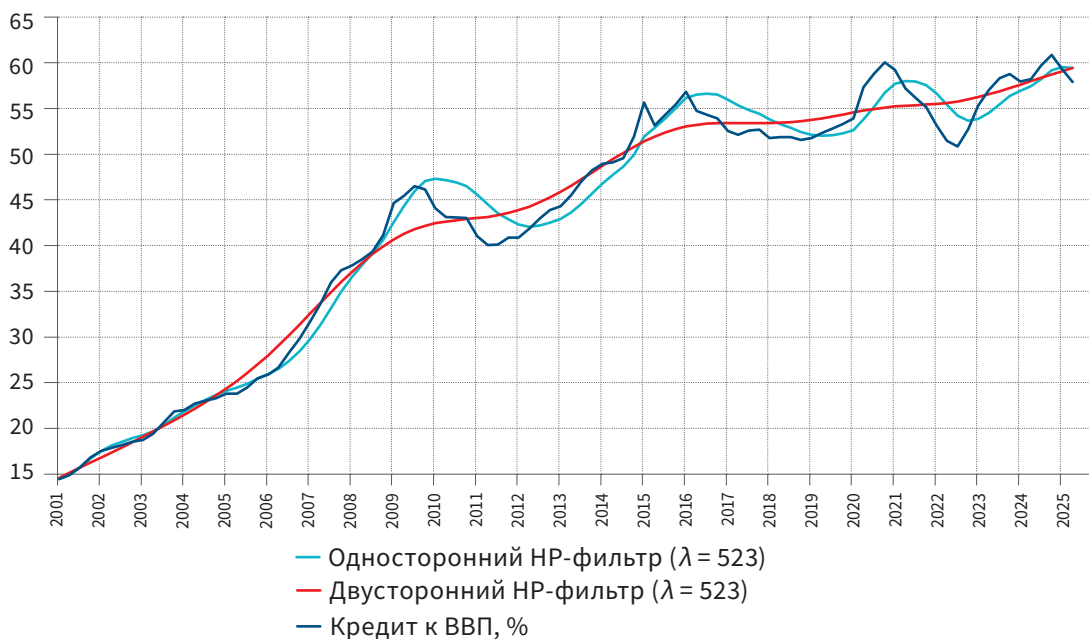
- Армения, Беларусь, Кыргызстан, Таджикистан — $\lambda = 353$,
- Казахстан — $\lambda = 173$,
- Россия — $\lambda = 523$.

4. Предварительная оценка кредитного разрыва с применением одно- и двустороннего НР-фильтра без ограничений и сравнительный анализ результатов

Ключевое методологическое различие между двусторонним и односторонним НР-фильтром заключается в подходе к оценке трендовой компоненты. Двусторонний фильтр для каждой точки исторического ряда использует всю доступную информацию, что приводит к пересмотру тренда за весь период при добавлении новых данных. В противоположность этому односторонний фильтр оценивает тренд исключительно на основе информации, доступной на момент каждого наблюдения (только прошлые данные), без какого-либо последующего ретроспективного пересмотра.

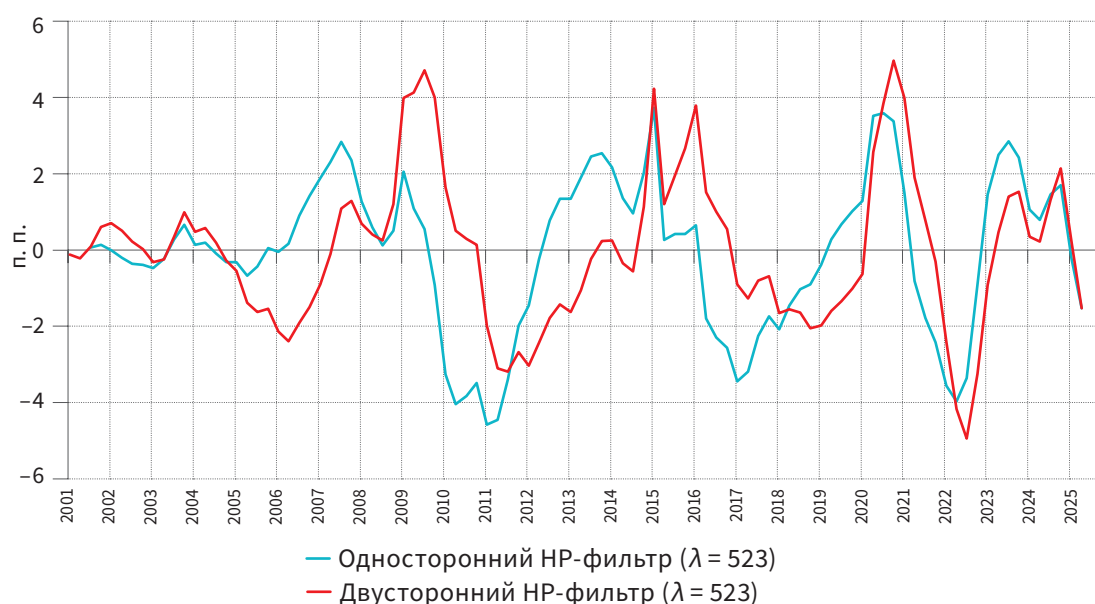
Для визуализации этого различия на [Рисунке 9](#) представлена расчетная трендовая динамика отношения кредита к ВВП в России, а на [Рисунке 10](#) — непосредственно кредитный разрыв, рассчитанные обоими методами без наложения ограничений.

Рисунок 9. Трендовая динамика отношения кредита к ВВП в России, рассчитанная с помощью одно- и двустороннего НР-фильтра без ограничений



Источник: расчеты авторов.

Рисунок 10. Кредитный разрыв в России, рассчитанный с помощью одно- и двустороннего HP-фильтра без ограничений



Источник: расчеты авторов.

Проведенный сравнительный анализ выявил следующие преимущества и недостатки каждого метода:

Односторонний HP-фильтр

- **Недостаток:** склонность к завышению тренда в периоды кредитной экспансии. Поскольку фильтр не учитывает будущей коррекции, он интерпретирует бум как новую норму, что приводит к занижению оценки кредитного разрыва в реальном времени и, как следствие, к запоздалому выявлению накапливаемых рисков.
- **Достоинство:** отсутствие ретроспективного пересмотра тренда с добавлением новых данных.

Двусторонний HP-фильтр

- **Недостаток:** смещение оценок в конце периода. В условиях активного кредитного стимулирования (например, наблюдаемого после 2023 года) фильтр экстраполирует высокие темпы роста на весь тренд, что может приводить к их завышению до тех пор, пока будущая динамика не подтвердит или не опровергнет устойчивость этого роста.
- **Недостаток:** ретроспективный пересмотр тренда с добавлением новых данных. Полученный кредитный разрыв может противоречить выводам, сделанным в прошлом. Например, ретроспективно может оказаться, что в прошлом периоде уже следовало бы активировать КБК (BCBS, 2010), тогда как в реальности решение принято не было.
- **Достоинство:** обеспечивает наиболее точную ретроспективную оценку траектории тренда и кредитного разрыва, используя всю полноту информации.

Как наглядно демонстрирует [Рисунок 10](#), на протяжении большей части анализируемого периода оценки кредитного разрыва, полученные двумя методами, существенно

расходятся. Наиболее значительные расхождения наблюдаются в моменты перехода разрыва через ноль, то есть в точках смены кредитного цикла. Периоды консенсуса (например, вторая половина 2020 года) являются, скорее, исключением.

Вывод: для комплексной оценки кредитного разрыва необходимо одновременное применение обоих подходов. Односторонний фильтр незаменим для анализа с точки зрения лиц, принимающих решения в режиме реального времени, в то время как двусторонний фильтр необходим для ретроспективного анализа и выверки исторических данных.

С учетом выявленных особенностей предлагается следующий алгоритм оценки кредитного разрыва:

1. **Первичная оценка:** расчет кредитного разрыва с применением одно- и двустороннего НР-фильтра без ограничений.
2. **Сравнительный анализ:** детальное сопоставление и интерпретация полученных результатов.
3. **Экспертная корректировка:** на основе проведенного анализа принимается решение о необходимости коррекции динамики тренда, для чего может быть применен НР-фильтр с ограничениями, учитывающий экспертные суждения о потенциальном уровне кредитования.

5. Оценка кредитного разрыва с использованием двустороннего НР-фильтра с ограничениями

На данном этапе с учетом экспертных суждений и знаний о развитии экономики конкретной страны в определенный период времени исследователь накладывает ограничения на тренд, что позволяет корректировать его динамику.

В качестве примера далее представлены результаты применения ограничений для двустороннего НР-фильтра на данных временного ряда отношения кредита к ВВП в России (Рисунки 11–12).

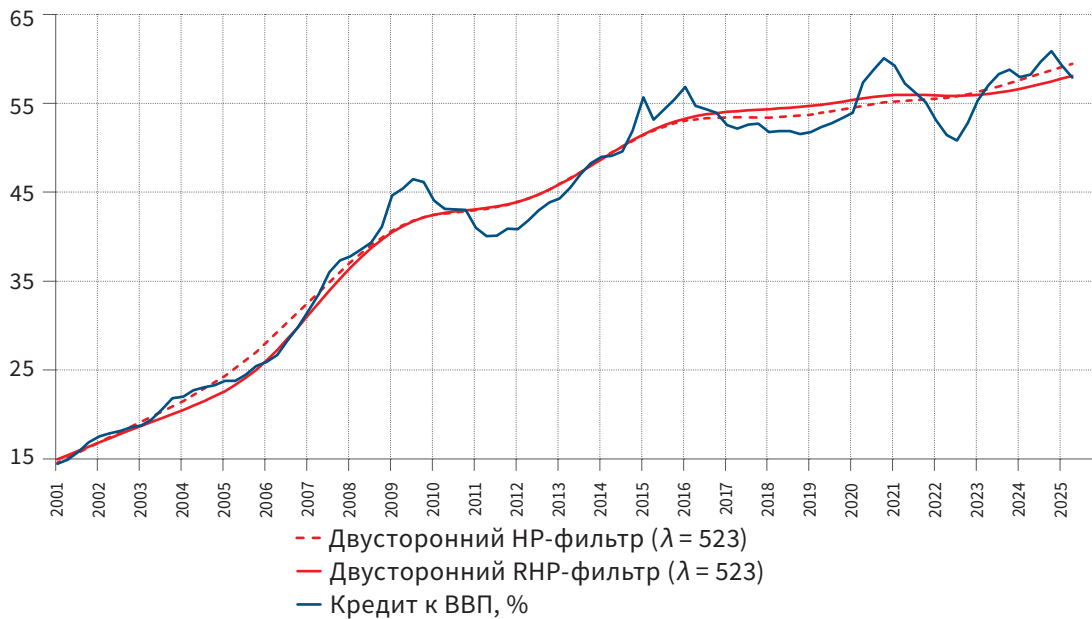
Прежде чем накладывать экспертные суждения на динамику тренда, необходимо определить периоды, которые требуют корректировки. С точки зрения экономического анализа оценок ненаблюдаемых компонент, полученных с помощью НР-фильтра без ограничений, можно выделить следующее:

1. Наблюдаемый в период с 2005 по 2007 год отрицательный кредитный разрыв не отражает реальную экономическую ситуацию, поскольку по своей величине он сопоставим с разрывом 2011–2013 годов, для которого характерна жесткая и длительная корректировка банковского кредитования, следующая после глобального финансового кризиса. По нашему мнению, кредитный разрыв в 2005–2007 годах должен быть слабоположительным, так как в этот период кредитование в России росло стабильно высокими темпами.
2. Отрицательный кредитный разрыв в 2017–2019 годах должен быть несколько больше, поскольку для него характерно резкое сжатие кредитной активности после шоков 2015–2016 годов, сопоставимое с периодом 2011–2013 годов. Кроме того, мы считаем, что отсутствуют предпосылки для сокращения трендовой компоненты

в 2017–2019 годах, поскольку средний уровень отношения кредита к ВВП за 2017–2025 годы остается стабильным.

- Кредитный разрыв в 2023–2025 годах находится на околонулевом уровне и в 2025/Q2 резко переходит в отрицательную зону, что не соответствует реальной экономической картине. В данный период наблюдаются повышенные темпы роста кредитования, высокая инфляция, что указывает на перегрев российской экономики. Поэтому кредитный разрыв в такой период следует пересмотреть вверх.

Рисунок 11. Трендовая динамика отношения кредита к ВВП в России (двусторонний HP-фильтр с $\lambda = 523$, двусторонний RHP-фильтр с ограничениями и $\lambda = 523$)



Источник: расчеты авторов.

Рисунок 12. Кредитный разрыв в России (двусторонний HP-фильтр с $\lambda = 523$, двусторонний RHP-фильтр с ограничениями и $\lambda = 523$)



Источник: расчеты авторов.

Для решения данных проблем и корректировки значений кредитного разрыва предлагается использовать НР-фильтр с ограничениями (подробно рассмотрен в [Разделе 2](#)). Для корректировки оценок ненаблюдаемых компонент ряда отношения кредита к ВВП в России применялись экспертные суждения в следующие периоды: 2004/Q1 — 2007/Q4, 2017/Q1 — 2019/Q4, 2023/Q4 — 2025/Q2 ([Рисунки 11–12](#)). Данные ограничения позволили скорректировать трендовую составляющую на обозначенных временных интервалах и получить более экономически обоснованный кредитный разрыв в соответствующие периоды.

6. Оценка кредитного разрыва с использованием одностороннего НР-фильтра с ограничениями

Следующим этапом является корректировка одностороннего НР-фильтра посредством наложения ограничений на тренд. С учетом того, что на данном шаге уже имеется оценка, полученная при помощи двустороннего НР-фильтра с ограничениями, требуется внести корректировки в односторонний НР-фильтр, чтобы результаты расчетов по данному фильтру также соответствовали экономическим суждениям. Аналогичный подход рассматривается в работах [Alessandri et al. \(2015\)](#) и [Jokipii et al. \(2021\)](#).

Корректировку одностороннего НР-фильтра предлагается осуществлять с помощью специально разработанного инструмента. Его задача — идентифицировать временные интервалы, на которых расхождение между одно- и двусторонним фильтром становится статистически значимым (на [Рисунке 13](#) такие интервалы выделены красным цветом).

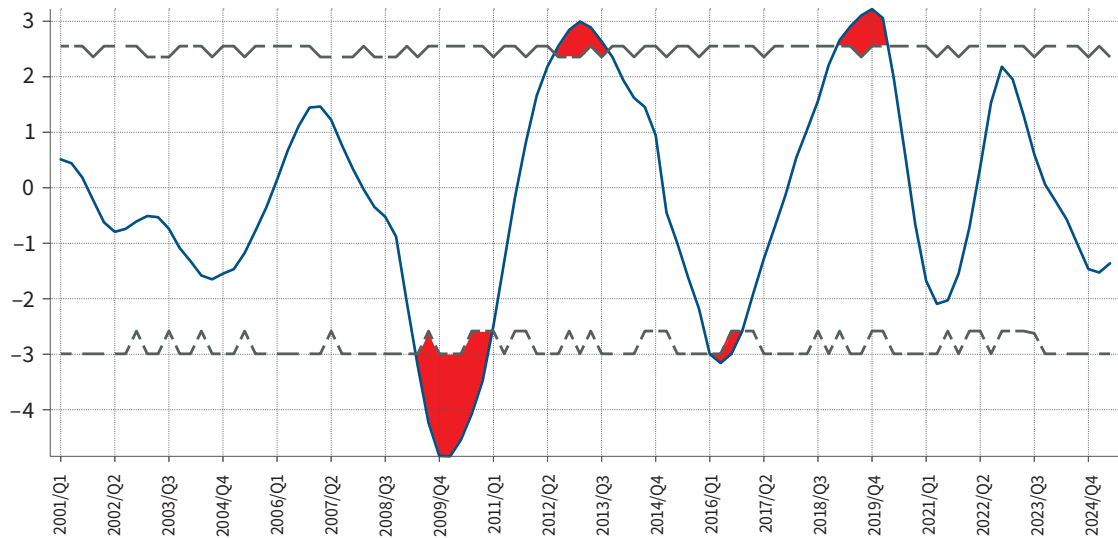
Алгоритм реализации данного инструмента включает следующие этапы:

1. **Вычисление разности трендов.** Рассчитывается разность между значениями тренда, полученными с помощью двустороннего НР-фильтра с ограничениями и одностороннего НР-фильтра для показателя кредита к ВВП.
2. **Стандартизация.** Полученная разность стандартизируется для приведения к нулевому среднему значению и единичному стандартному отклонению.
3. **Бутстреп-моделирование.** Для стандартизированных значений разности выполняются бутстреп-репликации с возвращением (bootstrap with replacement). Для обеспечения высокой точности доверительных интервалов рекомендуется использовать большое количество повторений (например, 100 тыс. и более).
4. **Определение границ.** На основе результатов бутстреп-моделирования для каждого временного периода вычисляются 10-й и 90-й процентиля ранжированного ряда, которые формируют нижнюю и верхнюю границы сигнальных интервалов соответственно.

В результате реализуемые корректировки одностороннего НР-фильтра позволяют получить такую трендовую динамику отношения кредита к ВВП и кредитного разрыва, которые имеют логическое объяснение и соответствуют конкретным ожиданиям ([Рисунок 14](#)).

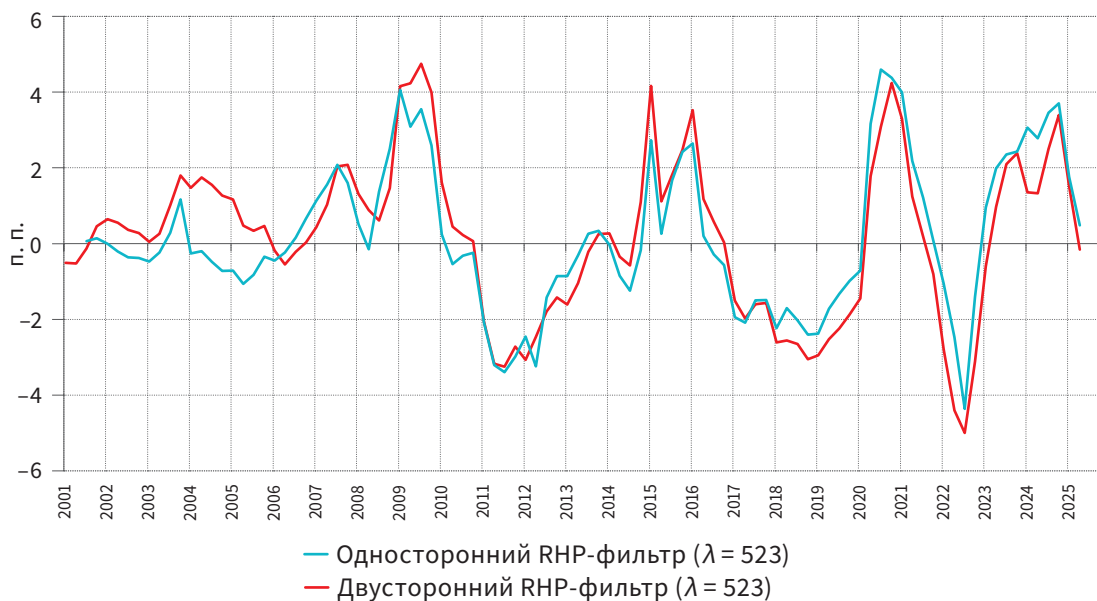
В рамках последующего раунда переоценки кредитного разрыва (с учетом поступивших новых статистических данных) исследователь должен выполнить шаги по их обработке, а также по оценке кредитного разрыва при помощи одно- и двустороннего НР-фильтра с ограничениями.

Рисунок 13. Разность между дву- и односторонним НР-фильтром с учетом коридора допустимых значений отклонений



Источник: расчеты авторов.

Рисунок 14. Кредитный разрыв в России: сравнение динамики одностороннего НР-фильтра с ограничениями с динамикой двустороннего НР-фильтра с ограничениями



Источник: расчеты авторов.

В случае значимого смещения тренда у двустороннего НР-фильтра (после резкого изменения отношения кредита к ВВП) допускается либо пересмотр ранее наложенных ограничений на фильтр, либо введение новых. Кроме того, с учетом смещения тренда по двустороннему НР-фильтру (в силу особенностей механизма работы фильтра) может возникнуть необходимость корректировки одностороннего НР-фильтра в период $t - 2$.

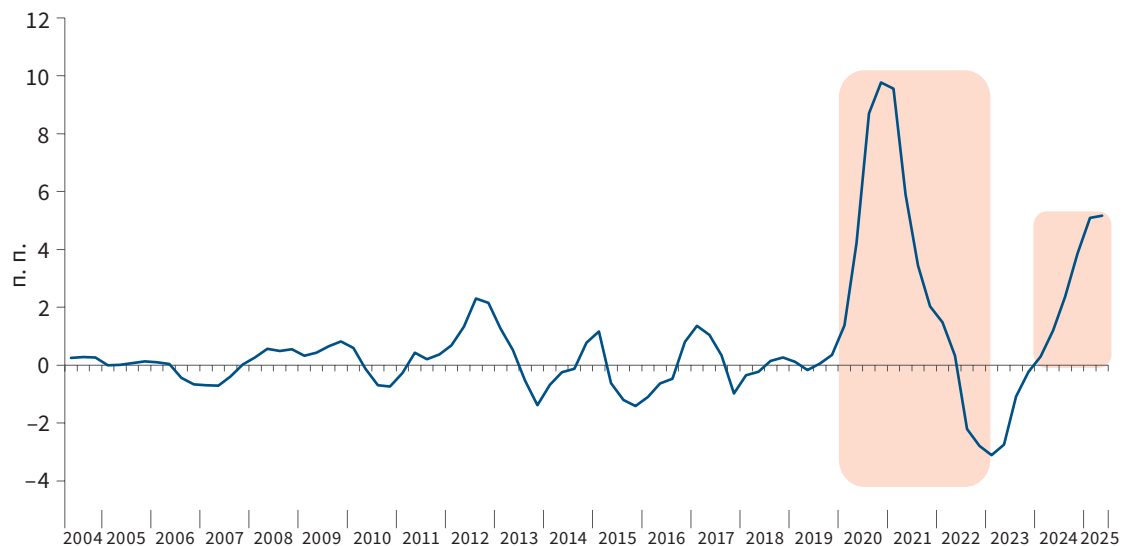
4. Результаты оценок кредитного разрыва

В данном разделе представлены результаты расчета кредитного разрыва для анализируемых стран, полученные с использованием приведенной выше методики.

Армения

До конца 2019 года кредитный разрыв в Республике Армения колебался вблизи нулевой отметки, незначительно отклоняясь в положительную или отрицательную область (Рисунок 15). Такая динамика указывает на сбалансированный рост кредитования, который в целом соответствовал темпам экономического развития страны в период 2004–2019 годов.

Рисунок 15. Динамика кредитного разрыва в Армении



Источник: расчеты авторов.

Значительные изменения траектории показателя произошли в 2020–2024 годах. С I квартала 2020 года кредитный разрыв продемонстрировал экспоненциальный рост, достигнув к IV кварталу максимального с 2004 года значения 9,8 п. п.; отношение кредита к ВВП также находилось на пиковом уровне — 65,6%. Важно отметить, что столь значительный положительный разрыв в 2020 году был обусловлен не кредитной экспансией (по-квартальные темпы прироста кредита были близки к средним значениям предыдущих лет), а резким сокращением объема ВВП. Это снижение вызвано влиянием пандемии COVID-19 в первой половине года, а также обострением ситуации в Нагорном Карабахе в III–IV кварталах.

Восстановление экономической активности в 2021 году на фоне стагнации кредитования привело к резкой корректировке и закрытию положительного разрыва.

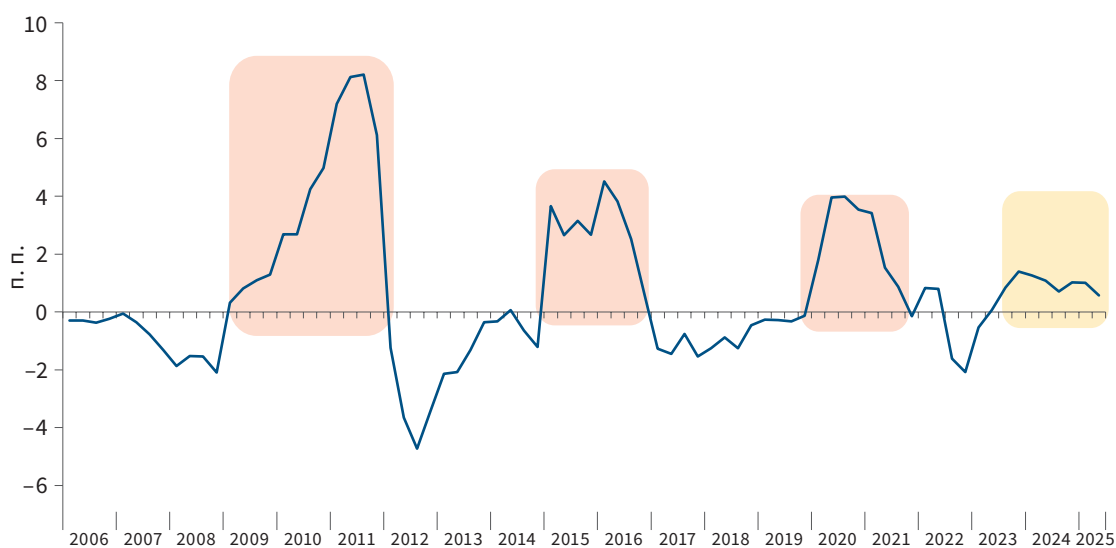
С IV квартала 2022 года начался новый этап: ускорение экономического роста стало сопровождаться высокими темпами кредитования. Если в 2023 году средние годовые темпы прироста кредита составляли 13,7%, то в 2024 году этот показатель увеличился до 20,8%. Кроме того, на фоне значительного укрепления армянского драма в 2023–2024 годах

отмечается резкий рост объемов кредитования в национальной валюте — с 30% до 40% к ВВП. В результате с начала 2024 года наблюдается резкое увеличение кредитного разрыва, который, по нашим оценкам, достиг 5,2 п. п. во II квартале 2025 года (при соотношении кредита к ВВП на уровне 64,3%).

Беларусь

В Республике Беларусь наблюдались четыре положительных кредитных разрыва (Рисунок 16).

Рисунок 16. Динамика кредитного разрыва в Беларуси



Источник: расчеты авторов.

Первый эпизод (II квартал 2009 года — IV квартал 2011 года) был вызван сочетанием стресса на валютном рынке и проводимой Национальным банком активной кредитной экспансии, включая увеличение директивного кредитования. Эта политика, хотя и была нацелена на стимулирование экономики, в конечном итоге стала одной из ключевых причин макроэкономической нестабильности и валютного кризиса 2011 года.

Второй эпизод (I квартал 2015 года — IV квартал 2016 года) формирования положительного кредитного разрыва был обусловлен стрессами на валютном рынке, вызванными внешними факторами. В частности, ослабление российского рубля в конце 2014 года, учитывая, что Россия — основной торговый партнер Беларуси, оказало давление на белорусский рубль.

Третий эпизод (I квартал 2020 года — III квартал 2021 года) был напрямую связан с пандемией COVID-19. В ответ на кризис многие страны, включая Беларусь, использовали меры поддержки для бизнеса и населения, что привело к резкому увеличению объемов кредитования, направленного на смягчение экономических последствий пандемии.

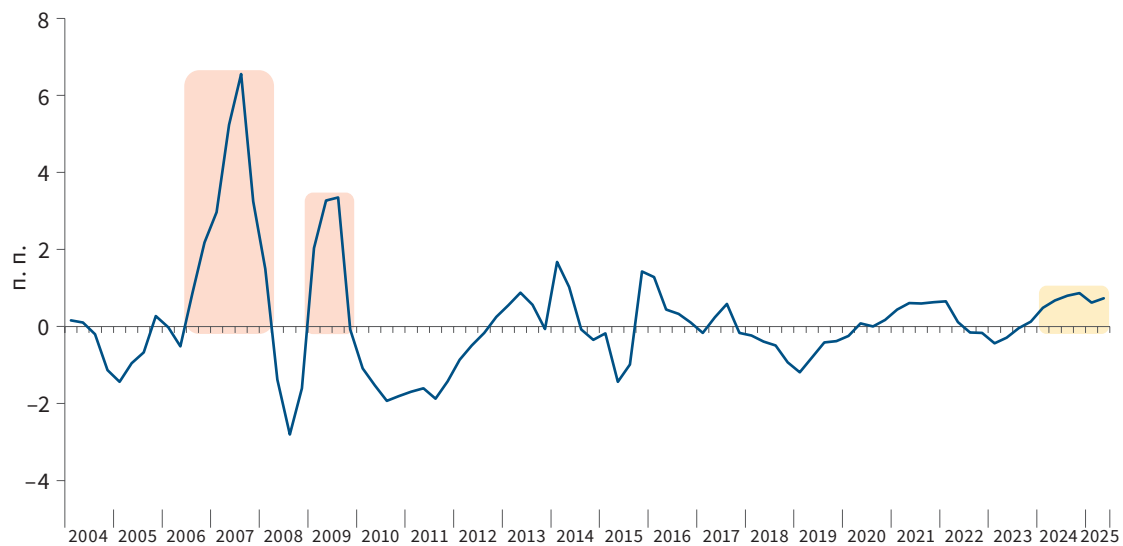
В период с II квартал 2023 года по II квартал 2025 года монетарная политика носила стимулирующий характер. На этом фоне наблюдалось формирование положительного кредитного разрыва.

Казахстан

В Республике Казахстан значительный положительный кредитный разрыв наблюдался в 2007 и 2009 годах (Рисунок 17). Данные периоды относятся к массивной кредитной экспансии в условиях активного наращивания внешних заимствований, стимулирования строительства и ипотечного кредитования, а также девальвации тенге. В дальнейшем с 2013 года кредитный разрыв значимо не отклонялся от нуля.

С начала 2024 года в Республике Казахстан наблюдается расширение положительного кредитного разрыва. По состоянию на II квартал 2025 года его значение достигло примерно 0,7 п. п.

Рисунок 17. Динамика кредитного разрыва в Казахстане



Источник: расчеты авторов.

Кыргызстан

В Кыргызской Республике наблюдались три значительных положительных кредитных разрыва (Рисунок 18).

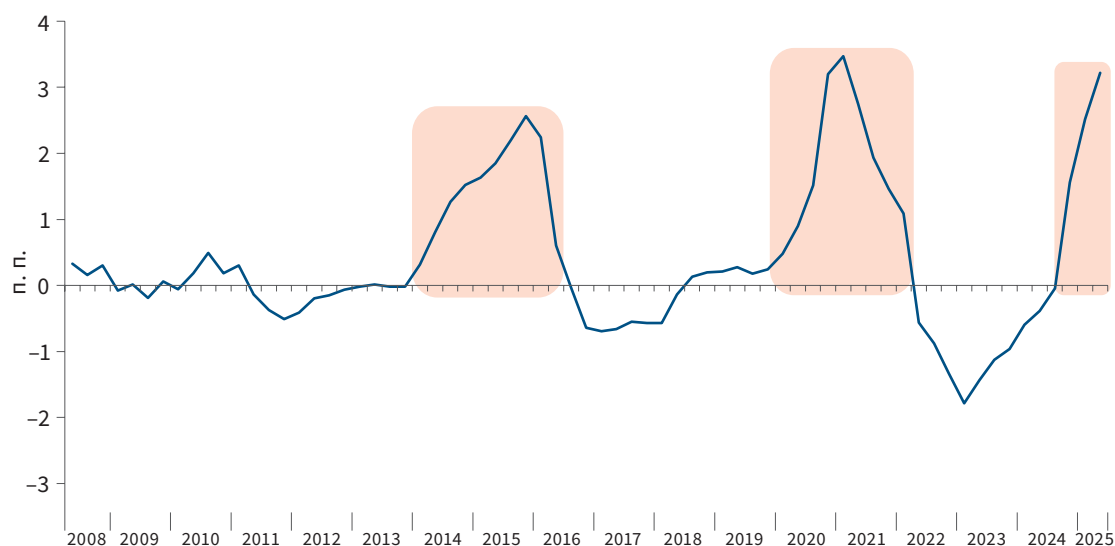
Первый эпизод (II квартал 2014 года — II квартал 2016 года) был спровоцирован резким ускорением темпов кредитования в начале 2014 года, а затем усугублен стрессом на валютном рынке. Этот стресс, в свою очередь, был вызван внешними факторами, прежде всего масштабным ослаблением российского рубля в конце 2014 года, что оказало значительное давление на курс национальной валюты — сома.

Второй эпизод роста разрыва (II квартал 2020 года — I квартал 2022 года), как и во многих других странах, стал прямым следствием пандемии COVID-19. Для смягчения ее экономических последствий были реализованы масштабные меры поддержки бизнеса и населения, что привело к резкому всплеску кредитной активности.

Третий и текущий эпизод положительного разрыва начался с IV квартала 2024 года на фоне сохраняющихся высоких темпов кредитования. Так, если в 2023 году среднегодовой

прирост кредитного портфеля составлял 19,8%, то в 2024 году он ускорился до 25,3%. В результате с IV квартала 2024 года положительный кредитный разрыв демонстрирует устойчивую восходящую динамику, достигнув к II кварталу 2025 года значения 3,2 п. п.

Рисунок 18. Динамика кредитного разрыва в Кыргызстане



Источник: расчеты авторов.

Россия

В Российской Федерации наблюдались четыре положительных кредитных разрыва (Рисунок 19).

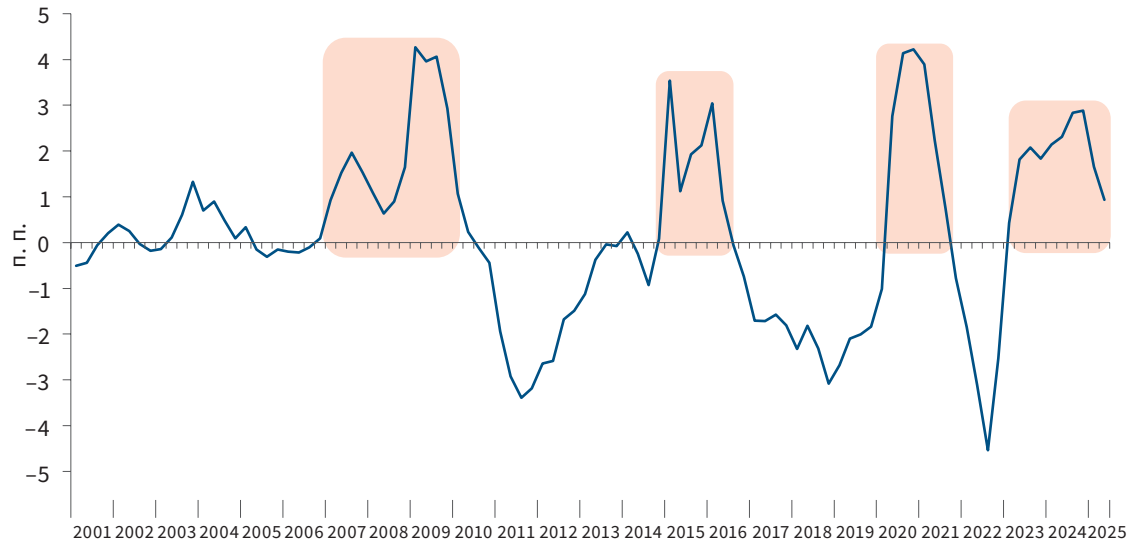
Первый эпизод (I квартал 2007 года — I квартал 2010 года) был вызван активным ростом кредитования в преддверии глобального финансового кризиса 2008–2009 годов.

Второй период (I квартал 2015 года — II квартал 2016 года) формирования положительного кредитного разрыва был преимущественно обусловлен ослаблением российского рубля в конце 2014 года на фоне резкого падения мировых цен на нефть и введения международных санкций в отношении России.

Третий эпизод (II квартал 2020 года — III квартал 2021 года) был напрямую связан с пандемией COVID-19. В ответ на кризис в России были приняты меры поддержки для бизнеса и населения, что привело к резкому увеличению объемов кредитования, направленного на смягчение экономических последствий пандемии.

Четвертый эпизод (I квартал 2023 года — II квартал 2025 года) обусловлен активной государственной политикой импортозамещения и кредитной поддержки приоритетных отраслей экономики в условиях санкционного давления, а также ростом ипотечного кредитования.

Рисунок 19. Динамика кредитного разрыва в России

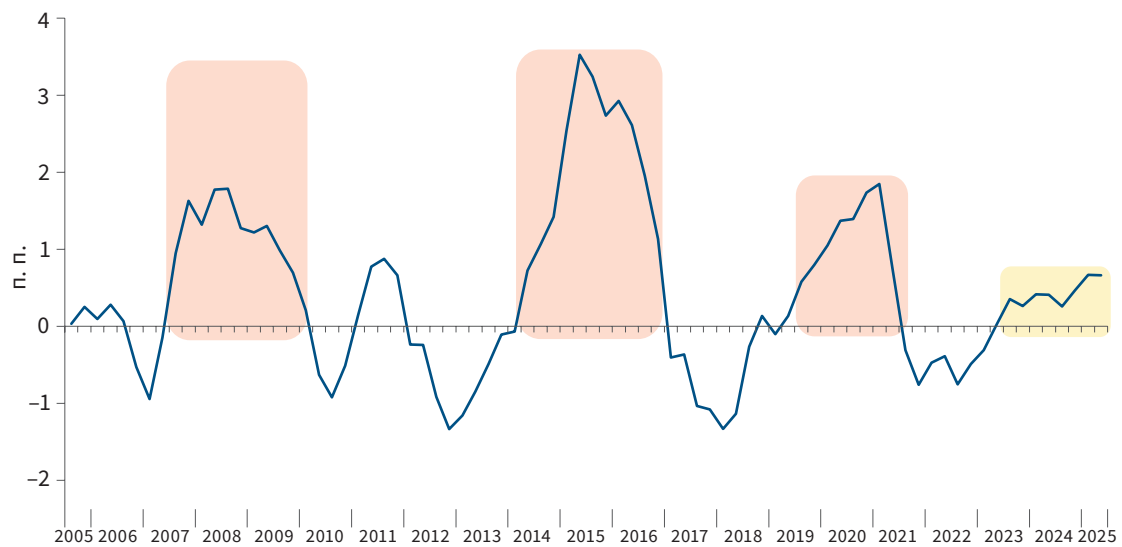


Источник: расчеты авторов.

Таджикистан

В Республике Таджикистан выявлено три значительных эпизода положительного кредитного разрыва ([Рисунок 20](#)).

Рисунок 20. Динамика кредитного разрыва в Таджикистане



Источник: расчеты авторов.

Первый эпизод (III квартал 2007 года — III квартал 2009 года) в значительной степени носил технический характер. Его возникновение обусловлено двумя основными факторами: активным расширением кредитования, начавшимся в 2007 году на фоне сравнительно низкой базы предыдущего периода, и стагнацией номинального ВВП в 2008 году, вызванной экзогенными шоками (глобальный финансовый кризис).

Второй эпизод (II квартал 2014 года — IV квартал 2016 года) ознаменовался максимальным значением положительного кредитного разрыва, достигшим 3,5 п. п. в II квартале 2015 года. Как и в случае с Беларусью и Кыргызстаном, его причина во многом кроется во внешнем шоке, который спровоцировал стресс на валютном рынке и замедление экономической активности, в то время как объем кредитования продолжал расти.

Важно отметить, что в этот период имел место и стресс в банковском секторе республики. С 2014 года нестабильная экономическая ситуация в основных странах — партнерах Таджикистана и воздействие внешних шоков привели к тому, что банковский сектор республики оказался под угрозой системного кризиса. Уже по итогам 2014 года показатель проблемных кредитов превысил 10%. Ряд кредитных организаций Таджикистана, в том числе ОАО «Агроинвестбанк» и ОАО «Таджиксодиротбанк» (оба — системообразующие), ЗАО «Таджпромбанк» и ЗАО «Фононбанк» столкнулись с проблемами ликвидности. В целях оздоровления финансовой системы и минимизации негативного влияния на другие отрасли экономики Правительством Республики Таджикистан принято решение о рекапитализации банков. Также была начата санация, а затем и ликвидация проблемных кредитных организаций. В результате перечисленные выше факторы привели к закрытию положительного кредитного разрыва в начале 2017 года.

Третий значительный эпизод (I квартал 2020 года — II квартал 2021 года) был непосредственно связан с пандемией COVID-19 и реализацией масштабных мер государственной поддержки бизнеса и населения.

Со второй половины 2023 года в экономике Таджикистана наблюдается формирование нового, пока незначительного положительного кредитного разрыва, который по состоянию на II квартал 2025 года составил 0,7 п. п.

Заключение

Проведенное исследование посвящено важной для макрофинансовой стабильности задаче — оценке кредитного разрыва как ключевого индикатора кредитного цикла и элемента системы раннего выявления макрофинансовых дисбалансов, а также признаков накопления системных рисков.

Анализ подтвердил, что слепое следование унифицированной методологии, которая отражена в рекомендациях БМР (использование одностороннего НР-фильтра с параметром $\lambda = 400\,000$) может приводить к существенным ошибкам в оценках, особенно для развивающихся экономик с короткими временными рядами и уникальными траекториями экономического развития. Эффективное использование кредитного разрыва требует не механического применения стандартизированных подходов, а осмысленного сочетания международных рекомендаций с локальной аналитической практикой, базирующейся на эмпирически обоснованных, адаптивных и прозрачных методах оценки.

В рамках данного рабочего документа разработан и апробирован усовершенствованный алгоритм оценки кредитного разрыва, который позволяет нивелировать ключевые недостатки традиционных подходов.

Ключевые выводы и результаты исследования:

- 1. Необходимость адаптивного подхода к параметру сглаживания.** Для каждой из анализируемых стран (Армения, Беларусь, Казахстан, Кыргызстан, Россия и Таджикистан) на основе анализа спектральной плотности определены уникальные оптимальные значения параметра λ для фильтра Ходрика — Прескотта (от 173 для Казахстана до 523 для России). Это подтверждает тезис об отсутствии универсального параметра и необходимости его калибровки под специфику кредитного цикла каждой конкретной экономики.
- 2. Важность одновременного использования одно- и двустороннего НР-фильтров.** Сравнительный анализ выявил системные расхождения в оценках, получаемых одно- и двусторонним НР-фильтрами. Двусторонний фильтр обеспечивает точность исторической оценки, но подвержен смещению в конечной точке и непрерывному пересмотру данных. Односторонний фильтр исключает исторический пересмотр тренда, но склонен его завышать в периоды бума, запаздывая с сигналом о накоплении рисков. Таким образом, ни один из методов по отдельности не является достаточным.
- 3. Эффективность одно- и двустороннего НР-фильтров с ограничениями.** Для компенсации методологических недостатков фильтров был успешно применен НР-фильтр с ограничениями (RHP-фильтр). Наложение ограничений на динамику тренда на основе экономической логики (как это было продемонстрировано на примере России для периодов 2005–2007, 2017–2019 и 2023–2025 годов) позволило скорректировать заведомо ошибочные оценки и получить экономически обоснованные значения кредитного разрыва.
- 4. Предложенный алгоритм оценки кредитного разрыва.** В качестве итогового решения для оценки кредитного разрыва предлагается применять алгоритм, включающий шесть последовательных этапов: от подготовки данных и определения оптимального

параметра λ до применения двустороннего и одностороннего RHP-фильтров. Данный подход обеспечивает получение сбалансированной и более устойчивой оценки кредитного разрыва.

5. **Выявленные особенности кредитной динамики в странах — получателях средств ЕФСР.** По результатам оценки кредитного разрыва в анализируемых странах посредством предложенного алгоритма выявлено наличие значительных положительных кредитных разрывов в последний период (2023–2025 годы) в Армении, России и Кыргызстане, что указывает на активную кредитную экспансию и накопление потенциальных рисков. Исторический анализ выявил и общие для многих стран паттерны: реакцию кредитного цикла на глобальные шоки (финансовый кризис 2008–2009 годов, падение цен на нефть в 2014–2015 годах, пандемию COVID-19) и уязвимость к стрессам на валютных рынках.

В итоге представленный в рабочем документе алгоритм оценки кредитного разрыва сочетает в себе строгость количественных методов с гибкостью качественного экспертного анализа. Это позволяет своевременно и более точно идентифицировать фазу кредитного цикла и обосновывать решения об изменении КБК с целью обеспечения макрофинансовой стабильности.

Список литературы

- Безбородова, А., Новопольцев, А. (2017) Кредитный цикл: опыт Республики Беларусь. *Банкаўскі веснік*, № 6, с. 9–15.
- Дерюгина, Е., Пономаренко, А. (2017) Определение фазы кредитного цикла в реальном времени в странах с формирующимися рынками. Серия докладов об экономических исследованиях Банка России, № 17.
- Alessandri, P., Bologna, P., Fiori, R., and Sette, E. (2015) A note on the implementation of a Countercyclical Capital Buffer in Italy. *Questioni di Economia e Finanza. Occasional Papers* No. 278.
- Alessi, L., and Detken, C. (2011) Quasi real time early warning indicators for costly asset price boom/bust cycles: a role for global liquidity. *European Journal of Political Economy*, vol. 27, Issue 3, pp. 520–533. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.ejpoleco.2011.01.003>.
- Apel, M., Hansen, J., Lindberg, H. (1996). Potential output and output gap. *Quarterly Review of the Bank of Sweden* 3, 24–35.
- Baba, C., Dell’Erba, S., Detragiache, E., Harrison, O., Mineshima, A., Musayev, A., and Shahmoradi, A. (2020) How Should Credit Gaps Be Measured? — An Application to European Countries. IMF Working Paper WP/20/6. Available at: <https://www.imf.org/en/-/media/files/publications/wp/2020/english/wpia2020006-print-pdf.pdf>.
- Bank of England (2015) Financial Stability Report. December 2015, Issue No. 38. Available at: https://www.bankofengland.co.uk/-/media/boe/files/financial-stability-report/2015/december-2015.pdf?spm=a2ty_o01.29997173.0.0.18bec921FZxWPS&file=december-2015.pdf.
- Basel Committee on Banking Supervision (2010) Guidance for National Authorities Operating the Countercyclical Capital Buffer. Bank for International Settlements.
- Baxter, M., and King, R. G. (1995) Measuring business cycles approximate band-pass filters for economic time series. NBER Working Paper No. 5022.
- Bedayo, M., Estrada, A., and Saurina, J. (2018) Bank capital, lending booms, and busts. Evidence from Spain in the last 150 years. *Documentos de Trabajo* No. 1847. Banco de España.
- Bernanke, B., Gertler, M., and Gilchrist, S. (1998) The Financial Accelerator in a Quantitative Business Cycle Framework, NBER Working Paper No. 6455. Available at: https://www.nber.org/system/files/working_papers/w6455/w6455.pdf.
- Borio, C., and Drehmann, M. (2009) Assessing the risk of banking crises — revisited. *BIS Quarterly Review*, March, pp. 29–46.
- Borio, C., and Lowe, P. (2002a) Assessing the risk of banking crises. *BIS Quarterly Review*, December, pp. 43–54.
- Borio, C., and Lowe, P. (2002b) Asset Prices, Financial and Monetary Stability: Exploring the Nexus. *BIS Working Paper* No. 114.
- Cornea-Madeira A. (2017) The Explicit Formula for the Hodrick-Prescott Filter in a Finite Sample. *The Review of Economics and Statistics*, MIT Press, vol. 99(2), pp. 314–318.
- De Jong, R. M., and Sakarya, N. (2016) The Econometrics of the Hodrick-Prescott Filter. *Review of Economics and Statistics*, 98 (2), pp. 310–317. Available at: DOI https://doi.org/10.1162/REST_a_00523.
- Deryugina, E., Ponomarenko, A., and Rozhkova, A. (2020) When are credit gap estimates reliable? *Economic Analysis and Policy*, vol. 67, pp. 221–238. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.eap.2020.07.009>.
- Drehmann, M., Borio, C., Gambacorta, L., Jiménez, G., and Trucharte, C. (2010) Countercyclical capital buffers: exploring options. *BIS Working Papers* No. 317.

- Drehmann, M., and Tsatsaronis, K. (2014) The credit-to-GDP gap and countercyclical capital buffers: Questions and answers. *BIS Quarterly Review*, March, pp. 55–73.
- Drehmann, M., and Yetman, J. (2020) Which credit gap is better at predicting financial crises? A comparison of univariate filters. *BIS Working Papers* No. 878. Available at: <https://www.bis.org/publ/work878.pdf>.
- 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* (December), pp. 261–298.
- Galán, J. E. (2019) Measuring credit-to-GDP gaps. The Hodrick-Prescott filter revisited, Banco de España, Documentos Ocasionales No. 1906. Available at: <https://www.bde.es/f/webbde/SES/Secciones/Publicaciones/PublicacionesSeriadas/DocumentosOcasionales/19/Files/do1906e.pdf>.
- Galán, J. E., and Mencía, J. (2018) Empirical assessment of alternative structural methods for identifying cyclical systemic risk in Europe, Banco de España, Working Papers 1825. Available at: <https://www.bde.es/f/webbde/SES/Secciones/Publicaciones/PublicacionesSeriadas/DocumentosTrabajo/18/Files/dt1825e.pdf>.
- Galvão, A. B., Mitchell J. (2023) Real-Time Perceptions of Historical GDP Data Uncertainty. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, vol. 85, Issue 3, pp. 457–481. Available at: <https://doi.org/10.1111/obes.12542>.
- Gourinchas, P., and Obstfeld, M. (2012) *Stories of the twentieth century for the twenty-first*. *American Economic Journal: Macroeconomics*, vol. 4, No. 1, pp. 226–65.
- Hamilton, J. (1994) *Time series analysis*. Princeton University Press.
- Hamilton, J. (2018) Why you should never use the Hodrick-Prescott filter, *Review of Economics and Statistics* 100(5), 831–843.
- Hodrick, R. J., and Prescott, E. C. (1997) Postwar U. S. Business Cycles: An Empirical Investigation. *Journal of Money, Credit and Banking*, 29(1), 1–16.
- Hosszú, Z., Körmendi, G., and Mérió, B. (2015) Univariate and multivariate filters to measure the credit gap, *MNB Occasional Papers* 118. Available at: <https://www.mnb.hu/letoltes/mnb-op-118-final.pdf>.
- Jokipii, T., Nyffeler, R., and Riederer, S. (2021) Exploring BIS credit-to-GDP gap critiques: the Swiss case. *Swiss Journal of Economics and Statistics*, 157(1), pp. 1–19.
- Jönsson, K. (2010) Trend Extraction with a Judgement-Augmented Hodrick-Prescott Filter. *Empirical Economics*, 39(3): 703–711.
- Jorda, O., Schularick, M., and Taylor, A. (2011) Financial crises, credit booms and external imbalances: 140 years of lessons. *IMF Economic Review*, vol. 59, No. 2, pp. 340–78.
- Julio, J. M. (2011) Data Revisions and the Output Gap. Borradores de Economía 7956, Banco de la Republica. Available at: <http://www.banrep.gov.co/docum/ftp/borra642.pdf>.
- Kaminsky, G. L., Lizondo, S., and Reinhart, C. (1998) Leading indicators of currency crises. *IMF Staff Papers*, vol. 45, No. 1. Available at: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/staffp/1998/03-98/pdf/kaminsky.pdf>.
- Kaminsky, G. L., and Reinhart, C. M. (1999) The Twin Crises: The Causes of Banking and Balance of Payments Problems. *American Economic Review*, vol. 89, pp. 473–500. Available at: <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.89.3.473>.
- Kindleberger, C. P. (1978) *Manias, Panics and Crashes: A History of Financial Crises*, 1st edition, New York: Basic Books.
- King, R. G., and Rebelo, S. T. (1993) Low frequency filtering and real business cycles. *Journal of Economic Dynamics and Control* 17, 207–232.
- Lang, J. H., and Welz, P. (2017) Measuring Credit Gaps for Macroprudential Policy, *Financial Stability Review*, European Central Bank, vol. 1. Available at: https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/fsr/art/ecb.fsrart201705_02.en.pdf.

- Mendoza, E. G., and Terrones, M. E. (2012) An Anatomy of Credit Booms and their Demise. NBER Working Paper No. 18379.
- Meyer-Gohde, A. (2010) Matlab code for one-sided HP-filters, QM&RBC Codes 181, Quantitative Macroeconomics & Real Business Cycles. Available at: <https://ideas.repec.org/c/dge/qmrbcd/181.html>.
- Minsky, H. P. (1972) Financial Instability Revisited: The Economics of Disaster. Reappraisal of the Federal Reserve Discount Mechanism, 3, pp. 95–136.
- Minsky, H. P. (1986). *Stabilizing an Unstable Economy*. Yale University Press.
- Mise, E., Kim, T.-H., and Newbold, P. (2005) On suboptimality of the Hodrick–Prescott filter at time series endpoints. *Journal of Macroeconomics*, 27(1), 53–67.
- Msiska, W., Sikhosana, A., and Vermeulen, C. (2025) The South African credit gap as real-time early warning indicator of financial imbalances, South African Reserve Bank, TB/05/2025.
- Pedersen, T. M. (2001) The Hodrick-Prescott filter, the Slutsky effect, and the distortionary effect of filters. *Journal of Economic Dynamics and Control*, vol. 25(8), pp. 1081–1101.
- Pollock, D. S. G. (2024) Lectures in Time-Series Analysis and Forecasting. Queen Mary and Westfield College, The University of London. Available at: <https://www.le.ac.uk/users/dsgp1/COURSES/TSERIES/PROSERIE.HTM>.
- Ravn, M. O., Uhlig, H. (2001) On Adjusting the HP-Filter for the Frequency of Observations, CESifo Working Paper, No. 479.
- Schularick, M., and Taylor, A. M. (2012) Credit Booms Gone Bust: Monetary Policy, Leverage Cycles, and Financial Crises, 1870–2008. *American Economic Review*, 102(2), pp. 1029–61. Available at: DOI: 10.1257/aer.102.2.1029.
- Simon, D. (2010) Kalman filtering with state constraints: a survey of linear and nonlinear algorithms. *IET Control Theory & Applications*, 4(8), 1303–1318.
- St-Amant, P., and van Norden, S. (1997) Measurement of the output gap: A discussion of recent research at the Bank of Canada. Technical Report of the Bank of Canada, No. 79.
- Stoica, P., and Moses, R. L. (2005) *Spectral analysis of signals*. Upper Saddle River, N. J.: Pearson/Prentice Hall.
- Wolf, E., Mokinski, F., and Schüler, Y. (2020) On adjusting the one-sided Hodrick-Prescott filter. Deutsche Bundesbank, Discussion Paper 11/2020.
- Yamada, H., and Jahra, F. T. (2019) An explicit formula for the smoother weights of the Hodrick–Prescott filter. *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*. Available at: DOI: 10.1515/snnde-2018-0035.

Приложение А

Алгоритм решения оптимизационной задачи для двустороннего НР-фильтра

Для минимизации функции (2) рассчитаем условия первого порядка для значений $g_1, g_2, g_3, \dots, g_T$:

$$-2(y_1 - g_1) + 2\lambda((g_3 - g_2) - (g_2 - g_1)) = 0, \quad (\text{A.1})$$

$$-4\lambda(g_3 - 2g_2 + g_1) - 2(y_2 - g_2) + 2\lambda(g_4 - 2g_3 + g_2) = 0, \quad (\text{A.2})$$

$$2\lambda(g_3 - 2g_2 + g_1) - 4\lambda(g_4 - 2g_3 + g_2) - 2(y_3 - g_3) + 2\lambda(g_5 - 2g_4 + g_3) = 0, \quad (\text{A.3})$$

$$-2(y_{T-1} - g_{T-1}) + 2\lambda(g_{T-1} - 2g_{T-2} + g_{T-3}) - 4\lambda(g_T - 2g_{T-1} + g_{T-2}) = 0, \quad (\text{A.4})$$

$$-2(y_T - g_T) + 2\lambda(g_T - 2g_{T-1} + g_{T-2}) = 0. \quad (\text{A.5})$$

Решив относительно g_t ($t = 1, 2, \dots, T$), систему уравнений можем представить в матричном виде:

$$y - g = \lambda Fg. \quad (\text{A.6})$$

Решив относительно g , окончательно получим:

$$\hat{g} = (I + \lambda F)^{-1}y, \quad (\text{A.7})$$

где y, \hat{g} — векторы размерности $T \times 1$, а I, F — матрицы размерности $T \times T$.

$$F = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ -2 & 5 & -4 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & -4 & 6 & -4 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & -4 & 6 & -4 & 1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{A.8})$$

Отметим, что за последнее десятилетие были предложены точные аналитические формулы для расчета весовых коэффициентов НР-фильтра (De Jong, R. M. and Sakarya, N. (2013), Cornea-Madeira, A. (2017), Yamada, H. and Jahra, F. T. (2019)). Эти формулы позволяют непосредственно определять коэффициенты и обновлять их по мере поступления новых данных.

Рассмотрим алгоритм наложения ограничений на двусторонний HP-фильтр в соответствии с работой [Julio \(2011\)](#). Заметим, что в данной работе наложение ограничений применяется к [функционалу \(2\)](#). Аналогичные ограничения можно накладывать и в случае, когда вместо (2) применим фильтр Калмана ([Simon, 2010](#)). Следуя [Julio \(2011\)](#), [перепишем оптимизационную задачу \(2\)](#) в матричном виде:

$$(y - g)^T(y - g) + \lambda g^T C^T C g, \quad (\text{A.9})$$

где y — одномерный вектор исходных данных размера $T \times 1$,
 g — одномерный вектор ненаблюдаемой компоненты размера $T \times 1$,
 C — матрица размера $(T - 2) \times T$.

Матрица C имеет следующие элементы:

$$C = \begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 & 0 & \dots & \dots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -2 & 1 & \dots & \dots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \dots & 1 & -2 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{A.10})$$

Рассмотрим [минимизацию \(A.9\)](#) с учетом m линейных ограничений ($1 \leq m \leq T$), которые можем представить следующим образом:

$$R^T g = \tau, \quad (\text{A.11})$$

где R — матрица из нулей и единиц размера $T \times m$,
 τ — матрица размера $m \times 1$.

Для решения [оптимизационной задачи \(A.9\)](#) с учетом [линейных ограничений \(A.11\)](#) применим метод множителей Лагранжа. Пусть δ — вектор ($m \times 1$) множителей Лагранжа. Тогда функцию Лагранжа можно записать так:

$$L(g, \delta) = (y - g)^T(y - g) + \lambda g^T C^T C g - 2\delta(R^T g - \tau). \quad (\text{A.12})$$

Условия первого порядка для g и δ будут равны:

$$\frac{\partial L}{\partial g} = -2(y - g) + 2\lambda C^T C g - 2R\delta^T = 0, \quad (\text{A.13})$$

$$\frac{\partial L}{\partial \delta} = 2(R^T g - \tau) = 0. \quad (\text{A.14})$$

Решая уравнение (A.13), относительно g получим:

$$y - g = \lambda C^T C g - R\delta^T, \quad (\text{A.15})$$

$$y + R\delta^T = g + \lambda C^T C g, \quad (\text{A.16})$$

$$g = (I + \lambda C^T C)^{-1}y + (I + \lambda C^T C)^{-1}R\delta^T. \quad (\text{A.17})$$

Обозначив $A = (I + \lambda C^T C)^{-1}$, можем записать:

$$\hat{g}_{HPR} = \hat{g}_{HP} + AR\delta^T. \quad (\text{A.18})$$

Теперь освободимся от δ^T в [уравнении \(A.18\)](#). Для этого умножим его обе части на R , в результате получим:

$$R^T \hat{g}_{HPR} = R^T \hat{g}_{HP} + R^T AR\delta^T \Rightarrow \tau = R^T \hat{g}_{HP} + R^T AR\delta^T. \quad (\text{A.19})$$

Решая [уравнение \(A.19\)](#) относительно δ^T , найдем $\delta^T = (R^T AR)^{-1}(\tau - R^T \hat{g}_{HP})$. Подставляя полученное выражение вместо δ^T в [уравнение \(A.18\)](#), окончательно получим:

$$\hat{g}_{HPR} = \hat{g}_{HP} + AR(R^T AR)^{-1}(\tau - R^T \hat{g}_{HP}), \quad (\text{A.20})$$

где $\hat{g}_{HPR}, \hat{g}_{HP}$ — трендовые компоненты, рассчитанные по НР-фильтру с ограничениями и без ограничений соответственно.

Приложение Б

Спектральная плотность и ее свойства

Определение и некоторые свойства функции спектральной плотности представлены в соответствии с [Hamilton \(1994\)](#).

Пусть $\{Y_t\}_{t=-\infty}^{\infty}$ — ковариационно-стационарный процесс, который характеризуется следующими первым и вторым моментами:

$$E(Y_t) = \mu, \quad (\text{Б.1})$$

$$\gamma_j = \sum_{t=0}^T (Y_t - \mu)(Y_{t-j} - \mu). \quad (\text{Б.2})$$

Производящая функция — это способ записи информации для некоторой последовательности чисел. Если $\{\gamma_j\}_{j=-\infty}^{\infty}$ — последовательность автоковариаций и $\sum_{j=-\infty}^{\infty} |\gamma_j| < \infty$, то производящая функция для автоковариации записывается следующим образом:

$$g_y(z) \equiv \sum_{j=-\infty}^{\infty} \gamma_j z^j. \quad (\text{Б.3})$$

В данной функции в качестве аргумента z берут любое число, которое лежит на комплексной единичной окружности. Известно, что все точки, находящиеся на единичной окружности, удовлетворяют уравнению Эйлера:

$$e^{-iw} = \cos(w) - i \times \sin(w) = z, \quad (\text{Б.4})$$

где $i = \sqrt{-1}$, w — радиан, который образует z с действительными осями координат. Если рассчитать значение функции $g_y(z)$ в точке $z = e^{-iw}$ и полученный результат разделить на 2π , то получим функцию $s_Y(w)$ для радиана. Деление на 2π связано с целью нормирования функции, чтобы сумма всех ее значений была равна 1. Полученная функция будет иметь вид:

$$s_Y(w) = \frac{1}{2\pi} g_y(e^{-iw}) = \frac{1}{2\pi} \sum_{j=-\infty}^{\infty} \gamma_j e^{-ijw}. \quad (\text{Б.5})$$

В спектральном анализе функцию $s_Y(w)$ называют спектром Y . Ценность $s_Y(w)$ заключается в том, что она аккумулирует в себе всю циклическую информацию, содержащуюся в Y . Применяв уравнение Эйлера для e^{-ijw} , можно записать:

$$e^{-ijw} = \cos(wj) - i \times \sin(wj). \quad (\text{Б.6})$$

Подставив e^{-ijw} в функцию $s_Y(w)$, а также учитывая, что $\gamma_j = \gamma_{-j}$, будем иметь:

$$\begin{aligned} s_Y(w) &= \frac{1}{2\pi} \sum_{j=-\infty}^{\infty} \gamma_j (\cos(wj) - i \sin(wj)) = \frac{1}{2\pi} \gamma_0 (\cos(0) - i \sin(0)) + \\ &+ \frac{1}{2\pi} \left\{ \sum_{j=1}^{\infty} \gamma_j (\cos(wj) + \cos(-wj) - i \sin(wj) - i \sin(-wj)) \right\}. \end{aligned} \quad (\text{Б.7})$$

Применив правила тригонометрии, в частности $\cos(0) = 1$, $\sin(0) = 0$, $\sin(-\theta) = -\sin(\theta)$, $\cos(-\theta) = \cos(\theta)$, получим:

$$s_Y(w) = \frac{1}{2\pi} \left\{ \gamma_0 + 2 \sum_{j=1}^{\infty} \gamma_j \cos(wj) \right\}. \quad (\text{Б.8})$$

Иногда производящую функцию автоковариации заменяют производящей функцией автокорреляции. Для этого функцию делят на γ_0 , а в результате получают функцию спектральной плотности временного ряда:

$$s_Y(w) = \frac{1}{2\pi} \left\{ 1 + 2 \sum_{j=1}^{\infty} \rho_j \cos(wj) \right\}, \quad (\text{Б.9})$$

где $\rho_j = \frac{\gamma_j}{\gamma_0}$.

Однако на практике ввиду отсутствия генеральной совокупности, требуемой для расчета функции спектральной плотности, принято использовать выборочную периодограмму. Формула выборочной периодограммы имеет такой же вид, как и формула для спектральной плотности, с той разницей, что суммирование делают не на всей числовой оси, а для ограниченного промежутка:

$$\hat{s}_Y(w) = \frac{1}{2\pi} \sum_{j=-T+1}^{T-1} \hat{\gamma}_j e^{-ijw}. \quad (\text{Б.10})$$

В настоящей работе используется именно выборочная периодограмма при оценивании оптимального значения λ , а также для анализа информации о циклическом поведении показателя отношения кредита к ВВП.

Спектральную плотность $s_Y(w)$ применяют не только для объяснения дисперсии временного ряда, но и для вывода других полезных характеристик. Например, в спектральном анализе известно уравнение связи между спектральной плотностью входного и отфильтрованного временных рядов. Эту связь можем представить следующим образом (Stoica and Moses, 2005; Pollock, 2024):

$$s_X(w) = |H(e^{-iw})|^2 s_Y(w), \quad (\text{Б.11})$$

где $s_Y(w)$ и $s_X(w)$ — спектральная плотность исходного и отфильтрованного рядов соответственно, $|H(e^{-iw})|^2$ — мощность передаточной функции.

Из приведенной связи видно, что спектральная плотность отфильтрованного временного ряда описывается с помощью мощности передаточной функции и спектральной плотности исходного временного ряда.

Приложение В

Обоснование выбора модели ARIMA для прогноза временного ряда

В работе [King and Rebelo \(1993\)](#) показано, что циклическая компонента временного ряда может быть рассчитана на основе симметричного двустороннего фильтра:

$$\hat{c}_t = H(L)y_t, \quad H(L) = \frac{(1-L)^2(1-L^{-1})^2}{\lambda^{-1} + (1-L)^2(1-L^{-1})^2}, \quad (\text{B.1})$$

где L — лаговый оператор.

НР-фильтр является оптимальным в смысле минимизации суммы квадратов ошибок, когда данные генерируются по правилу ([Mise et al., 2005](#)):

$$\begin{aligned} (1-L)^2 g_t &= A(L)\varepsilon_t, \\ c_t &= A(L)u_t, \end{aligned} \quad (\text{B.2})$$

где $E(\varepsilon_t u_s) = 0 \forall t, s$ и $\lambda = \left(\frac{\sigma_u}{\sigma_\varepsilon} \right)^2$.

Общепризнано, что многие экономические временные ряды интегрированы порядком $d=1$ или $d=2$. Поскольку $y_t = g_t + c_t$, то можем записать:

$$(1-L)^2 y_t = A(L)\varepsilon_t + (1-L)^2 A(L)u_t = A(L)(\varepsilon_t + (1-L)^2 u_t) = A(L)(1 - \gamma_1 L - \gamma_2 L^2)\eta_t, \quad (\text{B.3})$$

На основе (B.3) можно показать, что динамика y_t будет следовать процессу ARIMA. Для этого предположим, что y_t является интегрируемым рядом второго порядка, т. е. $I(2)$ с авторегрессионным оператором $\phi(L)$ порядка p и обратимым оператором $\theta(L)$ скользящего среднего порядка q . Тогда на основе указанных операторов $\phi(L)$ и $\theta(L)$ можно записать:

$$A(L) = \frac{\theta(L)}{\phi(L)(1 - \gamma_1 L - \gamma_2 L^2)}. \quad (\text{B.4})$$

Подставляя (B.4) в (B.3), окончательно получаем:

$$\phi(L)(1-L)^2 y_t = \theta(L)\eta_t. \quad (\text{B.5})$$

Из уравнения (B.5) следует, что если $y_t \sim I(2)$, то этот временной ряд следует процессу ARIMA($p, 2, q$), а его компоненты g_t и c_t , соответственно, будут следовать ARIMA($p+2, 2, q$) и ARIMA($p+2, 0, q$).

К аналогичным выводам можно прийти, если рассматривать $y_t \sim I(1)$. В этом случае уравнение (B.5) будет выглядеть так:

$$\phi(L)(1 - L)y_t = \theta(L)\eta_t. \quad (B.6)$$

На основе уравнений (B.5) и (B.6) строим прогноз для временного ряда y_t в точках $t + 1$ и $t + 2$, который затем используем для оценки оптимальной динамики циклической компоненты в периоде t в соответствии с работой [Mise et al. \(2005\)](#).



Рабочий документ РД/25/1 (RU/EN)

Наукастинг ВВП: от традиционных эконометрических моделей к машинному обучению

В документе дана оценка потенциала методов и алгоритмов машинного обучения в повышении точности оценок макроэкономических показателей.



Доклад по суверенному финансированию в 2024 году (RU/EN)

Суверенное финансирование в Евразийском регионе: рекордные объемы поддержки доноров

Доклад опирается на базу данных, которую ведет ЕФСР, и посвящен мониторингу суверенного финансирования в Евразийском регионе за 2024 год.



Рабочий документ РД/24/5 (RU/EN)

Алгоритмы машинного обучения для краткосрочного прогнозирования темпов прироста реального ВВП

Целью исследования стала оценка точности краткосрочных прогнозов, полученных при помощи методов и алгоритмов машинного обучения, по сравнению с результатами традиционных эконометрических моделей прогнозирования.



Совместный Рабочий документ ЕФСР и Института ЦАРЭС (RU/EN)

Анализ процентного риска стран для долговой и бюджетной устойчивости: потенциал использования обязательств с плавающими расходами

В документе рассмотрен процентный риск, связанный с недавним ростом ставок USD LIBOR (SOFR) и EURIBOR, а также потенциал использования инструментов с плавающими расходами на обслуживание и погашение во внутренних долговых портфелях.



Рабочий документ РД/24/4 (RU/EN)

Система раннего предупреждения ЕФСР: методология разработки инструментов для идентификации валютных кризисов

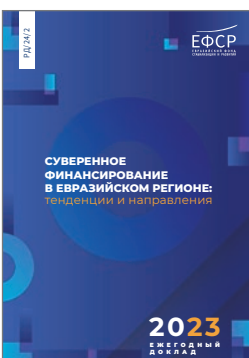
В документе представлены методология и пошаговый алгоритм разработки инструментов для идентификации дисбалансов (кризисов) и стрессовых ситуаций в экономике. Основной акцент сделан на своевременном выявлении нарастания напряженности на валютном рынке.



Рабочий документ РД/24/3 (RU/EN)

Суверенное финансирование в Евразийском регионе: I полугодие 2024 года

Документ посвящен мониторингу суверенного финансирования в Евразийском регионе за I полугодие 2024 года.



Рабочий документ РД/24/2 (RU/EN)

Суверенное финансирование в Евразийском регионе: тенденции и направления

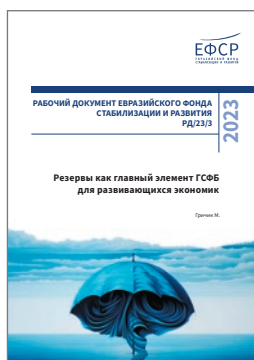
Документ опирается на базу данных, которую ведет ЕФСР, и посвящен мониторингу суверенного финансирования в Евразийском регионе за 2023 год.



Рабочий документ РД/24/1 (RU/EN)

Оценка потенциального влияния стихийных бедствий на долговую устойчивость Армении, Кыргызстана и Таджикистана

В документе представлен алгоритм действий, который может быть использован для оценки влияния стихийных бедствий на макроэкономические параметры и долговую устойчивость государств.



**Рабочий документ РД/23/3
(RU/EN)**

Резервы как главный элемент ГСФБ для развивающихся экономик

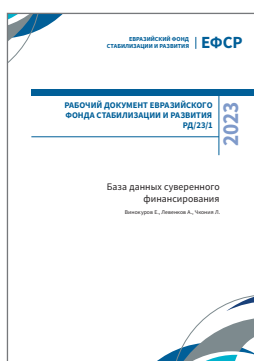
В документе оценены факторы, влияющие на принятие решения развивающимися экономиками об источнике антикризисной поддержки. Анализ показал, что международные резервы являются наиболее востребованным инструментом из всех элементов ГСФБ.



**Рабочий документ РД/23/2
(RU/EN)**

Суверенное финансирование в Евразийском регионе: водный сектор и гидроэнергетика

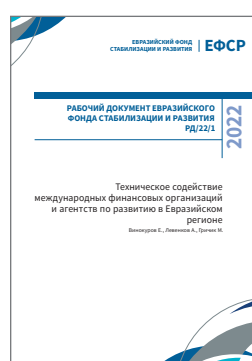
В данном Рабочем документе ЕФСР проведен количественный и качественный анализ операций суверенного финансирования в водно-энергетическом секторе (ВЭС) в 11 странах региона с 2008 по первое полугодие 2023 года.



**Рабочий документ РД/23/1
(RU/EN)**

База данных суверенного финансирования

В данном Рабочем документе ЕФСР представлена методология построения Базы данных суверенного финансирования (SFD), а также проведен количественный и качественный анализ операций суверенного финансирования в 11 странах региона с 2008 по 2022 год.



**Рабочий документ РД/22/1
(RU/EN)**

Техническое содействие международных финансовых организаций и агентств по развитию в Евразийском регионе

В исследовании проведен количественный и качественный анализ проектов технического содействия в 11 странах региона в разрезе отдельных тематических направлений и институтов.



Оценка кредитного разрыва: подход на основе
фильтра Ходрика — Прескотта с ограничениями

Цукарев Т., Погосян К., Лемба К., Гришин Д., Янушкевич А.

Евразийский фонд стабилизации и развития (ЕФСР) объемом более 9 млрд долларов США учрежден 9 июня 2009 года правительствами Армении, Беларуси, Казахстана, Кыргызской Республики, России и Таджикистана. Целями ЕФСР является содействие государствам-участникам в преодолении последствий глобального финансового кризиса, в обеспечении их экономической и финансовой стабильности и поддержке интеграционных процессов в регионе. Детальная информация о ЕФСР доступна по ссылке: efsd.org

Контакты

Москва,
Чистопрудный бульвар, 17, стр. 1,
101000, Российская Федерация
Тел.: +7 495 775 77 55
Веб: efsd.org



www.efsdf.org