



Банк России



СЕНТЯБРЬ 2019

Дезинфляция и надежность показателей трендовой инфляции

Серия докладов об экономических исследованиях, №44

Е. Дерюгина
А. Пономаренко

Содержание

Резюме	3
1. Введение	4
2. Показатели трендовой инфляции.....	5
2.1. Модели ненаблюдаемых трендов.....	6
2.2. Метод исключения	7
2.3. Перевзвешивание ИПЦ	7
2.4. Метод усечения.....	8
2.5. Инфляция, возникающая под воздействием внутренних факторов	8
3. Нестационарная динамическая факторная модель и построение экспериментов.....	9
3.1. Построение эксперимента.....	10
4. Оценка свойств показателей трендовой инфляции	13
4.1. Исторический анализ	14
4.2. Эксперименты Монте-Карло.....	16
4.3. Показатели трендовой инфляции на базе NSDFM	19
5. Выводы.....	20
Литература.....	21
Приложение А.....	23
Приложение В.....	24
Приложение С.....	27

Настоящий материал подготовлен Департаментом исследований и прогнозирования.

Елена Дерюгина

E-mail: deryuginaeb@cbr.ru

Алексей Пономаренко

E-mail: ponomarenkoa@cbr.ru

Авторы выражают признательность Александру Исакову и Сергею Селезневу за полезные комментарии и предложения.

Серия докладов об экономических исследованиях Банка России проходит процедуру анонимного рецензирования членами Консультативного Совета Банка России и внешними рецензентами.

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

Фото на обложке: Shutterstock/FOTODOM

Адрес: 107016, Москва, ул. Неглинная, 12
Телефоны: +7 495 771-91-00, +7 495 621-64-65 (факс)
Официальный сайт Банка России: www.cbr.ru

© Центральный банк Российской Федерации, 2019

Резюме

Мы оценили нестационарную динамическую факторную модель и использовали ее для получения искусственных эпизодов дезинфляции (постоянного изменения среднего уровня инфляции). Симулированные данные были применены для проверки прогнозных возможностей альтернативных индикаторов трендовой инфляции (т.е. показателей, позволяющих выявить устойчивую динамику инфляции из информации, содержащейся в массиве дезагрегированных ценовых данных). Мы обнаружили, что дезинфляция приводит к более серьезным ошибкам вневыборочных прогнозов при использовании показателей трендовой инфляции (основанных на выявлении ненаблюдаемых трендов), чем при использовании более простых альтернативных методов (основанных на базе исключения или перевзвешивания). Мы также показываем, что нестационарная динамическая факторная модель может применяться для построения ненаблюдаемого тренда с целью его последующего использования в качестве показателя трендовой инфляции.

Ключевые слова: *трендовая инфляция, нестационарная динамическая факторная модель, Россия.*

JEL-классификация: E31, E32, E52, C32.

1. Введение

В 2015 г. Банк России перешел к свободно плавающему валютному курсу и режиму таргетирования инфляции. В последующий период инфляция снизилась и колебалась около целевого уровня вблизи 4% годовых. Можно предположить, что подобная дезинфляция могла привести к структурному сдвигу инфляционных процессов и повлиять на эффективность показателей трендовой инфляции.

В настоящем докладе мы рассматриваем потенциальные последствия от перехода к режиму таргетирования инфляции и последующей дезинфляции для эффективности показателей трендовой инфляции, используемых Deryugina et al. (2018) для России. Для этого мы прибегаем к экспериментам Монте-Карло, которые обычно применяются для анализа свойств декомпозиции на тренд/цикл. Можно выделить несколько причин в пользу использования искусственных данных для оценки эффективности показателей трендовой инфляции. Во-первых, такой подход позволяет генерировать большое количество эпизодов дезинфляции (содержащих более длительные ряды данных за постдезинфляционный период времени) и более надежно оценивать свойства показателей трендовой инфляции, а также предсказывать пока ненаблюдаемую динамику их развития. Во-вторых, за счет надлежащего дизайна экспериментов мы можем изолировать влияние дезинфляции на свойства показателей трендовой инфляции от воздействия иных факторов. Для создания искусственных наборов данных мы используем недавно разработанную Varigozzi et al. (2016a) нестационарную динамическую факторную модель, позволяющую ввести необходимые структурные сдвиги в моделируемую ценовую динамику.

Доклад имеет следующую структуру. В разделе 2 мы описываем показатели трендовой инфляции. Раздел 3 посвящен описанию нестационарной динамической факторной модели и экспериментов Монте-Карло. Раздел 4 содержит критерии для оценки прогнозных свойств моделей, результаты эмпирического анализа и анализа Монте-Карло. В разделе 5 представлено заключение.

2. Показатели трендовой инфляции

Наблюдаемые показатели совокупной инфляции могут быть волатильными и «шумными». Колебания, связанные с ошибками измерения и изменением относительных цен, могут усложнить для лиц, ответственных за разработку денежно-кредитной политики, задачу по точной оценке текущего состояния и перспектив ценовой динамики. По этой причине оценки «трендовой» (или «базовой») инфляции широко используются как исследователями, так и центральными банками не только в статистических целях, но и в качестве аналитического инструмента.

В литературе приводится описание различных подходов к разработке показателей трендовой инфляции и предлагаются различные критерии для определения их эффективности применительно к желаемым эмпирическим свойствам трендовой инфляции. Одним из недостатков таких методов является то, что они оценивались в основном применительно к развитым экономикам, которые характеризуются довольно жесткой закоренностью уровня инфляции около долгосрочного среднего значения. Однако это не характерно для стран с формирующимся рынком. Во многих таких странах центральные банки часто стремятся довести инфляцию до уровня, который ниже наблюдаемого среднего (другими словами, достичь дезинфляции). В случае успеха такая политика приводит к структурному сдвигу инфляционного процесса (например, к сдвигу среднего значения) и, соответственно, влияет на эффективность показателей трендовой инфляции. Очевидно, что для продолжения использования показателей трендовой инфляции в качестве аналитических инструментов необходимо исследовать изменение в их поведении в описанной выше ситуации (или, что еще более важно, способность предсказывать).

Наш выбор показателей трендовой инфляции основывается на работе Deryugina et al. (2018), в которой приведены результаты оценки этих показателей для России и исследована их эффективность. В настоящем докладе мы анализируем только те показатели, которые хорошо проявили себя в исторической перспективе. Общей характеристикой таких методов является использование межсекторальных компонентов индекса потребительских цен (ИПЦ) (табл. 2 Приложения А) для извлечения релевантных сигналов. В соответствии с этим мы применяем указанные ниже подходы.

2.1. Модели ненаблюдаемых трендов

Бенчмарк-модель представлена спецификацией, предложенной Cristadoro et al. (2005). Данная модель разбивает инфляцию на две стационарные, ортогональные, ненаблюдаемые компоненты: общую χ_{jt} и специфическую ε_{jt} . Общая компонента далее может быть разбита на долгосрочную (x_{jt}^L) и краткосрочную (x_{jt}^S) составляющие путем выделения низкочастотных колебаний с периодичностью выше установленного порогового значения частоты h :

$$\pi_{jt} = x_{jt}^L + x_{jt}^S + \varepsilon_{jt} \quad (1)$$

Сглаженная (долгосрочная) общая компонента может быть получена путем суммирования волн с периодичностью $[-\pi/h, \pi/h]$ при помощи спектрального разложения. Эта долгосрочная компонента позволяет измерить трендовую инфляцию, игнорируя специфические шоки, характерные не для всех компонент ИПЦ, или краткосрочные флуктуации, не связанные с действием денежно-кредитной политики.

Базовую модель можно записать в следующем виде:

$$\pi_{jt} = b_j(L)f_t + \varepsilon_{jt}, \quad (2)$$

где $f_t = (f_{1t}, \dots, f_{qt})'$ – вектор q динамических факторов;

$b_j(L)$ – лаговый оператор s -го порядка.

Если обозначить $F_t = (f_t', f_{t-1}', \dots, f_{t-s}')'$, то модель можно представить в статическом виде:

$$\pi_{jt} = \lambda_j F_t + \varepsilon_{jt}, \quad (3)$$

где $b_j(L)f_t = \lambda_j F_t$.

Мы выбрали такое количество динамических факторов, при котором каждый последующий фактор увеличивает долю вариации данных, объясненную общей компонентой, не менее чем на 10% (Forni et al., 2000). В результате мы используем $q=3$ и принимаем $s=12^1$.

¹ Мы обнаружили, что использование меньшего числа лагов может привести к ухудшению исторических свойств показателя.

Наш набор данных включает в себя информацию о сезонно сглаженных ежемесячных приростах 44 ценовых индикаторов (ИПЦ и его компоненты). Процедура эконометрического анализа была воспроизведена в соответствии с Cristadoro et al. (2005).

Для бенчмарк-модели (*BP-DFM*) мы установили пороговую частоту $h=24$. Отдельно мы рассчитываем показатель трендовой инфляции на базе динамической факторной модели без спектрального фильтра (*DFM*), а также еще один показатель, построенный исключительно на основе спектрального фильтра с $h=24$ (*BP*).

2.2. Метод исключения

Метод исключения состоит в следующем. Для расчета ИПЦ из потребительской корзины исключаются некоторые компоненты, которые по каким-либо критериям не соответствуют определению трендовой инфляции. Веса компонент ИПЦ, которые остаются в корзине, корректируются таким образом, чтобы в сумме получить 100% новой корзины, при этом средневзвешенное значение, рассчитанное по индексам компонент, будет представлять собой индекс трендовой инфляции.

При расчете трендовой инфляции обычно исключаются компоненты ИПЦ, которые характеризуются высокой исторической волатильностью (например, цены на энергоносители или топливо), отличаются явной сезонностью (например, цены на плодоовощную продукцию) или регулируются государством (цены на алкоголь или некоторые социальные услуги). Волатильность (сезонная или административная) этих цен указывает на то, что изменения происходят именно в относительных ценах.

Вслед за Lafleche and Armour (2006) мы рассчитываем трендовую инфляцию, исключая 22 наиболее волатильные компоненты ИПЦ и используя веса оставшихся 22 компонент потребительской корзины для вычисления агрегированного значения. Волатильность каждой компоненты ИПЦ измеряется как стандартное отклонение месячного значения инфляции данной компоненты.

2.3. Перевзвешивание ИПЦ

Близким к методу исключения является подход построения трендовой инфляции на базе перевзвешивания компонент ИПЦ (см., например, Macklem, 2001). При данном подходе используемые веса обратно пропорциональны исторической волатильности месячной инфляции отдельных компонент ИПЦ.

2.4. Метод усечения

Суть метода усечения для расчета индекса трендовой инфляции состоит в отборе только части эмпирического распределения месячной инфляции отдельных компонент ИПЦ (обычно отсекаются хвосты распределения; см., например, Meyer and Venkatu, 2012). При этом, как и при использовании метода исключения, мы стремимся отбросить те изменения цен в составе ИПЦ, которые могут быть связаны с колебаниями относительных цен.

Мы рассчитываем показатель трендовой инфляции, отбрасывая компоненты ИПЦ с темпами инфляции ниже 25-го и выше 75-го перцентилей распределения в данном месяце.

2.5. Инфляция, возникающая под воздействием внутренних факторов

Одним из подходов к расчету показателя трендовой инфляции является концепция инфляции, возникающей под воздействием внутренних факторов. Она измеряется при помощи показателей, зависящих прежде всего от роста внутренних издержек, и ценовых индикаторов, подверженных наименьшему влиянию со стороны внешних шоков. Для достижения указанной цели могут быть использованы такие показатели, как цены на услуги, дефлятор ВВП и инфляция заработной платы (см. дискуссию в Bank of England 2015). В связи с этим мы проанализировали инфляцию цен на услуги, которую можно рассматривать в качестве наблюдаемого показателя инфляции, возникающей под воздействием внутренних факторов.

3. Нестационарная динамическая факторная модель и построение экспериментов

Моделирование перманентных дезинфляционных процессов с помощью стандартных статистических моделей является нетривиальной задачей. Во-первых, нам необходима модель, позволяющая идентифицировать как постоянные, так и кратковременные шоки. Во-вторых, нам требуется осуществлять совместное динамическое моделирование большого количества индикаторов, необходимых для оценки показателей трендовой инфляции. Этим критериям удовлетворяет нестационарная динамическая факторная модель (NSDFM), которую мы строим, основываясь на работе Barigozzi et al. (2016a)²:

$$X_t = \chi_t + \xi_t, \quad \chi_t = \Lambda F_t \quad (4)$$

$$S(L)(1-L)F_t = Q(L)u_t, \quad (5)$$

где в (1) X_t – матрица размером $N \times T$, составленная из наблюдений с исключенным трендом, которые разложены в виде суммы двух ненаблюдаемых компонент.

Общая компонента χ_t является линейной комбинацией из r факторов F_t с факторными нагрузками Λ , и идиосинкразическая компонента ξ_t . Считаем, что X_t , F_t и ξ_t являются нестационарными процессами $I(1)$.³ На факторы F_t оказывается влияние со стороны q общих шоков u_t , для d из которых характерны временные флуктуации, в то время как τ шоков могут задавать направление трендов (общие тренды). Матричные многочлены $S(L)$ и $Q(L)$ имеют размер $r \times r$ и $r \times q$ соответственно, L – лаговый оператор.

Данную модель можно переписать в полностью динамическом виде (fully-dynamic representation):

$$X_t = \Lambda[S(L)(1-L)]^{-1}Q(L)u_t + \xi_t \quad (6)$$

² Такой подход не является чем-то абсолютно новым. Изначально Barigozzi et al. (2016a) применяли данную модель к набору стандартных макроэкономических данных для оценки воздействия шоков денежно-кредитной политики и шоков предложения. В то же время аналогично этой работе в García-Cintado et al. (2015, 2016) применяют более раннюю версию нестационарной DFM-модели, предложенной Bai and Ng (2004), к выборке компонентов ИПЦ. Они разбивают данные по наблюдаемой инфляции на общую и специфическую компоненты, позволяя, таким образом, выявить наличие общего стохастического тренда, соответствующего динамике наблюдаемых данных.

³ Аналогично Barigozzi et al. (2016a) мы подразумеваем, что X_t , F_t и ξ_t – нестационарные процессы $I(1)$, допуская то, что некоторые вектора могут быть процессами $I(0)$. Для экспериментов Монте-Карло мы для простоты принимаем $\xi_t \sim I(0)$, что не влияет на результат.

Мы оцениваем модель аналогично Varigozzi et al. (2016a):

1. Используя метод главных компонент, мы извлекаем общие факторы и факторные нагрузки. Сначала факторные нагрузки определяются из $\Delta X_t = \Lambda \Delta F_t + \Delta \xi_t$, то есть из уравнения (1) в первых разностях. А общие факторы оцениваются как $F_t = N^{-1} \widehat{\Lambda}' X_t$.
2. После этого мы рассматриваем векторную модель коррекции ошибок (VECM) с $c = r - q + d$ коинтеграционными соотношениями для общих факторов: $\Delta F_t = \alpha \beta' F_{t-1} + G_1 \Delta F_{t-1} + w_t$, где матрица коинтегрирующих векторов β оценивается при помощи процедуры Йохансена; α и G_1 – коэффициенты регрессии.

Модель VECM может быть переписана в виде VAR-процесса: $A(L)F_t = w_t$. Остатки w_t преобразуются в q примитивных шоков u_t по формуле: $w_t = K u_t$, где K представляет собой нормализованные первые q собственных векторов выборочной ковариантной матрицы w_t (см., например, Stock and Watson 2005, Bai and Ng 2007, Forni et al. 2009).

3. Для достижения условий, при которых среди q общих шоков выявляются τ общих трендов, мы используем ортогональную идентификационную матрицу H размера $q \times q$.

Опираясь на результаты различных тестов (Bai and Ng 2002, Hallin and Liška 2007, Bai and Ng 2007, Varigozzi et al. 2016a), мы устанавливаем следующие значения параметров модели: количество факторов $r = 7$, количество общих шоков $q = 4$ и число общих трендов $\tau = 2$ (см. Приложение С).

3.1. Построение эксперимента

В 2015 г. Банк России перешел к свободно плавающему валютному курсу и режиму таргетирования инфляции. В последующий период инфляция снизилась и колебалась около целевого уровня вблизи 4% годовых. По всей вероятности, это означает постоянную дезинфляцию. Целью нашего эксперимента является искусственное увеличение количества эпизодов дезинфляции по аналогии с наблюдаемыми и доступными для анализа уровнями. Кроме того, мы используем искусственно созданные наблюдения для расширения набора данных и, по возможности, предсказания будущей динамики свойств показателей трендовой инфляции. Необходимо отметить, что поскольку мы заинтересованы в определении воздействия дезинфляции на показатели трендовой инфляции, нам необходимо устранить воздействие существенных колебаний инфляции, которые имели место непосредственно до начала дезинфляционного периода в

первые месяцы 2015 г. (см. рис. 1).

Для этого мы рассчитываем NSDFM для 43 компонент агрегированного ИПЦ (см. таблицу 2 в Приложении А) за период с февраля 2002 г. по сентябрь 2014 г. ($T = 152$ месяца):

$$x_{it} = \lambda_i F_t + \xi_{it} \quad i = 1, \dots, N, t = 1, \dots, T, \quad (7)$$

$$A(L)F_t = KHu_t \quad (8)$$

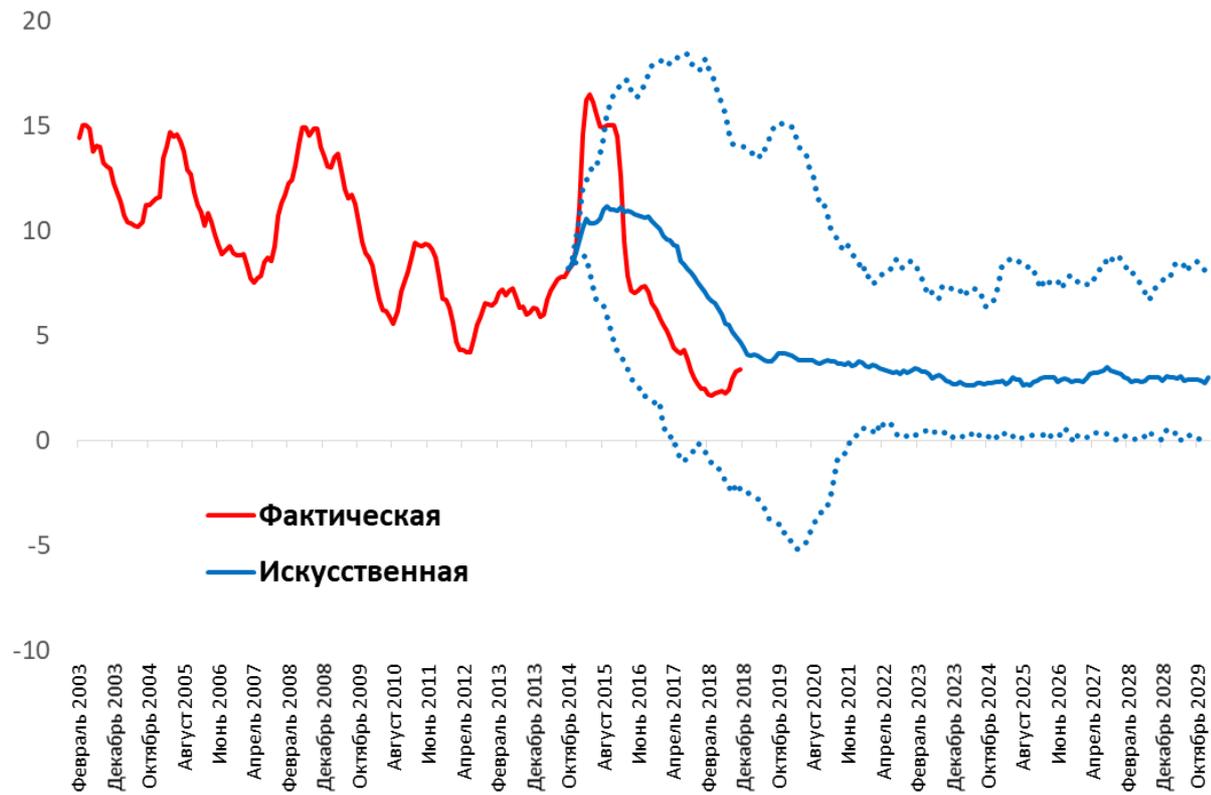
Мы начали генерировать искусственные наблюдения в сентябре 2014 г. с использованием оцененных параметров модели $\hat{\lambda}_i, \hat{A}(L), \hat{K}, \hat{H}$. Искусственный ряд имеет длину в 15 лет, и количество симуляций, равное 100, со следующими свойствами:

1. В течение первых 12 месяцев симуляции генерируются под воздействием шоков $u_t \sim N(0, \sigma_u^2 * I_q)$. В течение последующих 36 месяцев мы вводим отрицательную динамику $u_t \sim N(-1, \sigma_u^2 * I_q)$, которая представляет собой дезинфляцию. В оставшиеся периоды $u_t \sim N(0, \sigma_u^2 * I_q)$, где $\sigma_u^2 = 3^4$.
2. Среди полученных симуляций мы выбираем только те, в которых уровень инфляции большинства компонент ИПЦ (более 37 из 43) в среднем ниже, чем в фактических данных (10 последних лет симуляций сравниваются с 10 последними годами фактических данных). Таким образом, анализируются только те случаи, когда дезинфляция имела место почти для всех компонент.
3. Совокупный ИПЦ для симулированных компонент рассчитывается с использованием соответствующих весов за 2018 год. Мы отбираем только те симуляции, где годовой прирост ИПЦ, начиная с 2021 г., находится в диапазоне от 0 до 10%. Это отражает, что фактическая инфляция закорена в районе цели Банка России. Каждая специфическая компонента выбирается из нормального распределения $\xi_{it} \sim N(0, 1)$ и масштабируется таким образом, чтобы составлять четверть полной дисперсии.

Распределение искусственно полученных темпов роста ИПЦ представлено на рисунке 1. Они представляют собой дезинфляционные эпизоды, чья величина аналогична наблюдаемой, но которые имеют иную краткосрочную динамику. Мы используем эти наборы данных для проведения экспериментов Монте-Карло в соответствии с описанием, приведенным в разделе 4.2.

⁴ Выбор $\sigma_u^2 = 3$ позволяет нам сохранить дисперсию симулированного ИПЦ вблизи дисперсии реальных данных.

Рисунок 1. Фактическая инфляция ИПЦ и распределение (медиана, минимум и максимум) искусственных годовых темпов роста ИПЦ (%)



4. Оценка свойств показателей трендовой инфляции

Можно утверждать, что наиболее полезным и четко определенным критерием для оценки качества показателей трендовой инфляции является их способность прогнозировать фактическую инфляцию (см., например, Wynne 1999, Mankikar and Paisley 2004, Amstad et al. 2014). Мы выбрали оценку этого свойства на горизонте 12 месяцев (который, скорее всего, является релевантным для целей денежно-кредитной политики).

Мы оценили динамику качества прогнозирования показателей трендовой инфляции в ходе наблюдаемых и искусственных дезинфляционных эпизодов. Для этого мы рассчитали показатели трендовой инфляции (то есть оценили модели, определили исключаемые компоненты или веса для перевзвешивания и т.д.) в псевдореальном времени на скользящих пятилетних подвыборках данных⁵. Для оценки полезности таких показателей при прогнозировании инфляции мы использовали два альтернативных подхода.

Для оценки прогнозных свойств показателей трендовой инфляции мы используем стандартную регрессионную модель (см., например, Lafleche and Armour, 2006):

$$(\pi_{t+12} - \pi_t) = \alpha + \beta (\pi_t^U - \pi_t) + u_{t+12}, \quad (9)$$

где π_t – годовые темпы роста ИПЦ;

π_t^U – годовые темпы роста трендовой инфляции.

Регрессия оценивается рекурсивно на расширяющейся временной выборке, и строятся 12-месячные прогнозы с использованием альтернативных показателей трендовой инфляции. Результаты представлены в виде среднеквадратических ошибок (RMSE) таких прогнозов. Помимо проверки отдельных показателей трендовой инфляции, мы также оценили ошибки прогнозов, используя фактически наблюдаемые темпы роста ИПЦ в качестве прогнозных значения ИПЦ на последующие 12 месяцев (*RW*).

Альтернативный, более требовательный «прямой» подход подразумевает установку $\alpha = 0$ и $\beta = 1$ в прогнозном уравнении без оценки (по сути рассчитываемый показатель трендовой инфляции считается прогнозом будущего значения темпа роста ИПЦ):

$$(\pi_{t+12} - \pi_t) = (\pi_t^U - \pi_t) + u_{t+12} \quad (10)$$

⁵ Мы обнаружили, что использование рекурсивно расширяющихся временных выборок не повышает эффективности показателей трендовой инфляции.

Мы предлагаем к рассмотрению оба показателя точности прогнозов, но считаем «прямой» прогноз основным подходом к оценке эффективности.

4.1. Исторический анализ

Для начала мы оцениваем историческую эффективность показателей трендовой инфляции путем анализа среднеквадратических ошибок на выборке за 2005–2018 годы. Результаты, полученные с помощью подхода «на базе регрессии» (уравнение 9) и «прямого» подхода (уравнение 10), приведены в таблице 1. Модель *BP-DFM* показала наилучшие результаты, что соответствует выводам в Deryugina et al. (2018).

Таблица 1. Кумулятивные среднеквадратические ошибки на выборке за 2005–2018 годы

Подход «на базе регрессии»		«Прямой» подход	
Показатель	RMSE	Показатель	RMSE
BP-DFM	0,037	BP-DFM	0,039
Инфляция услуг	0,039	BP	0,043
BP	0,041	Усечение	0,043
Перевзвешивание	0,042	RW	0,043
Усечение	0,042	DFM	0,043
DFM	0,042	Исключение	0,043
Исключение	0,042	Перевзвешивание	0,044
RW	0,043	Инфляция услуг	0,049

Затем мы оценили изменения эффективности показателей трендовой инфляции после дезинфляции. Для этого мы рассчитали среднеквадратические ошибки на трехлетних скользящих подвыборках. Результаты, представленные на рисунках 2 и 3⁶, показывают, что на подвыборке за 2014–2016 гг. среднеквадратические ошибки показателей существенно ухудшаются (ошибки существенно выше по всем индикаторам, чем в среднем за 2005–2018 гг.). Эффективность показателей на базе *BP-DFM* остается высокой по сравнению с остальными, хотя индикатор на базе инфляции услуг продемонстрировал наилучшие результаты.

⁶ Показатели, оцененные с использованием подходов на базе исключения, перевзвешивания и усечения, продемонстрировали близкую эффективность. В связи с этим соответствующие среднеквадратические ошибки для целей иллюстрации на рисунках 2–5 были помечены как «Прочие».

Рисунок 2. Среднеквадратические ошибки прогнозов «на базе регрессии» на трехлетних подвыборках

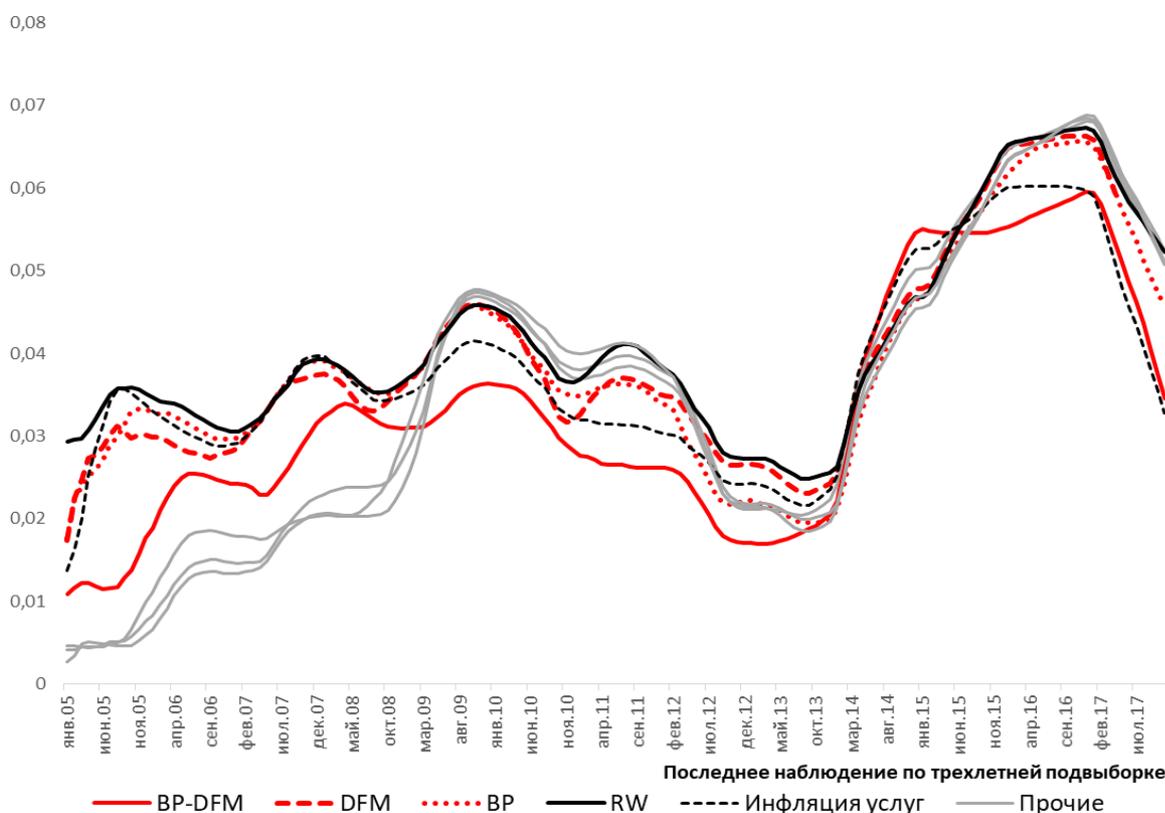
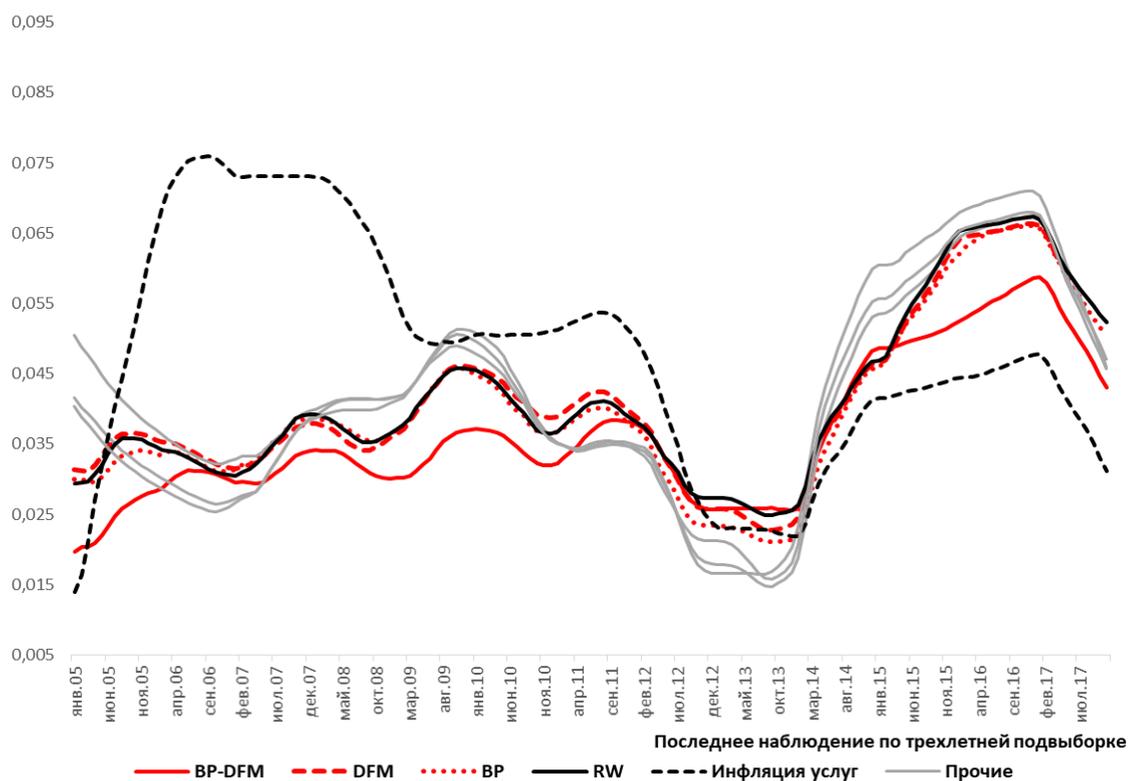


Рисунок 3. Среднеквадратические ошибки «прямых» прогнозов на трехлетних подвыборках



Необходимо отметить, что данные результаты, как говорилось в разделе 3.1, определяются не только дезинфляцией, но и всеми событиями, которые имели место в России в 2015 г. (прежде всего это снижение цен на нефть, последующее ослабление рубля и временное ускорение инфляции).

4.2. Эксперименты Монте-Карло

Затем мы рассчитываем среднеквадратические ошибки по данным, дополненным искусственными наблюдениями (сгенерированными в соответствии с описанием в разделе 3.1)⁷. Среднеквадратические ошибки усредняются по всем наборам данных.

Результаты представлены на рисунках 4 и 5. Как и ожидалось, наш анализ показал, что эффективность всех показателей снижается в период дезинфляции, однако не настолько сильно, как это наблюдается эмпирически. На самом деле в случае модели *BP-DFM* наивысшие значения среднеквадратических ошибок, полученных на искусственной выборке, все же ниже, чем средняя ошибка за период 2005–2018 годов. Таким образом, мы приходим к выводу, что ухудшение эмпирических среднеквадратических ошибок по большей части было вызвано факторами, не имеющими отношения к дезинфляции.

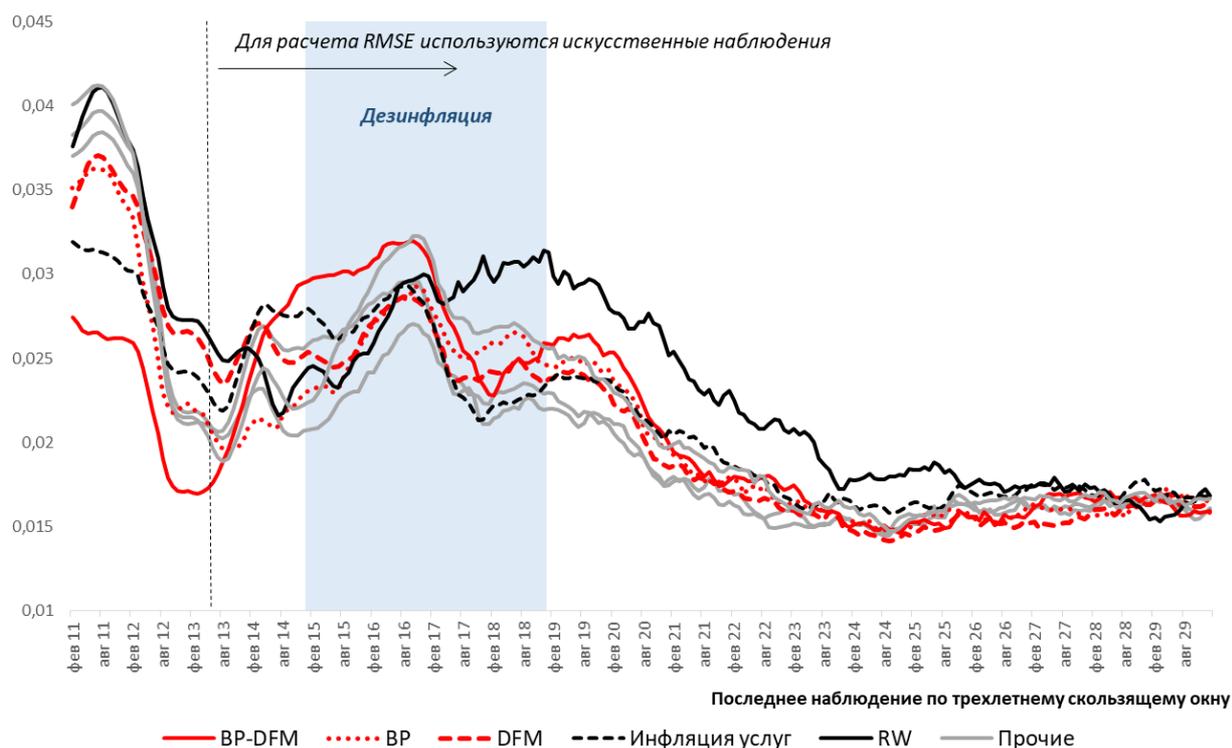
Интересно, что в отличие от эмпирических данных модель *BP-DFM* теперь не является наиболее эффективным показателем. Фактически прогнозы «на базе регрессии», полученные при помощи *BP-DFM*, будут худшими среди всех моделей в течение первых трех лет после дезинфляции, а «прямые» прогнозы будут худшими с третьего по пятый год после дезинфляции.

Что касается альтернативных моделей, эксперименты Монте-Карло не показывают наличия каких-либо четких рекомендаций в отношении анализа «на базе регрессии». При «прямом» моделировании показатели, основанные на методах исключения и перевзвешивания, дали наилучшие прогнозы на периоде от 3 до 6 лет после дезинфляции. Данный результат по крайней мере частично может быть объяснен систематической отрицательной погрешностью прогнозов, основанных на данных показателях (см.

⁷ Нужно признать, что при использовании такой схемы динамика эффективности показателей трендовой инфляции на искусственной выборке все еще испытывает (по крайней мере частичное) воздействие со стороны исторических событий. В связи с этим в Приложении В мы перепроверяем свои выводы на полноту искусственных наборов данных.

медианные ошибки, представленные на рисунке б), что в данном случае помогает улучшить такие прогнозы в периоды дезинфляции⁸. В отличие от эмпирических данных подход на базе инфляции услуг не является более эффективным, чем другие. Возможно, это означает, что относительно неплохая эффективность данного индикатора была связана с его способностью отфильтровать временные инфляционные шоки в начале 2015 года. Еще одним интересным выводом является то, что более простые методы выделения ненаблюдаемого тренда (BP и DFM) в общем случае являются более эффективными, чем метод *BP-DFM* на искусственной выборке. Через 6–7 лет после дезинфляции среднеквадратические ошибки альтернативных методов сходятся, и эффективность *BP-DFM* улучшается.

Рисунок 4. Среднеквадратические ошибки прогнозов «на базе регрессии» на трехлетних подвыборках



⁸ Данный вывод подтверждается анализом, представленным в Приложении В. Это наблюдение указывает на то, что в России волатильные компоненты ИПЦ в среднем характеризуются более высокими темпами роста инфляции.

Рисунок 5. Среднеквадратические ошибки «прямых» прогнозов на трехлетних подвыборках

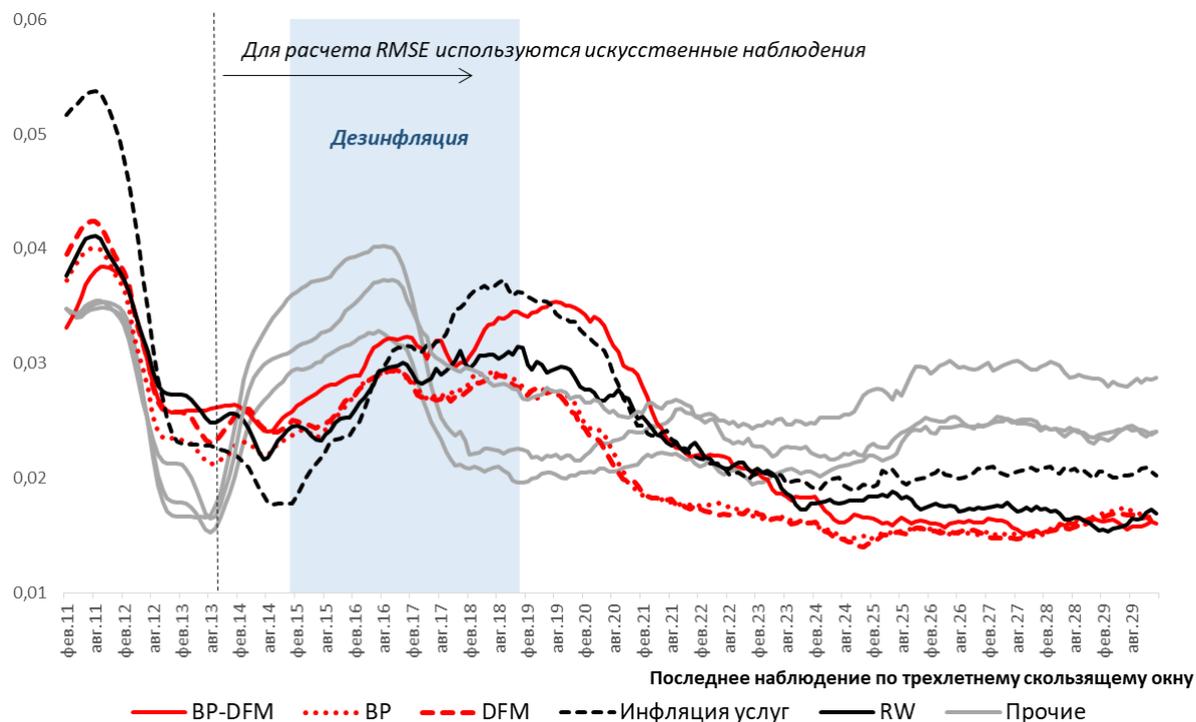
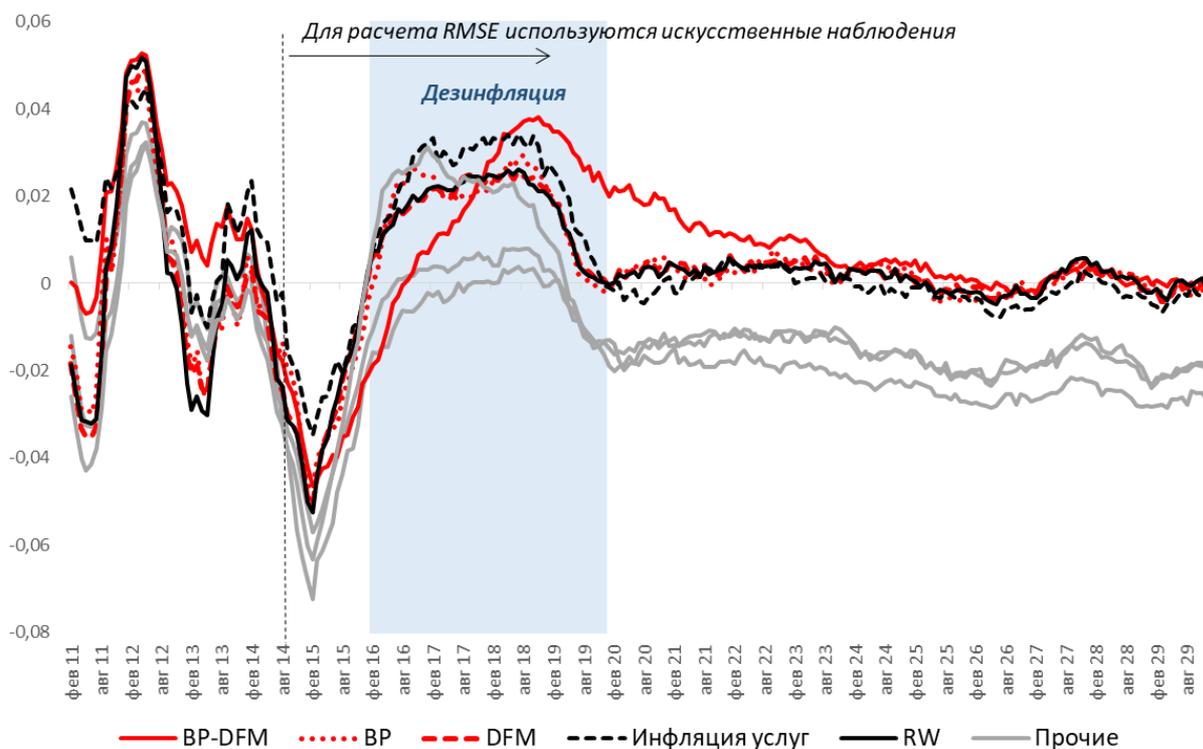


Рисунок 6. Медианные ошибки «прямых» прогнозов



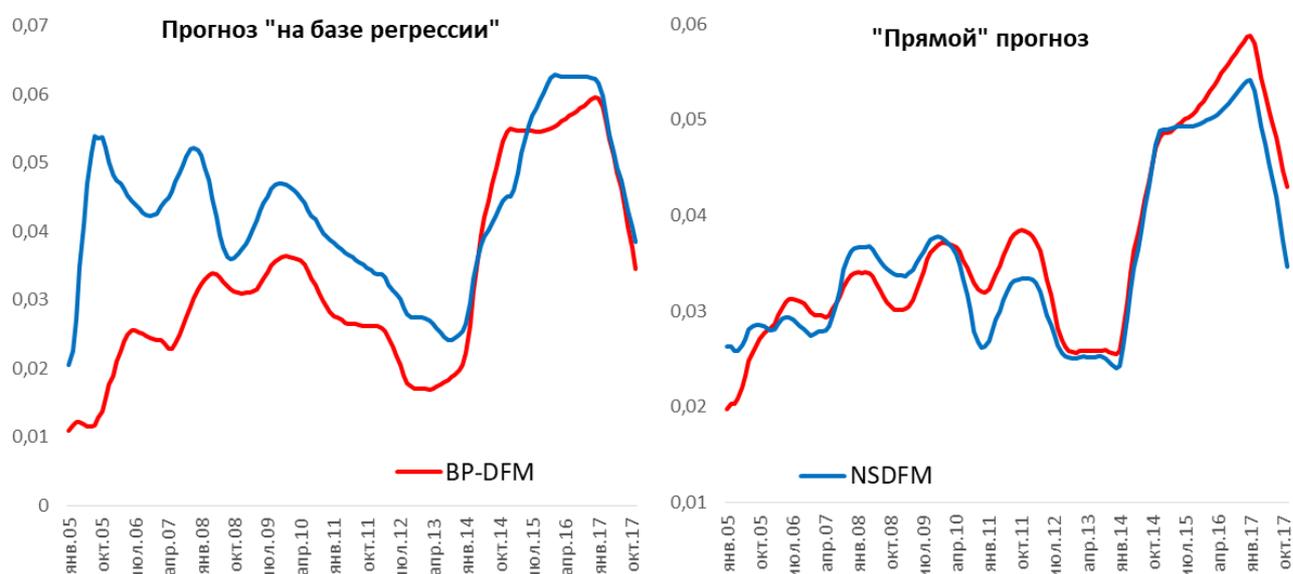
4.3. Показатели трендовой инфляции на базе NSDFM

В предыдущих разделах мы использовали NSDFM в качестве генератора данных для анализа Монте-Карло, однако эту модель, возможно, стоит применять для оценки трендовой инфляции в те периоды, когда фактическая инфляция предположительно подвержена постоянным шокам.

Мы оцениваем модель NSDFM, описанную в разделе 3, с использованием набора данных, содержащего показатели агрегированного ИПЦ и 43 его компонент с исключенным трендом, на рекурсивно расширяющейся временной выборке за период 2002–2018 гг. (начиная с первых 24 месяцев). Для каждой итерации мы рассчитываем показатель трендовой инфляции путем извлечения двух общих трендов (τ) в динамике совокупного ИПЦ и добавления первоначально устраненного тренда из данных во время их подготовки к построению модели. Годовой темп роста инфляции рассчитывается как произведение 12-месячных темпов роста трендовой инфляции.

Мы тестируем историческую эффективность показателя на базе NSDFM в соответствии с описанием, приведенным в разделе 4.1. Результаты представлены на рисунке 7 и сравниваются с показателем бенчмарк-модели *BP-DFM*. Эффективность показателя на базе NSDFM соответствует (или немного ниже) *BP-DFM* до дезинфляции и превосходит последний при «прямом» прогнозе. Безусловно, это предварительные результаты, так как мы не имеем достаточно данных по постдезинфляционным периодам. Но мы полагаем, что в такой ситуации подход на базе NSDFM может быть эффективным.

Рисунок 7. Среднеквадратические ошибки на трехлетних подвыборках



5. Выводы

В 2015 г. Банк России перешел к свободно плавающему валютному курсу и режиму таргетирования инфляции. В последующий период инфляция снизилась и колебалась около целевого уровня вблизи 4% годовых. Можно предположить, что подобная дезинфляция могла привести к структурному сдвигу инфляционных процессов и повлиять на эффективность показателей трендовой инфляции.

Мы провели эмпирический анализ и подтвердили, что способность показателей трендовой инфляции прогнозировать фактическую инфляцию ухудшается после 2015 года. Однако результаты, полученные с помощью экспериментов Монте-Карло, показывают, что это ухудшение связано прежде всего с временным ускорением инфляции в начале 2015 г. после ослабления курса рубля.

Другие результаты анализа Монте-Карло говорят о том, что дезинфляция более существенно влияет на показатели трендовой инфляции (основанные на извлечении ненаблюдаемых трендов), чем на более простые альтернативные методы. Простые показатели трендовой инфляции, основанные на методах исключения и перевзвешивания, могут быть предпочтительными для использования в периоды дезинфляции.

С другой стороны, более сложная нестационарная динамическая факторная модель может применяться для выявления ненаблюдаемого тренда и для последующего использования в качестве показателя трендовой инфляции.

Литература

1. Amstad M., S.M. Potter and R. Rich (2014). The FRBNY Staff Underlying Inflation Gauge: UIG, BIS Working Papers 453.
2. Bai J. and Ng S. (2002). Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models, *Econometrica*, 70, pp. 191–221.
3. Bai J. and Ng S. (2004). A PANIC Attack on Unit Roots and Cointegration, *Econometrica*, 72, pp. 1127–1177.
4. Bai J. and Ng S. (2007). Determining the Number of Primitive Shocks in Factor Models, *Journal of Business and Economic Statistics*, 25, pp. 52–60.
5. Bank of England (2015). Measures of Underlying Inflation, Inflation Report, August.
6. Barigozzi M., Lippi M. and Luciani M. (2016a). Non-Stationary Dynamic Factor Models for large datasets, <http://arxiv.org/abs/1602.02398>.
7. Barigozzi M., Lippi M. and Luciani M. (2016b). Dynamic Factor Models, Cointegration, and Error Correction Mechanisms, <http://arxiv.org/abs/1510.02399>.
8. Basistha A. (2007). Trend-Cycle Correlation, Drift Break and the Estimation of Trend and Cycle in Canadian GDP (Corrélation tendance-cycle, discontinuité, et estimation de la tendance et du cycle dans le PIB canadien), *The Canadian Journal of Economics / Revue canadienne d'économique*, 40 (2), pp. 584–606.
9. Cristadoro R., Forni M., Reichlin L. and Veronese G. (2005). An Underlying Inflation Indicator for the Euro Area, *Journal of Money, Credit and Banking*, 37(3), pp. 539–560.
10. Deryugina E., Ponomarenko A., Sinyakov A. and Sorokin C. (2018). Evaluating Underlying Inflation Measures for Russia, *Macroeconomics and Finance in Emerging Market Economies*, 11(2), pp. 124–145.
11. 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.
12. Forni M., Giannone D., Lippi M. and Reichlin L. (2009). Opening the Black Box: Structural Factor Models versus Structural VARs, *Econometric Theory*, 25, pp. 1319–1347.
13. Forni M., Hallin M., Lippi M. and Reichlin L. (2000). The Generalized Dynamic Factor Model: Identification and Estimation, *The Review of Economics and Statistics*, 82, pp. 540–554.
14. García-Cintado A.C., Romero-Ávila D. and Usabiaga C. (2015). A PANIC Analysis on Regional and Sectoral Inflation: The Spanish Case, *Applied Economics*, 47, pp. 4685–4713.

15. García-Cintado A.C., Romero-Ávila D. and Usabiaga C. (2016). The Economic Integration of Spain: A Change in the Inflation Pattern, *Latin American Economic Review*, 25(1), pp. 1-41.
16. Gonzalez-Astudillo M. and Roberts J.M. (2016). When Can Trend-Cycle Decompositions Be Trusted?, Finance and Economics Discussion Series 2016-099, Washington: Board of Governors of the Federal Reserve System.
17. Hallin M. and Liška R. (2007). Determining the Number of Factors in the General Dynamic Factor Model, *Journal of the American Statistical Association*, 102, pp. 603–617.
18. Lafleche T. and Armour J. (2006). Evaluating Measures of Underlying Inflation, *Bank of Canada Review*, Summer.
19. Macklem T. (2001). A New Measure of Underlying Inflation, *Bank of Canada Review*, Autumn.
20. Mankikar A. and Paisley J. (2004). Underlying Inflation: A Critical Guide, Bank of England Working Paper Series 242.
21. Meyer B. and Venkatu G. (2012). Trimmed Mean Inflation Statistics: Just Hit the One in the Middle, Federal Reserve Bank of Cleveland Working Paper Series 12-17R.
22. Nelson C.R. (1988). Spurious Trend and Cycle in the State Space Decomposition of a Time Series with a Unit Root, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12 (2–3), pp. 475–488.
23. Stock J.H. and Watson M.W. (2005). Implications of Dynamic Factor Models for VAR Analysis, Working Paper 11467, NBER.
24. Wynne M. (1999). Underlying Inflation: A Review of Some Conceptual Issues, European Central Bank Working Paper Series 5.

Приложение А

Таблица 2. Компоненты ИПЦ

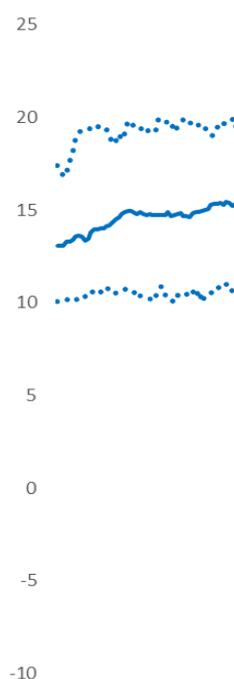
Мясопродукты
Рыбопродукты
Масла и жиры
Молоко и молочная продукция
Сыр
Яйца
Сахар
Кондитерские изделия
Чай и кофе
Хлеб и хлебобулочные изделия
Макаронные и крупяные изделия
Фруктоовощная продукция, включая картофель
Алкогольные напитки
Общественное питание
Одежда и белье
Меха и меховые изделия
Трикотажные изделия
Обувь кожаная, текстильная и комбинированная
Моющие и очищающие средства
Парфюмерно-косметические товары
Галантерея
Табачные изделия
Мебель
Электротовары и другие бытовые приборы
Печатные издания
Телерадиотовары
Персональные компьютеры
Средства связи
Строительные материалы
Легковые автомобили
Нефтепродукты
Медицинские товары
Бытовые услуги
Услуги пассажирского транспорта
Услуги связи
Жилищно-коммунальные услуги
Услуги в системе образования
Услуги организаций культуры
Медицинские услуги
Услуги в сфере зарубежного туризма
Прочие продовольственные товары
Прочие непродовольственные товары
Прочие услуги

Все данные в докладе приведены в виде месячных темпов роста с поправкой на сезонность с использованием TRAMO/SEATS.

Приложение В

Результаты, представленные в разделе 4.2, были получены с использованием комбинированных наборов данных, содержащих как исторические, так и искусственные данные. Мы перепроверили свои выводы с помощью экспериментов Монте-Карло на полностью искусственных наборах данных. Для этого мы заменили исторические данные, которые наблюдались до периода дезинфляции, 10-летним рядом искусственных данных. Этот ряд был сгенерирован при помощи модели NSDFM, описанной в разделе 3. Мы отобрали только те симуляции, где годовой прирост ИПЦ находится в диапазоне 10–20%. Данные за дезинфляционный и постдезинфляционный периоды были сгенерированы в соответствии с описанием, приведенным в разделе 3.1. Результирующее распределение темпов роста ИПЦ представлено на рисунке 8.

Рисунок 8. Распределение (медиана, минимум и максимум) искусственных годовых темпов роста ИПЦ (%)



Затем мы провели эксперименты Монте-Карло так, как это описано в разделе 4.2, и рассчитали ошибки прогнозов для альтернативных показателей трендовой инфляции (рис. 9–11). Выводы, изложенные в разделе 4.2, в целом подтвердились. На показатель трендовой инфляции, основанный на бенчмарк-модели *BP-DFM*, дезинфляция оказывает более серьезное воздействие, чем на альтернативные показатели, полученные более простыми методами. Простые индикаторы, основанные на использовании методов

исключения или перевзвешивания, а также несложных моделей ненаблюдаемых трендов, могут быть более предпочтительными в период дезинфляции (несмотря на то что для первых характерно наличие систематической погрешности).

Рисунок 9. Среднеквадратические ошибки прогнозов на базе регрессии на трех-
летних подвыборках

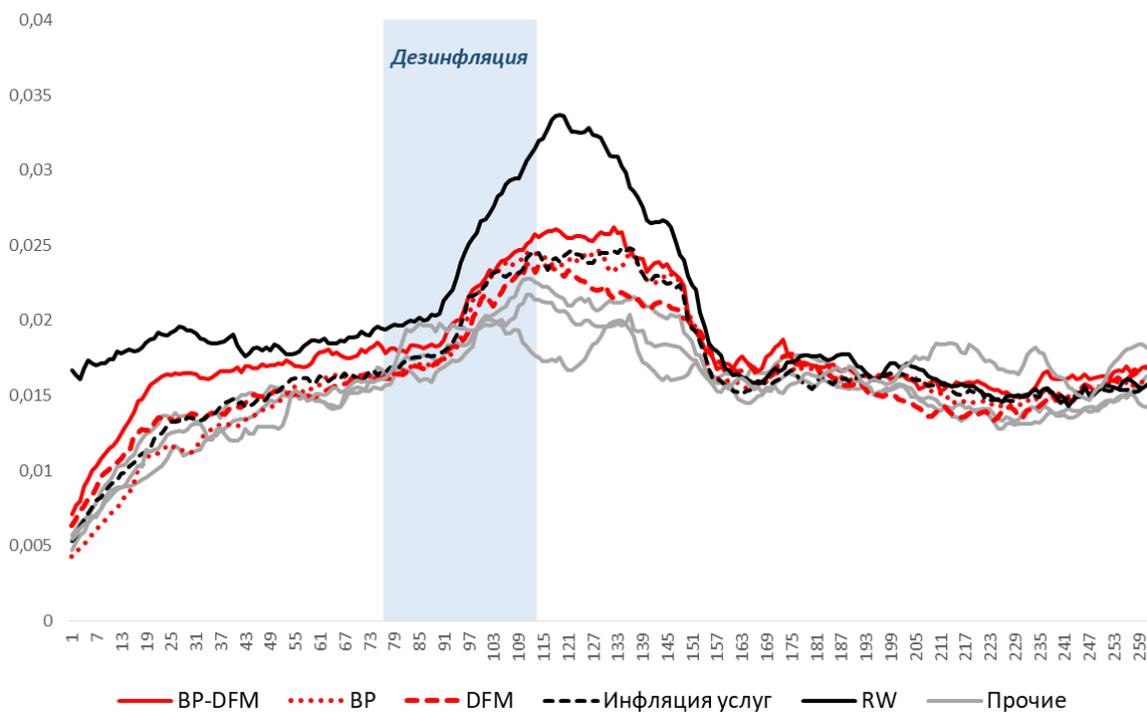


Рисунок 10. Среднеквадратические ошибки «прямых» прогнозов на трехлетних
подвыборках

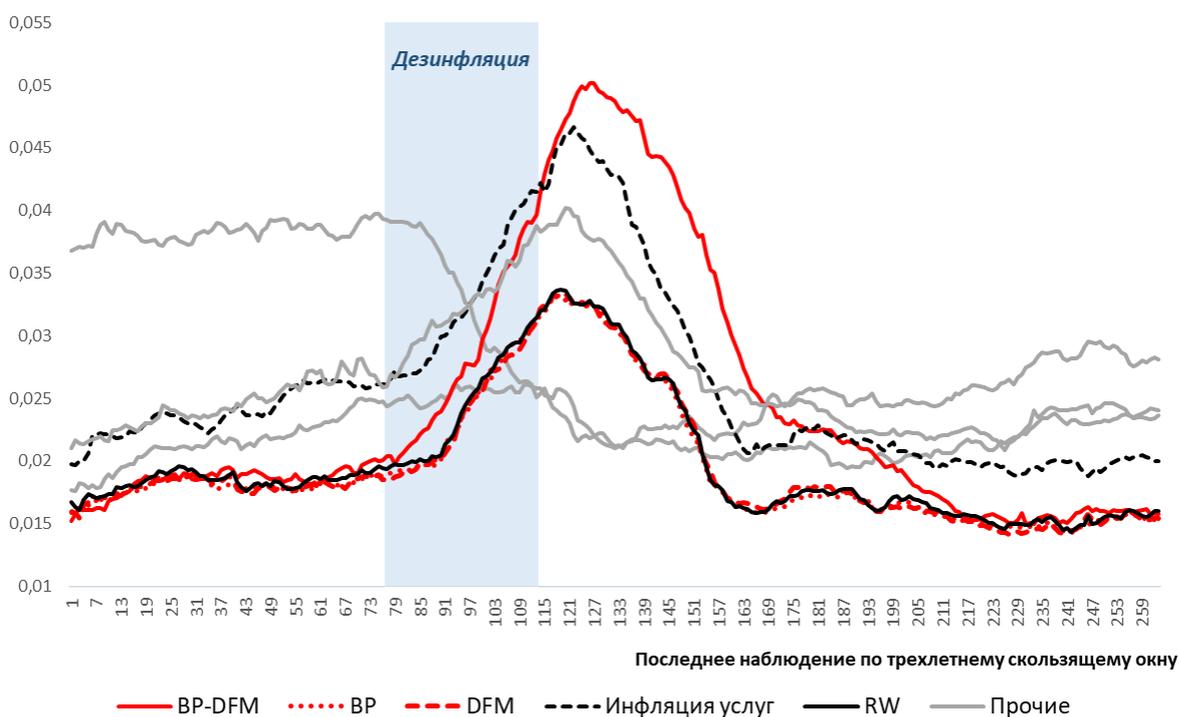
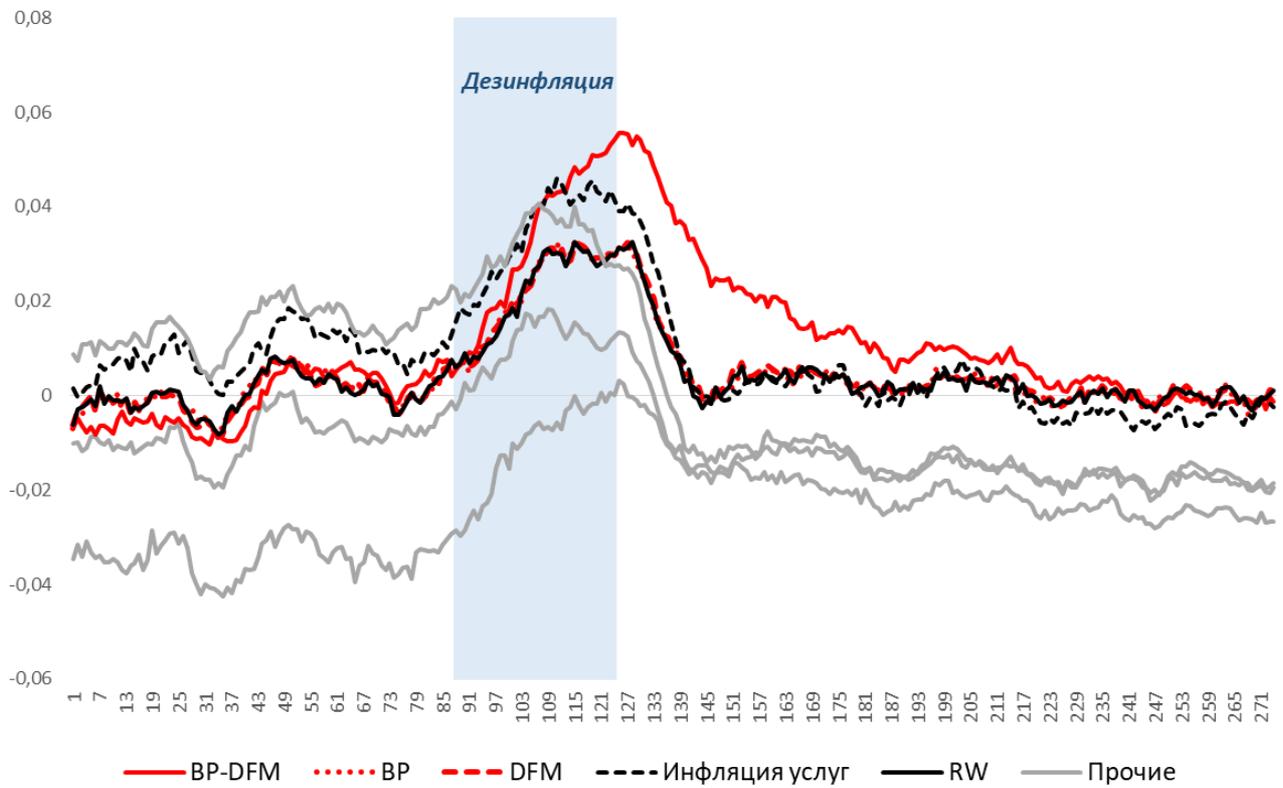


Рисунок 11. Медианные ошибки «прямых» прогнозов



Приложение С

Мы используем критерии Bai & Ng (2002) для выявления количества статических факторов с максимально возможным числом факторов $k_{max}=10$ и штрафными функциями $p1, p2, p3, p4$.

Таблица 3. Результаты критерия Bai & Ng (2002)

	IC	PC
p1	4	9
p2	4	8
p3	10	10
p4	1	4

$$p1 = \frac{N+T}{NT} \log\left(\frac{NT}{N+T}\right)$$

$$p2 = \frac{N+T}{NT} \log(\min(N, T))$$

$$p3 = \frac{\log(\min(N, T))}{\min(N, T)}$$

$$p4 = (N+T-k) \frac{\log(NT)}{NT}, k=1 \dots k_{max}$$

Мы применяем информационный критерий Hallin and Liška (2007) для определения количества общих шоков q и Varigozzi et al. (2016a) – для общих трендов τ . Использовались штрафные функции – pp1, pp2, pp3, pp4, большое и маленькое окна размерами 0,1 и 0,01 соответственно, а также количество симуляций – 1000.

Таблица 4. Результаты применения критерия Hallin and Liška (2007) (количество общих шоков q и процентное значение симуляций с выполненным критерием для данного q в зависимости от штрафной функции и размера окна)

q	Большое окно				Маленькое окно			
	pp1	pp2	pp3	pp4	pp1	pp2	pp3	pp4
0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
1	100,0	100,0	100,0	100,0	73,7	83,2	80,6	81,3
2	0,0	0,0	0,0	0,0	21,3	16,2	17,9	17,7
3	0,0	0,0	0,0	0,0	5,0	0,6	1,5	1,0

Таблица 5. Результаты применения критерия Varigozzi et al. (2016a) (количество общих трендов τ и процентное значение симуляций с выполненным критерием для данного q в зависимости от штрафной функции и размера окна)

τ	Большое окно				Маленькое окно			
	pp1	pp2	pp3	pp4	pp1	pp2	pp3	pp4
0	2,8	3,5	1,7	2,5	0,3	0,4	0,3	0,4
1	86,3	88,7	81,0	85,2	35,4	39,6	36,9	37,9
2	10,9	7,8	17,3	12,3	48,0	47,8	48,9	48,7
3	0,0	0,0	0,0	0,0	16,3	12,2	13,9	13,0

$$pp1 = \left(\sqrt{\frac{M}{T}} + \frac{1}{M^2} + \frac{1}{N} \right) * \log(\min(\sqrt{\frac{T}{M}}, M^2, N))$$

$$pp2 = \left(\min(\sqrt{\frac{T}{M}}, M^2, N) \right)^{(-1/2)}$$

$$pp3 = \left(\min(\sqrt{\frac{T}{M}}, M^2, N) \right)^{(-1)} * \log \left(\min(\sqrt{\frac{T}{M}}, M^2, N) \right)$$

$$pp4 = \left(\min(\sqrt[4]{\frac{T}{M}}, M^2, N) \right)^{(-1)} * \log \left(\min(\sqrt[4]{\frac{T}{M}}, M^2, N) \right),$$

где M – ближайшее целое число, меньшее или равное $\frac{\sqrt{T}}{2}$.