



Банк России



Улучшает ли учет компонентов ИПЦ качество прогнозов инфляции?

Серия докладов об экономических исследованиях

№ 112 / Март 2023

В. Крамков

Вячеслав Крамков

Волго-Вятское ГУ Банка России, Экономическое управление

E-mail: KramkovVA@mail.cbr.ru, w.kramkov@mail.ru

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

Автор выражает благодарность анонимным рецензентам и участникам Межрегионального научно-исследовательского семинара за ценные замечания и комментарии.

Содержание настоящего доклада по экономическим исследованиям отражает личную позицию авторов. Результаты исследования являются предварительными и публикуются с целью стимулировать обсуждение и получить комментарии для возможной дальнейшей доработки материала. Содержание и результаты доклада не следует рассматривать, в том числе цитировать в каких-либо изданиях, как официальную позицию Банка России или указание на официальную политику или решения регулятора. Любые ошибки в данном материале являются исключительно авторскими.

Все права защищены. Воспроизведение представленных материалов допускается только с разрешения авторов.

Фото на обложке: Банк России

107016, Москва, ул. Неглинная, 12

+7 499 300-30-00, +7 495 621-64-65 (факс)

Официальный сайт Банка России: www.cbr.ru

Резюме

Если индекс потребительских цен – один из основных показателей инфляции – состоит из нескольких компонентов, можно ли для большей точности прогнозировать их отдельно? Международный опыт показывает, что совокупность отдельных прогнозов часто оказывается более точной, чем прогноз агрегированного индекса. В работе мы исследуем этот вопрос на российских данных и проверяем, можно ли улучшить качество прогнозов инфляции за счет рассмотрения отдельных компонентов ИПЦ.

С применением панели данных российских регионов за период с 2010 по 2021 г. нам удастся частично подтвердить пользу дезагрегированного подхода. Индивидуальное моделирование краткосрочной динамики цен отдельных товарных групп опережает по точности модели инфляции в целом, включая и стандартные модели-бенчмарки, но лишь при определенных условиях. Во-первых, необходим учет факторов трендовой инфляции, помогающий отделить устойчивое ускорение/замедление инфляции от краткосрочных идиосинкразических флуктуаций. Во-вторых, модели должны обладать свойством схождения инфляции к своему долгосрочному уровню, определяемому целью Банка России. В этих условиях дезагрегированный подход дает на коротких горизонтах более точный прогноз, чем агрегированный, и сопоставимый по точности с неструктурными моделями на более длинных.

Попутно были установлены хорошие свойства модели «заякоренного» прогноза, для которой ожидаемый в будущем уровень инфляции равен целевому уровню инфляции. Точность такого подхода оказывается выше точности стандартных моделей и не ухудшается с увеличением горизонта прогнозирования. Это позволяет рекомендовать подобную модель в качестве простого неструктурного бенчмарка для замера качества прогнозных моделей инфляции в России.

Ключевые слова: компоненты ИПЦ, прогнозирование, относительные цены, трендовая инфляция, идиосинкразические шоки, сравнение прогнозных моделей в панельных данных.

JEL-классификация: C52, C53, E31, E37.

Оглавление

1. Введение	5
2. Обзор литературы	7
3. Методология сравнения прогнозной точности моделей.....	11
4. Данные	14
4.1. ИПЦ и его структура	14
4.2. Особенности динамики цен компонентов ИПЦ в России.....	15
5. Используемые модели	19
5.1. Модели-бенчмарки.....	19
5.2. Одномерные модели	20
5.3. Модели с общими факторами.....	20
6. Результаты.....	22
Заключение	26
Список литературы.....	27
Приложения	30
Таблица 1. Описательные статистики секторальной инфляции	30
Таблица 2. Модели и RMSE-метрики точности их прогнозов	32

1. Введение

Анализ и прогнозирование инфляции лежат в основе принятия решений по денежно-кредитной политике в центральных банках, функционирующих в режиме таргетирования инфляции. Довольно распространенной практикой является изучение динамики не только общего уровня инфляции, но и цен на отдельные товары или товарные группы¹. Информация, которую можно извлечь из динамики цен отдельных компонентов ИПЦ (в дополнение к информации об общем уровне), может быть востребована для различных задач анализа инфляции. Эта информация находит применение при выделении сезонного фактора в динамике инфляции (например, методология сезонного сглаживания Банка России основана на покомпонентном сглаживании и последующей агрегации), при оценке устойчивого уровня инфляции в *Deryugina et al., 2019* изучается качество динамических факторных моделей, опирающихся на дезагрегированную статистику, при оценке трендовой инфляции, а также при прогнозировании инфляции. Например, *Fulton and Hubrich, 2021* в обзоре прогнозных моделей ФРС США отмечали использование динамики цен компонентов ИПЦ в числе способов существенно улучшить прогноз инфляции. Более ранние работы по США, еврозоне и другим странам подтверждают справедливость этого утверждения.

В настоящей работе мы делаем попытку проверить упомянутый выше тезис относительно российской инфляции и установить, способствует ли информация о динамике цен отдельных групп товаров и услуг точности прогноза общей инфляции. Для этого мы адаптируем стандартные подходы, предложенные в *Birmingham and D'Agostino, 2014; Faust and Wright, 2013*. Они заключаются в построении вневыборочных прогнозов в псевдореальном времени, оценке ожидаемой ошибки прогноза и сопоставлении моделей по их средней ошибке. Последнее проводится с помощью формальной процедуры эконометрического теста *Diebold and Mariano, 1995*.

Мы обсуждаем ограничения такого подхода в применении к российским данным. Как известно, для построения прогнозов в псевдореальном времени требуется оценка прогнозной модели на тренировочной подвыборке и последующая проверка прогнозов на тестовой подвыборке. Предположение об однородности инфляционных процессов в течение длительного периода, необходимое для надежности сравнения и должной мощности статистического теста, может быть слишком сильным, если мы говорим о России. Ряд структурных и институциональных изменений (прежде всего – переход к таргетированию инфляции в 2014–2015 гг.) существенно менял характер динамики инфляции, а ограничение тренировочной и тестовой подвыборок периодом после 2015 г. сильно

¹ В литературе последняя также известна как динамика относительных цен, дезагрегированных компонентов инфляции и так далее. Хотя эти понятия не являются тождественными и используются в разных контекстах, в пределах нашей работы они используются как синонимы.

урезает базу сравнения и делает результаты чувствительными к (возможно, случайным) особенностям последнего короткого периода.

С целью предупредить негативные эффекты отмеченных особенностей мы прибегаем к двум коррекциям методологии. Во-первых, добавляем в пул сравниваемых прогнозных моделей те вариации, которые допускают изменения параметров, включая изменение безусловного среднего. В их числе мы рассматриваем подход, при котором в качестве прогноза инфляции используется цель Банка России по инфляции – 4% в годовом выражении. Хорошие прогнозные свойства подобного подхода позволяют рекомендовать такую модель в качестве простого бенчмарка и добавлять вариации, в которых безусловное среднее зафиксировано на таргетируемом уровне.

Во-вторых, для увеличения базы сравнения и, соответственно, мощности эконометрического теста мы предлагаем использовать данные об инфляции на региональном уровне. Переходя от одного временного ряда по России к панели более 80 федеральных субъектов, мы увеличиваем размер выборки – в предельном случае при определенных условиях мы можем сравнивать точность прогнозов, располагая тестовой выборкой даже в один месяц. Это становится возможным при замене теста *Diebold and Mariano, 1995* на его панельную версию, предложенную *Timmermann and Zhu, 2019*. Мы пользуемся бутстраповским вариантом последнего теста, а не классическим: именно он позволяет показать значимость использования дезагрегированной динамики цен и проверить робастность выводов не только в среднем за весь рассматриваемый период, но и в отдельные, более короткие отрезки.

Наконец, особо тщательно мы проверяем гипотезу, доказанную для инфляции США. Рассматривая задачу оценки трендовой инфляции, *Stock and Watson, 2016* показали, что использование дезагрегированной статистики дает более качественную оценку устойчивой части инфляции, чем использование только общего уровня инфляции. Однако столь же качественную оценку можно получить, используя инфляцию за вычетом волатильных компонентов (в США – продовольствия и энергии). Таким образом, большая часть информации в дезагрегированной статистике, на основе которой оценивается устойчивая динамика инфляции, может быть получена с помощью показателя инфляции за вычетом волатильных компонентов.

Определяя вклад этой работы в имеющуюся российскую и зарубежную литературу, отметим, что проблема прогнозирования российской инфляции широко освещена в отечественной литературе. В одном из первых обзоров прогнозных моделей российской инфляции *Андреев, 2016* рассматривал метод комбинирования прогнозов и пришел к выводу о превосходстве прогнозов этого метода над прогнозами отдельно взятых моделей. Среди комбинируемых вариантов автор исследовал как простые статистические модели, так и более сложные. В нашем случае примечательно, что в их числе рассмотрены некоторые дезагрегированные модели, однако отдельное внимание к ним выходило за рамки настоящего доклада. *Styrin, 2019* изучал метод динамического усреднения

моделей, при этом в число описанных моделей входит множество линейных регрессий, использующих широкий перечень макроэкономических, опросных и финансовых переменных. Автор оценивает информативность каждого индикатора с точки зрения прогноза инфляции на различные периоды. Несмотря на то, что динамика цен компонентов ИПЦ осталась за пределами интереса автора, методология сравнения прогнозных моделей, в том числе в условиях структурных изменений инфляционных процессов (определяющих, согласно оценке автора, существенную долю ошибок прогнозов) служит ориентиром для нашей работы. *Khabibullin, 2019* подвергал сомнению положительный эффект использования переменных реального сектора относительно точности прогнозов инфляции, а *Pavlov, 2020* и *Baybuza, 2018* нашли прогнозы инфляции с помощью моделей машинного обучения не менее точными, чем с использованием традиционных моделей.

Вместе с тем само по себе использование динамики цен компонентов ИПЦ в прогнозировании, насколько нам известно, не рассматривалось в отечественной литературе, но протестировано на примере данных большого количества стран. Настоящая работа дополняет существующие работы о прогнозировании российской инфляции и восполняет определенный пробел за счет рассмотрения подтвержденной для разных стран прогнозной методологии. Кроме того, этот доклад войдет в число первых исследований, сравнивающих прогнозные модели в период после перехода к таргетированию инфляции – некоторому функционированию экономики в подобном режиме, включая период ускорения инфляции 2020–2021 годов. Обсуждение сопутствующих проблем при сравнении прогнозов может представлять отдельный интерес для будущих исследований.

Работа структурирована следующим образом. В разделе 2 дается обзор актуальной дискуссии в литературе о включении в прогнозные модели инфляции динамики цен компонентов ИПЦ. В разделе 3 вводятся используемые обозначения и описывается методология сравнения точности моделей. В разделе 4 рассматриваются используемые данные, описываются и обсуждаются их основные особенности. Раздел 5 посвящен описанию прогнозных моделей. Выводы и результаты сравнения приведены в разделе 6.

2. Обзор литературы

Сама по себе дезагрегированная статистика компонентов ИПЦ является побочным результатом определения общего уровня инфляции. Так, в ходе расчета индекса потребительских цен – наиболее распространенного показателя инфляции – собирается статистика цен на отдельные товары, выводятся индексы по отдельным товарным группам разной степени агрегации (от нишевых, включающих 2–3 товара, до наиболее широких, вроде продовольствия и услуг) и публикуются статистическими службами практически одновременно с показателем ИПЦ.

Представление дезагрегированной статистики в том же формате, с той же частотностью и одновременно с общей инфляцией делает ее анализ удобным и не

требующим больших затрат. Неудивительно, что почти все эмпирические характеристики инфляции (например, ее уровень, волатильность, персистентность, степень жесткости цен, средняя длительность цены, эластичность по различным факторам и прежде всего величина переноса валютного курса, эффект монетарного шока, коэффициенты кривой Филлипса, соотношение с экономическим циклом, зарплатами и так далее) изучаются не только на уровне инфляции в целом, но и на уровне отдельных товаров и услуг.

Gordon, 1975 и *Eckstein, 1981*, желая уточнить оценку текущего уровня инфляции посредством устранения влияния волатильных факторов, воздействовавших на экономику США в те годы, предложили обратить внимание на динамику цен компонентов ИПЦ. Это стимулировало дальнейшую активную дискуссию в литературе, в том числе вокруг вопросов, стоит ли центральному банку реагировать на колебания относительных цен, временных и идиосинкразических факторов; должны ли они учитываться в прогнозах инфляции и тому подобное, приводя к появлению понятий устойчивой инфляции (*core inflation*), трендовой инфляции (*trend inflation*), вторичных эффектов и так далее (о современном состоянии дискуссии вокруг этих проблем см. *Ida, 2020*).

Двумя полярными точками зрения на учет в прогнозировании динамики цен отдельных компонентов ИПЦ в этих и связанных вопросах можно считать следующие. С одной стороны, можно рассматривать движение относительных цен в дезагрегированной статистике инфляции как микроструктурный шум, не имеющий отношения к макроэкономическим факторам, не содержащий о них информации и, соответственно, бесполезный при прогнозировании инфляции. В частности, такое предположение (иногда имплицитно) делается в ряде исследований, задействующих динамические факторные модели – *Altissimo et al., 2009; Boivin et al., 2009; Mumtaz et al., 2009; Reis and Watson, 2010*. В этом случае, действительно, работа с дезагрегированной статистикой ограничивается не более чем выделением устойчивой части инфляции, после чего при прогнозировании динамика цен отдельных компонентов ИПЦ не дает новой информации. Однако *Graeve and Walentin, 2015* отмечают, что зачастую утверждение о нерелевантности дезагрегированной статистики в динамических факторных моделях является предпосылкой, а не следствием, поэтому соответствующий вывод является артефактом методологии, а не отражением реальных явлений.

С другой стороны, динамику относительных цен можно связать с непосредственным действием макроэкономических факторов. Предпосылка о том, что разные товарные группы подвержены действию макроэкономических факторов в разной степени, позволяет обосновать наличие в динамике цен отдельных компонентов ИПЦ информации о действующих факторах инфляции. Это помогает идентифицировать вклад отдельных факторов (что нельзя сделать, рассматривая только общее движение инфляции) и тем самым содействовать прогнозированию (например, если факторы имеют разную персистентность).

В теоретических моделях макроэкономики такое представление имеет давнюю традицию. Среди наиболее известных моделей – модель Баласса –

Самюэльсона, в которой динамика относительных цен торгуемых и неторгуемых товаров связывается с динамикой реального обменного курса и дифференциала производительности экономики. Условное деление на торгуемые и неторгуемые товары с известными оговорками хорошо укладывается в рамки отдельных компонентов потребительской корзины. *Byrne et al., 2013* и *Feldstein, 2017* успешно связывали динамику компонентов ИПЦ и рост производительности в эмпирической модели.

Среди других дихотомий такого рода – разделение на отечественные и импортные товары (на них могут по-разному сказываться шоки внешнего сектора, у них может отличаться величина переноса валютного курса), а также выделение в потребительской корзине товаров длительного пользования (теоретически могут отличаться в отклике на шоки стороны спроса, в том числе монетарные). *Erceg and Levin, 2006* и *Cantelmo and Melina, 2018* демонстрировали в своих работах различие в зависимости динамики цен в секторах товаров длительного и недлительного пользования (как в SVAR-, так и в DSGE-моделях каждый). *Attanasio et al., 2022* отдельно показывали особую чувствительность цен на автомобили к макроэкономическим шокам в США. *Stock and Watson, 2020* определили компоненты ИПЦ, чувствительные к колебаниям экономической активности, и сформулировали понятие чувствительной к циклу инфляции (cyclically sensitive inflation). *Osbat et al., 2021* продемонстрировали различие в эффекте переноса валютного курса для различных секторов, *Tallman and Zaman, 2017* – в коэффициентах секторальных кривых Филипса, а *Kaufmann and Lein, 2011* – в откликах на макроэкономические шоки вообще. Среди российских работ, допускающих гетерогенность динамики цен по различным товарным группам в зависимости от макроэкономических условий, *Eliseev et al., 2021* первыми сформулировали модель с такими свойствами.

Существует еще одно направление в литературе, изучающее секторальные особенности самого процесса установления цен. Если предыдущие исследования изучали и моделировали различия в издержках или в спросе на отдельные группы товаров, то перечисленные далее работы концентрируются на самом процессе установления цен. *Bils and Klenow, 2004; Clark, 2006* изучали связь персистентности динамики цен в различных секторах и степени жесткости цен в них. *Carlton, 1986; Gopinath and Itskhoki, 2011* и *Leith and Malley, 2007* показали, что в секторах с высокой концентрацией низка чувствительность цен к издержкам, *Duval et al., 2021* – ниже чувствительность к шокам монетарной политики, а *Kato et al., 2021* – ниже персистентность колебаний инфляции.

Последнее обстоятельство, по-видимому, является ключевым. Если дезагрегированная статистика не характеризуется гетерогенностью персистентности и отклонение динамики цен в любом секторе одинаково корректирует прогноз будущей динамики, то дезагрегированная статистика не содержит релевантной для прогнозирования информации. В то же время почти всегда наблюдается значимая гетерогенность – для случая США это подтверждали *Golosov and Lucas Jr., 2007; Imbs et al., 2011; Leith and Malley, 2007*.

Наконец, отметим эмпирические работы, рассматривающие динамику цен компонентов ИПЦ в контексте прогнозирования. *Hubrich, 2005; Hendry and Hubrich, 2011; Linder et al., 2013* одними из первых рассмотрели пользу дезагрегированной динамики цен в прогнозах для европейских стран. *Elmer and Maag, 2009; Kaufmann and Lein, 2011* провели аналогичное исследование для Швейцарии, *Mumtaz et al., 2009* – для Великобритании, а *Boivin et al., 2009; Faust and Wright, 2013; Fulton and Hubrich, 2021* – в числе исследователей этой проблемы в случае США. Особенно широкий перечень работ может быть охарактеризован для развивающихся стран и стран с формирующимися финансовыми рынками. Не претендуя на полноту охвата, отметим аналогичные исследования для Мексики, Испании, Польши, Турции, Индии, Ирана, ряда африканских и латиноамериканских стран. Почти все перечисленные работы включают динамику цен компонентов ИПЦ в прогнозные модели либо переходом к непрямым прогнозам (когда отдельно прогнозируется динамика по каждому компоненту – чаще всего с помощью ARIMA-моделей), либо использованием моделей (B)VAR и DFM, учитывающих сразу несколько компонентов.

Отдельно упомянем результаты *Bermingham and D'Agostino, 2014*, послужившей ориентиром при проведении нашего исследования. Авторы систематизировали имеющиеся на тот момент знания о дезагрегированных прогнозах динамики цен и эмпирически сравнили прогнозные модели инфляции с использованием дезагрегированной статистики. Сравнились не только агрегированный и дезагрегированный прогноз, но и глубина дезагрегации. Например, для США сравнивались агрегированный прогноз и прогнозы по 3 компонентам, по 15 компонентам, по 50 компонентам и по 169 компонентам.

Авторам удалось кратко охарактеризовать плюсы и минусы более глубокой дезагрегации. С одной стороны, детальный дезагрегированный прогноз опирается на широкий набор данных, основан на большем информационном множестве и поэтому ожидается более точным. С другой стороны, при дезагрегации модели могут терять информацию о движении общей инфляции, плохо учитывать вторичные эффекты и корреляцию между отдельными компонентами. Эти обстоятельства отрицательно сказываются на точности прогнозов. Поэтому зависимость средних ошибок от глубины дезагрегации может принимать U-образный вид: сначала дезагрегация снижает ошибку, затем негативные эффекты перевешивают. Устранить последствия последних можно, если учесть в каждой модели влияние общих факторов.

Эмпирическая часть исследования подтверждает предположения авторов для случая США и частично – для случая еврозоны. Если использовать для прогноза отдельных компонентов модели авторегрессии, то оптимально с точки зрения точности прогнозов дезагрегировать до уровня 15 компонентов, а дальнейшее углубление контрпродуктивно. Напротив, если учесть в каждой модели общий фактор (например, посредством первой главной компоненты всех приростов цен), можно получить еще более точные модели и устранить падение эффективности дезагрегации. Аналогичный эффект возникает, если использовать модель байесовской векторной авторегрессии. Мы можем предположить, что

использование динамической факторной модели могло стать очередной альтернативой.

3. Методология сравнения прогнозной точности моделей

3.1. Нотация

Здесь и далее будем обозначать уровень общей инфляции в момент времени t как π_t , динамику цен по j -ому компоненту – как $\pi(j)_t$. Предположим, что существуют веса w_{jt} , такие что в каждый момент времени:

$$\pi_t = \sum_j w_{jt} \pi(j)_t.$$

Согласно методологии Росстата, описывающей расчет индексов потребительских цен, веса для потребительской корзины рассчитываются в начале года и фиксируются на 12 месяцев. В работе мы не придаем значения возможным отклонениям фактических данных от указанной формулы (которые возможны из-за ошибок округления и других погрешностей) отчасти из-за их незначительности, а отчасти из-за того, что указанные проблемы негативно сказываются только на дезагрегированных прогнозах. Если нам удастся показать, что даже в этом случае последние оказываются более точными, чем агрегированные, то, скорее всего, и в идеальном случае точных данных соотношение было качественно таким же.

Прогнозное значение инфляции в момент времени $t + h$, получаемое в момент времени t с помощью модели m , обозначим $\hat{\pi}_{t+h|t}^m$. В работе мы сравниваем отдельно прогнозы на различные горизонты – от 1 до 12 месяцев. Имея прогнозы по отдельным компонентам ИПЦ $\hat{\pi}(j)_{t+h|t}^m$, мы можем рассчитать и соответствующий им агрегированный прогноз как:

$$\hat{\pi}_{t+h|t}^m = \sum_j w_{jt+h} \hat{\pi}(j)_{t+h|t}^m.$$

Этот подход не совсем соответствует реальной практике, поскольку фактические значения весов в будущем году неизвестны заранее. Однако мы надеемся, что альтернативные подходы качественно не изменят результаты.

Сравнивая прогноз инфляции $\hat{\pi}_{t+h|t}^m$ и ее фактическое значение в тот же момент π_{t+h} , мы можем определить ошибку прогноза $e_{t+h|t}^m = \pi_{t+h} - \hat{\pi}_{t+h|t}^m$, для которой удобно использовать те же индексы. Порядок слагаемых роли не играет, поскольку везде ошибки рассматриваются либо по абсолютной величине, либо возведенные в квадрат.

Наконец, уровень дезагрегации (с использованием 3 компонентов, 6 компонентов, 45 компонентов и так далее) в необходимых случаях будет отображаться вместе с индексом m модели. Например, $\hat{\pi}_{t+h|t}^{m-3}$, $\hat{\pi}_{t+h|t}^{m-6}$, $\hat{\pi}_{t+h|t}^{m-45}$.

В случаях, где необходимо использовать региональные данные, показателем региона i будет соответствующий подстрочный индекс: π_{it} , $\pi(j)_{it}$, $\hat{\pi}_{i,t+h|t}^m$ и $\hat{\pi}(j)_{i,t+h|t}^m$.

Отметим, что для регионов веса w_{jt} могут отличаться от федеральных. В докладе при обработке региональных данных используются региональные веса.

3.2. Стандартная методология сравнения

Традиционно наиболее простой и прямой способ сравнить точность прогнозов – это рассчитать средние ошибки вневыборочных прогнозов в псевдореальном времени и протестировать равенство средних ошибок двух моделей. В рамках этого подхода данные делят на две части – тренировочную и тестовую. По тренировочной подвыборке оцениваются модели, с их помощью делается прогноз на один или несколько горизонтов, которые затем сопоставляются с соответствующими данными тестовой подвыборки. Затем тренировочная выборка расширяется (либо сдвигается) на 1 период, и процедура повторяется. Повторяя действия T раз, исследователь получает ряд ошибок $e_{t+h|t}^m$, $t = \overline{1, T}$.

В качестве показателя средней ошибки наиболее часто используются показатели среднеквадратичной ошибки $RMSE_h^m$ и средней абсолютной ошибки $MASE_h^m$:

$$RMSE_h^m = \sqrt{\sum (e_{t+h|t}^m)^2 / T},$$

$$MASE_h^m = \sum |e_{t+h|t}^m| / T.$$

В работе используется средняя квадратичная ошибка как основная мера, а средняя абсолютная ошибка – как вспомогательная, для проверки робастности. Сразу отметим, что ни в одном случае меры не дали качественно противоречащих друг другу результатов.

Мы не используем широкий перечень других мер средней ошибки, характерных для подобных исследований (например, MAPE, Theil Index и тому подобное). Это обусловлено стремлением использовать только те меры, которые имеют соответствия среди формальных эконометрических тестов и, в частности, обладают хорошими статистическими свойствами (например, на конечных выборках $RMSE_h^m$ имеет нормальное распределение, а Theil Index – сильно отличающееся от нормального (Franses, 2016)).

Формальную процедуру сравнения двух моделей по точности их вневыборочных прогнозов предложили *Diebold and Mariano, 1995*. Пусть сравниваются модель \times и модель \circ . После проведения этой процедуры в распоряжении исследователя имеется ряд ошибок $e_{t+h|t}^x$, $t = \overline{1, T}$ и ряд ошибок $e_{t+h|t}^o$, $t = \overline{1, T}$. Чтобы сделать вывод, одинаково ли точны прогнозы моделей в терминах $RMSE$, рассматривается вспомогательный ряд $\Delta_{t+h|t} = (e_{t+h|t}^x)^2 - (e_{t+h|t}^o)^2$. Гипотеза о том, что они одинаково точны, формулируется как $E(\Delta_{t+h|t}) = 0$ и может быть проверена простыми статистическими тестами. Если окажется, что гипотеза отвергается в пользу гипотезы $E(\Delta_{t+h|t}) < 0$, то более точной моделью следует считать модель \times . И наоборот. Теоретически определенную проблему может

представлять тот факт, что $\Delta_{t+h|t}$ редко хорошо описывается предположением $\Delta_{t+h|t} \sim iid$ и довольно часто имеет значимую автокорреляцию и гетероскедастичность. Однако эти проблемы достаточно просто преодолеваются соответствующими поправками теста.

Далее мы ограничиваемся попарным сравнением моделей, поскольку его достаточно для получения итоговых выводов по интересующему нас в работе вопросу. Чаще всего модели сравниваются с бенчмарком, а в остальных случаях ясно видно из контекста, какая пара моделей подвергается сравнению.

3.3 Применение региональных данных

Тест *Diebold and Mariano, 1995* требователен к объему данных T , а также предполагает стационарность ряда $\Delta_{t+h|t}$. Если это требование нарушается или объем данных невелик, тест может оказаться недостаточно мощным и слишком часто не отклонять неверную нулевую гипотезу, считая обе модели равными по их прогнозной силе.

Timmermann and Zhu, 2019 предлагают переход к панельным данным в качестве возможного способа увеличить мощность теста. В нашей работе мы прибегаем к этому способу и задействуем региональные данные по инфляции. Если в распоряжении исследователя данные по N регионам, он может получить не просто ряд прогнозов $\hat{\pi}_{t+h|t}^m$, ряд ошибок $e_{t+h|t}^m$ и (при попарном сравнении) ряд разностей квадратов ошибок $\Delta_{t+h|t}$, а панельные аналоги всех этих структур данных $\hat{\pi}_{it+h|t}^m$, $e_{it+h|t}^m$, $\Delta_{it+h|t}$, $t = \overline{1, T}, i = \overline{1, N}$. В этом случае ошибки рассчитываются по слегка измененным формулам:

$$RMSE_h^m = \sqrt{\sum (e_{t+h|t}^m)^2 / NT},$$

$$MASE_h^m = \sum |e_{t+h|t}^m| / NT.$$

При этом гипотеза $E(\Delta_{it+h|t}) = 0$ тоже может быть проверена. Отметим, что при $\Delta_{it+h|t} \sim iid$ процедура почти не отличается от случая одного региона.

Существенные трудности возникают, если учесть факт сильной зависимости отдельных регионов между собой. Если $corr(e_{it+h|t}^m, e_{jt+h|t}^m) \gg 0$, как это имеет место в данных, и динамика инфляции, инфляционных сюрпризов и прогнозных ошибок не сильно отличается между регионами, то добавление новых регионов не дает новой информации и не повышает мощность теста. *Timmermann and Zhu, 2019* рассмотрели эту релевантную практике возможность в рамках следующей формализации.

Пусть ошибки прогнозов в разных регионах имеют факторную структуру, то есть существует небольшое число факторов, общих для всех регионов, дополняемых в каждом регионе идиосинкразической частью:

$$e_{it+h|t}^m = \lambda_{ih}^m f_{t,h} + \xi_{it+h|t}^m.$$

Можно интерпретировать $f_{t,h}$ как общие факторы инфляционного сюрприза. В этом случае выполняется $\text{corr}(e_{it+h|t}^m, e_{jt+h|t}^m) \gg 0$. Тогда:

$$\Delta_{t+h|t} = (e_{t+h|t}^x)^2 - (e_{t+h|t}^o)^2 = (\lambda_{ih}^x f_{t,h} + \xi_{it+h|t}^x)^2 - (\lambda_{ih}^o f_{t,h} + \xi_{it+h|t}^o)^2.$$

Раскрывая скобки и полагая $E(f_{t,h} \xi_{it+h|t}^m) = 0$, получаем:

$$\Delta_{t+h|t} = [\lambda_{ih}^x f_{t,h}]^2 - [\lambda_{ih}^o f_{t,h}]^2 + (\xi_{it+h|t}^x)^2 - (\xi_{it+h|t}^o)^2.$$

Выражение имеет простую интерпретацию: один прогноз может быть более точным, чем другой, как за счет меньшей восприимчивости к общим факторам ошибок, так и за счет меньшей остаточной ошибки. При этом нельзя исключать, что иногда точнее будет какой-то один прогноз.

Отметим, что в этом случае $\Delta_{t+h|t}$ не может иметь нормальное распределение. Распределение этой статистики зависит от распределения $f_{t,h}$. Гипотеза $E(\Delta_{it+h|t}) = 0$ может быть протестирована с помощью процедуры бутстрапа. Мы используем wild bootstrap, случайным образом выбирая блоки наблюдений и считая статистику $\overline{\Delta_{t+h|t}} / \text{sd}(\Delta_{t+h|t})$ для каждого случая. Далее, согласно методологии бутстрапа мы находим эмпирический доверительный интервал для нашей статистики и проверяем, включает ли он 0. В положительном случае нулевая гипотеза считается принятой, а точность моделей – одинаковой.

4. Данные

4.1. ИПЦ и его структура

Мы используем данные о динамике компонентов индекса потребительских цен в России и ее регионах с января 2002 по ноябрь 2021 г. в формате темпов прироста м/м с устранением сезонности. Сезонный фактор был устранен с помощью методологии Банка России². Сезонное сглаживание проводилось с учетом всей доступной информации, что отчасти противоречит методологии псевдореального времени (фактически, в начале периода нам не могут быть известны данные на его конец), но не является беспрецедентным. В ряде работ (*Styrin, 2019*) используется именно такая процедура.

Мы используем там, где это возможно, официально публикуемые Росстатом веса для отдельных компонентов потребительской корзины, а в случае, где такие веса недоступны, аппроксимируем их с помощью доступной информации в соответствии с методологией Росстата.

Состав потребительской корзины на протяжении рассматриваемого периода ежегодно менялся и по состоянию на 2022 год включает более 500 отдельных

² Сезонно сглаженные индексы для РФ доступны по адресу <http://www.cbr.ru/statistics/ddkp/aipd/>.

товаров и услуг. Поскольку на уровне отдельных товаров не удастся выдержать единую потребительскую корзину, мы не применяем столь детальный уровень дезагрегации и ограничиваемся рассмотрением более агрегированных товарных групп. В частности, мы используем деление потребительской корзины на 3 компонента (продовольственные и непродовольственные товары и услуги), на 6 компонентов (отдельно выделены плодоовощная продукция, топливо моторное и услуги ЖКХ), на 18 компонентов (выделены еще несколько наиболее весомых и/или волатильных товарных групп) и на 45 компонентов (табл. 1 в Приложении). Далее дезагрегированные прогнозы динамики цен строились на всех этих уровнях дезагрегации.

Дизайн прогнозов в псевдореальном времени устроен следующим образом. В качестве первой тренировочной выборки используется весь временной период до сентября 2015 года. Прогнозы строятся на период от 1 до 12 месяцев. Первый прогноз на 1 месяц вперед строится на октябрь 2015 года. Далее тренировочная выборка расширяется с шагом в 1 месяц, последняя прогнозная точка приходится на декабрь 2021 года. Таким образом, ни в одну из тестовых выборок не попадают наблюдения в переходный период после декабря 2014 года.

4.2. Особенности динамики цен компонентов ИПЦ в России

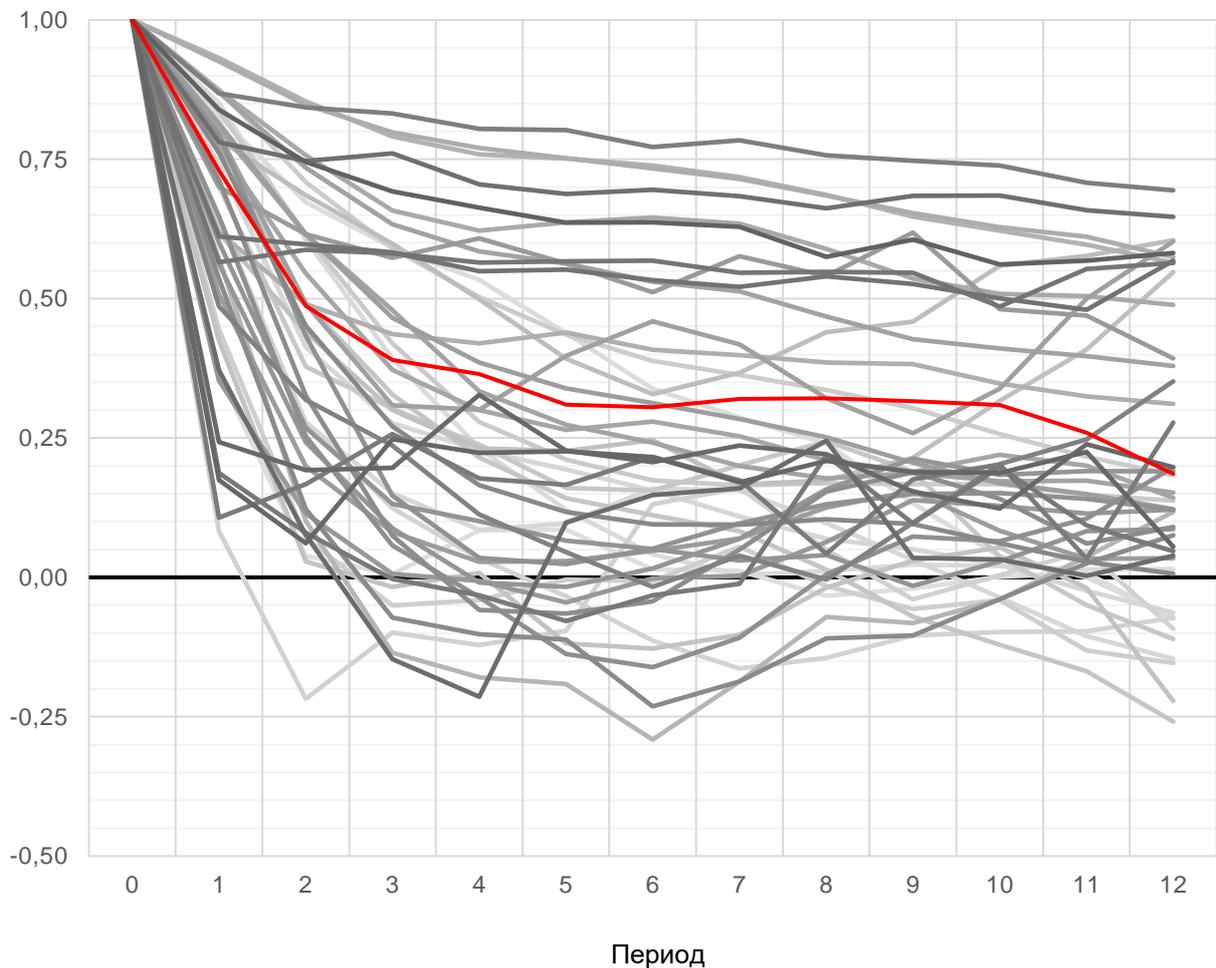
Прежде чем перейти к результатам прогнозных моделей, постараемся описать несколько важных свойств имеющихся данных. Рассмотрим характеристики рядов 45 компонентов и сравним их с динамикой инфляции в целом.

Сначала отметим, что динамика роста цен отдельных компонентов может существенно отличаться от динамики инфляции в целом. В приложении приведены описательные статистики этих компонентов, включая средний уровень, стандартное отклонение, автокорреляцию первого порядка и корреляцию с инфляцией в целом, за весь рассматриваемый период (табл. 1). Очевидны существенные различия между отдельными компонентами по этим показателям. Так, средний уровень цен по табачным изделиям в несколько раз выше инфляции в целом, в то время как для товаров электроники и бытовой техники в большинстве периодов характерно снижение цен. Ряд товаров, включая плодоовощную продукцию, яйца, сахар, характеризуется существенной волатильностью, тогда как отдельные виды услуг почти не меняются в течение долгого времени.

С точки зрения прогнозирования важно охарактеризовать персистентность инфляции. В разделе 2 уже отмечалось, что гетерогенность персистентности является необходимым условием использования динамики цен компонентов ИПЦ в прогнозах. В имеющихся данных гетерогенность персистентности достаточно очевидна: автокорреляция первого порядка для 45 компонентов различается в широком диапазоне, а эмпирические функции автокорреляции (рис. 1) демонстрируют все возможные паттерны поведения: от случая продовольственных товаров низкого передела, где автокорреляция быстро становится незначимой и к

третьему месяцу не отличается от нуля, до случая отдельных услуг, где автокорреляция сохраняется значимой на протяжении всех 12 месяцев.

Рис. 1. Автокорреляционные функции компонентов ИПЦ

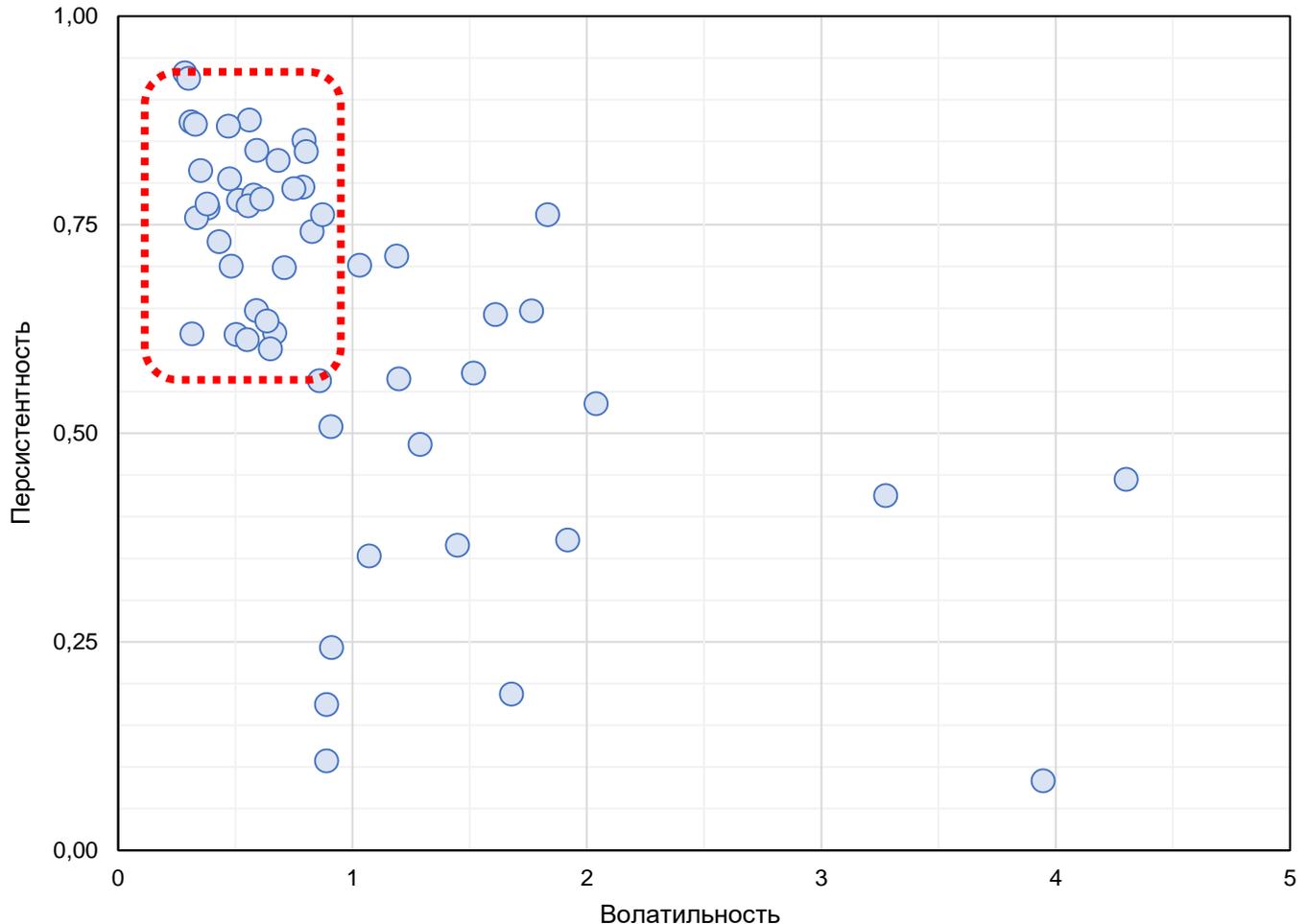


Примечание. На графике представлены функции автокорреляции 45 товарных групп, демонстрирующие персистентность рядов. Цветом выделена автокорреляция динамики инфляции в целом.

Источники: Росстат, расчеты авторов.

Наконец, корреляция компонентов между собой и с инфляцией в целом тоже существенно различается, но для большинства компонентов остается довольно высокой. Это свидетельствует в пользу действия общих факторов, а также может сигнализировать о снижении эффективности дезагрегации, если не учитывать в моделях общие факторы дополнительно.

Рис. 2. Персистентность и волатильность секторальной инфляции

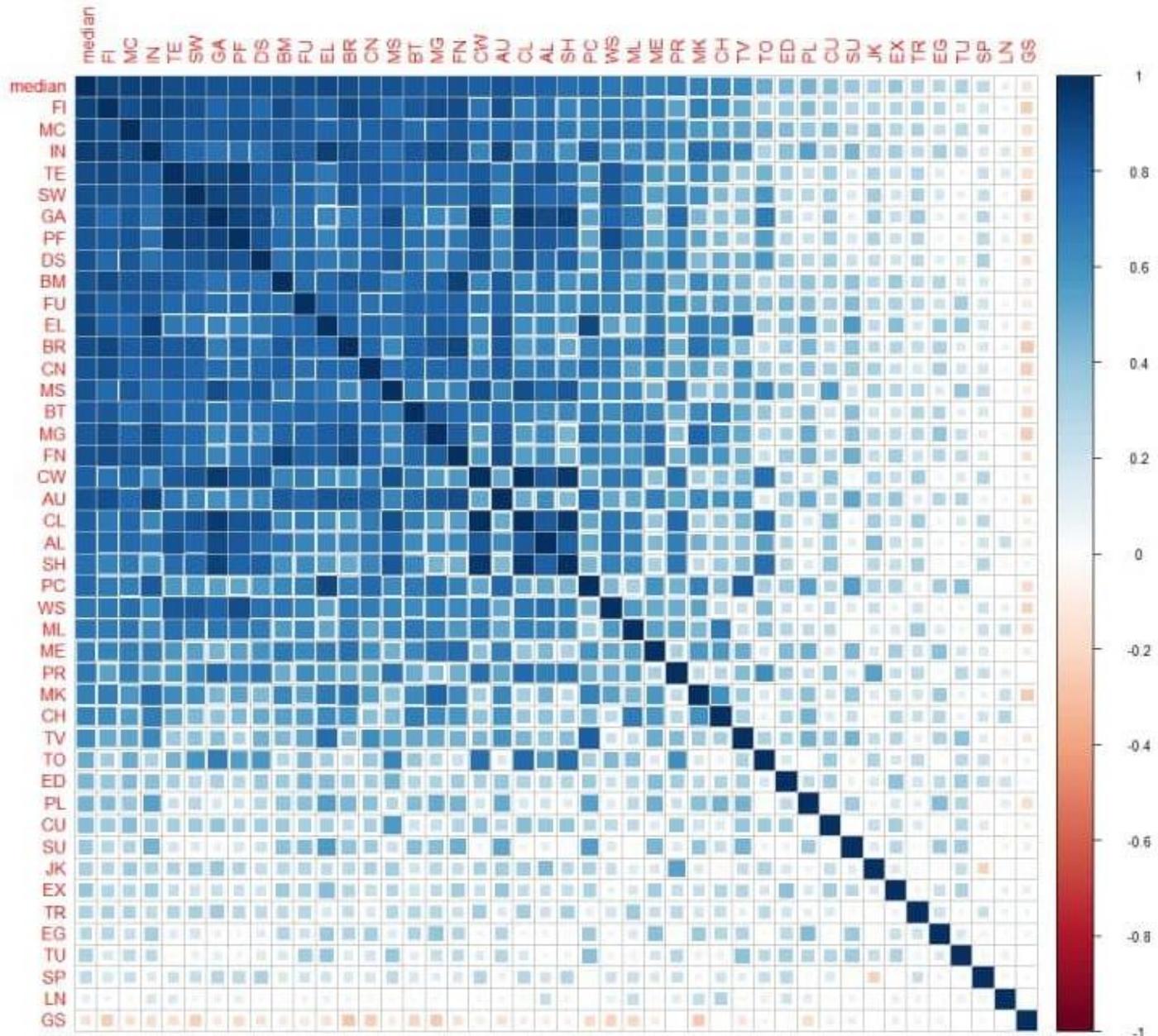


Примечание. На графике представлены товарные группы. По горизонтали показана их волатильность, измеряемая стандартным отклонением. По вертикали – персистентность, измеряемая автокорреляцией первого порядка. Точки в левом верхнем углу соответствуют товарным группам, наиболее информативным с точки зрения прогноза.

Источники: Росстат, расчеты авторов.

Вместе с тем есть все предпосылки к успешному использованию динамики цен компонентов ИПЦ в прогнозах. На рис. 2 и 3 хорошо выделяются группы низковолатильных компонентов с высокой корреляцией между собой и с инфляцией в целом в противоположность волатильным компонентам с преимущественно идиосинкразической динамикой. Возможно, одинаковая работа с шоками в этих группах уступает дифференцированной: придание большего значения в анализе первым группам может дать более точный прогноз.

Рис. 3. Корреляции между компонентами ИПЦ



Примечание. Цветом показана корреляция между соответствующими компонентами ИПЦ. Использованы следующие сокращения:

FI – рыбпродукты, MC – общественное питание, IN – инструменты, TE – чай и кофе, SW – кондитерские изделия, GA – галантерея, PF – парфюмерные и косметические средства, DS – бытовые услуги, BM – стройматериалы, FU – меховые изделия, EL – электротовары, BR – хлеб и хлебобулочные изделия, CN – средства связи, MS – медицинские услуги, BT – масло и жиры, MG – медицинские товары, FN – мебель, CW – трикотаж, AU – легковые автомобили, CL – одежда, AL – алкогольная продукция, SH – обувь, PC – персональные компьютеры, WS – моющие средства, ML – молоко и молочная продукция, ME – мясопродукты, PR – печатные изделия, MK – макаронные и крупяные изделия, CH – сыр, TV – телерадиотовары, TO – табачные изделия, ED – услуги образования, PL – плодоовощная продукция, CU – услуги культуры, SU – сахар, JK – услуги ЖКХ, EX – экскурсионные услуги, TR – услуги транспорта, EG – яйца, TU – услуги зарубежного туризма, SP – санаторные услуги, LN – связь, GS – топливо моторное. Median обозначается медиана приростов цен рассматриваемых товарных групп.

Источники: Росстат, расчеты авторов.

5. Используемые модели

5.1. Модели-бенчмарки

Проблема выбора простой модели, с которой удобно сравнивать другие модели по прогнозным свойствам, представляется важной. Для инфляции США традиционно используется модель случайного блуждания, согласно которой инфляция на прогнозном горизонте предполагается равной текущему значению инфляции:

$$\pi_{t+h} = \pi_t + u_{t,h}.$$

Прогноз на h периодов вперед рассчитывается как:

$$\hat{\pi}_{t+h|t}^{RW} = \pi_t.$$

Несколько модифицированная версия модели случайного блуждания была предложена *Atkeson and Ohanian, 2001*. В ней в качестве прогноза используется не последнее значение инфляции, а усредненное за несколько периодов:

$$\pi_{t+h} = \frac{1}{\tau} \sum_{\tau} \pi_t + u_{t,h}.$$

Прогноз на h периодов вперед рассчитывается как:

$$\hat{\pi}_{t+h|t}^{RW-AO} = \frac{1}{\tau} \sum_{\tau} \pi_t.$$

Обе модели хорошо зарекомендовали себя в анализе инфляции США. Известно, что крайне сложно найти прогнозную модель, которая на данных США окажется точнее прогноза случайного блуждания.

Хотя модель случайного блуждания является стандартом прогнозирования инфляции в США, совершенно неочевидно, что она может быть эффективным бенчмарком в других странах. Есть основания полагать, что выдающиеся показатели этой модели связаны с особенностями данных (наличие длительных исторических данных, отсутствие объявленного таргета по инфляции в течение большей их части, смена режимов монетарной политики и так далее) и неуниверсальны.

В частности, для российских данных ситуация может быть иной. Если рассматривать период после перехода к режиму таргетирования инфляции (с октября 2015 по ноябрь 2021 г.), следует обратить внимание на простую модель, при которой прогноз инфляции просто равен текущей цели по инфляции. Такое простое эмпирическое правило предложено *Diron and Mojon, 2005*. Его суть заключается в том, что эффективно действующий центральный банк обладает возможностью достигать своей цели по инфляции. Если центральный банк пользуется доверием, такой «заякоренный» прогноз согласуется с «заякоренными» инфляционными ожиданиями населения и имеет право на существование.

Модель «заякоренного» прогноза:

$$\pi_{t+h} = \pi_{SS} + u_t,$$

где π_{SS} – цель центрального банка по инфляции. Прогноз на h периодов вперед рассчитывается как:

$$\hat{\pi}_{t+h|t}^{IT} = \pi_{SS}.$$

Очевидно, что применение этих моделей к дезагрегированным компонентам и последующая агрегация прогноза хотя и возможны, но бессмысленны. Теоретически должны получаться совершенно идентичные прогнозы, а на практике из-за ошибок округления дезагрегированные прогнозы будут уступать агрегированным. Поэтому сравнение следует проводить с помощью других моделей.

5.2. Одномерные модели

Вслед за *Bermingham and d'Agostino, 2011* в качестве моделей для дезагрегированных прогнозов мы используем модели ARIMA и модели авторегрессии.

Модель AR:

$$\pi_{t+h} = \mu + B(L)(\pi_t - \mu) + u_{t,h},$$

где μ и $B(L)$ – оцениваемые коэффициенты. Прогноз на h периодов вперед рассчитывается как:

$$\hat{\pi}_{t+h|t}^{AR} = \hat{\mu} + \hat{B}(L)(\pi_t - \mu).$$

Различают прямой и рекурсивный подход к прогнозированию с помощью таких моделей. При рекурсивном подходе оценивается одна модель – модель прогноза на 1 период вперед, а прогнозы на большее число периодов получаются подстановкой в модель полученных прогнозов на предшествующие периоды. При прямом подходе для каждого прогнозного горизонта оценивается отдельная модель. Последнее роднит прямой подход с методологией *local projections* (*Jordà, 2005*), успешно зарекомендовавшей себя в эмпирических исследованиях.

Помимо основной версии этой модели, оцениваемой на расширяющихся тренировочных выборках, мы используем оценки тех же моделей на скользящих выборках в 36 месяцев. Это допускает некоторое изменение параметров модели, поскольку данные, отстоящие от прогнозных более чем на 36 месяцев, не учитываются при его построении.

5.3. Модели с общими факторами

Более весомым аргументом за использование динамики цен компонентов ИПЦ или против нее может стать сравнение моделей с общим фактором. Для этого мы адаптируем модели из *Bermingham and d'Agostino, 2011* и *Faust and Wright, 2013*.

Модель FAAR

Bermingham and d'Agostino, 2011 предлагали дополнить модели отдельных компонентов общим фактором, получая Factor-Augmented AR (FAAR):

$$\pi_{t+h} = \mu + B(L)(\pi_t) + \gamma F_t + u_{t,h},$$

где μ, γ и $B(L)$ – оцениваемые коэффициенты, а F_t – мера общих факторов, влияющих на все или на большинство компонентов инфляции одновременно. Прогноз на h периодов вперед рассчитывается как:

$$\hat{\pi}_{t+h|t}^{FAAR} = \hat{\mu} + \hat{B}(L)(\pi_t) + \hat{\gamma}F_t.$$

В качестве F_t сами *Bermingham and d'Agostino, 2011* рассматривали первую главную компоненту кросс-секции цен на отдельные товары. Мы используем в качестве F_t уровень медианной динамики цен, а также для проверки робастности – БИПЦ и уровень инфляции без плодоовощной продукции, топлива моторного и услуг ЖКХ. Отметим, что результаты качественно не отличаются.

Faust and Wright, 2013 рассмотрели возможность использования оценок инфляции в разрывах. Для этого они из динамики инфляции вычитали уровень трендовой инфляции (аппроксимируемый ими долгосрочными инфляционными ожиданиями аналитиков), прогнозировали динамику этой разницы отдельно и добавляли прогнозы будущей разницы к текущему уровню трендовой инфляции (то есть предполагали постоянство последнего на прогнозном горизонте). Такой подход позволял учесть нестационарность и давал хорошие результаты.

Мы адаптируем эту модель и используем уровень медианной динамики цен в качестве уровня трендовой инфляции.

Модель AR-in-gap

$$\pi_{t+h} = \gamma \mu_t + B(L)(\pi_t - \gamma \mu_t) + u_{t,h},$$

где $B(L)$ – оцениваемые коэффициенты, а μ_t – уровень медианной динамики цен. Прогноз на h периодов вперед рассчитывается как:

$$\hat{\pi}_{t+h|t}^{gap} = \hat{\gamma} \mu_t + \hat{B}(L)(\pi_t - \hat{\gamma} \mu_t).$$

Последняя модель удобна тем, что позволяет учесть в модели информированное среднее, как это делает модель «заякоренного» прогноза. Это дает нам возможность получить результаты, сопоставимые по точности с бенчмарком, за счет его основного преимущества – несмещенности.

6. Результаты

Сравнение точности прогнозов на тестовой выборке с октября 2015 по ноябрь 2021 г. приводит к следующим выводам.

1. Среди моделей-бенчмарков лучшие результаты показывает модель «заякоренного» прогноза.

Точность «заякоренного» прогноза по метрике RMSE высока по сравнению с другими моделями. Стандартные модели-бенчмарки – модель случайного блуждания и модель авторегрессии – дают большую величину ошибки. Важно отметить, что с увеличением горизонта прогнозирования качество прогнозов как RW-, так и AR-моделей ухудшается, а для модели «заякоренного» прогноза она стабильна по построению (табл. 2а).

Результат закономерен. За период 2016–2020 г. средний уровень инфляции находился вблизи цели Банка России. Как следствие, прогнозы, максимально соответствующие целевому уровню, были точны. Важно и то, что другие модели не могли приблизиться к данному уровню, поскольку опирались только на предыдущую динамику инфляции, в которой не было информации о переходе к режиму таргетирования, целевом уровне и соответствующих изменениях в долгосрочных свойствах динамики инфляции. Как следствие, прогнозы таких моделей систематически завышены. Напротив, модель «заякоренного» прогноза дает несмещенные прогнозы, что оказывается решающим с точки зрения точности, даже несмотря на заведомо примитивное моделирование краткосрочной динамики.

Табл. 2а. Модели и метрики RMSE точности их прогнозов (часть 1)

Модель	1 мес.	3 мес.	6 мес.	9 мес.	12 мес.
«Заякоренный» прогноз	0,2397	0,2397	0,2397	0,2397	0,2397
RW	1,0813**	1,2166***	1,3408***	1,4616***	1,7954***
RW-AO (3 мес.)	0,9841	1,0866**	1,1935***	1,3071***	1,7406***
RW-AO (6 мес.)	0,9766	1,0548*	1,1579***	1,4318***	1,7384***
RW-AO (12 мес.)	1,0395*	1,1817***	1,3897***	1,5739***	1,7206***
RW-AO (36 мес.)	1,4261***	1,4758***	1,5508***	1,6207***	1,6714***
AR	1,0353	1,1764***	1,2820***	1,4343***	1,7858***

Примечание. Здесь и далее расчет на основе региональных данных. За исключением бенчмарка все RMSE даны по отношению к бенчмарку. Серым цветом выделены значимо менее точные модели. Синяя заливка соответствует моделям без дезагрегации. Звездочками обозначены уровни значимости теста *Timmermann and Zhu, 2019*: * – 1%, ** – 5%, *** – 10%.

В то же время цель Банка России была публично объявлена, входила в информационное множество экономических агентов и могла быть учтена при построении прогнозов. Если при моделировании обеспечить нахождение безусловного среднего прогнозов вблизи 4% (например, оценкой параметров с ограничением), точность прогнозов будет сопоставима с моделью «заякоренного» прогноза.

2. Для моделей, опирающихся только на динамику инфляции, дезагрегация не приводит к увеличению точности.

Результаты сравнения точности представлены ниже в табл. 26. Модели всех уровней дезагрегации дают сопоставимые по точности прогнозы. На горизонте 1–3 месяца их точность примерно соответствует точности прогнозов случайного блуждания и «заякоренного» прогноза, однако на более длительном горизонте качество ухудшается.

Оценки на скользящих выборках дают более точные прогнозы, если в качестве сравнения использовать весь период, и сопоставимые, если ограничиваться только периодом после перехода к режиму таргетирования. Все выводы подтверждаются результатами эконометрических тестов как *Diebold and Mariano, 1995*, так и *Timmermann and Zhu, 2019*.

Табл. 26. Модели и метрики RMSE точности их прогнозов (часть 2)

Модель	1 мес.	3 мес.	6 мес.	9 мес.	12 мес.
AR	1,0353	1,1764***	1,2820***	1,4343***	1,7858***
AR-3	1,0518	1,1807***	1,2974***	1,5413***	1,6597***
AR-6	0,9889	1,224***	1,2974***	1,4729***	1,6928***
AR-18	0,9969	1,2382***	1,2666***	1,4760***	1,7297***
AR-45	1,0178	1,1545***	1,2633***	1,4169***	1,7683***
AR (TVP)	1,0018	1,1063***	1,2591***	1,4581***	1,8523***
AR-3 (TVP)	1,0125	1,1451***	1,3216***	1,3454***	1,8218***
AR-6 (TVP)	1,0089	1,1389***	1,3139***	1,3966***	1,8763***
AR-18 (TVP)	1,0105	1,0877**	1,2726***	1,2379***	1,8586***
AR-45 (TVP)	1,0154	1,0955**	1,2562***	1,2437***	1,7971***
AR (direct)	1,0353	1,2624***	1,3566***	1,3139***	1,5922***
AR-3 (direct)	1,0444	1,2601***	1,2647***	1,3156***	1,5970***
AR-6 (direct)	0,9739	1,2055***	1,1464***	1,3397***	1,4863***
AR-18 (direct)	0,9971	1,2851***	1,4045***	1,2969***	1,5994***
AR-45 (direct)	1,0178	1,2276***	1,3209***	1,2975***	1,4215***

Источник: расчеты авторов.

Следовательно, само по себе использование дезагрегированной статистики не приводит к более точным прогнозам. На это может влиять как отсутствие в ней полезной информации, так и проблемы, возникающие при игнорировании общих факторов. Кроме того, изменение структурных параметров инфляции, в особенности ее среднего, представляется значимым барьером к использованию этих моделей. На скользящих выборках они опережают по точности модели на расширяющихся выборках, а модель «заякоренного» прогноза значительно опережает остальные.

3. Факторы инфляции, общие для большинства товаров, способствуют точности прогнозов (даже при учете самыми простыми способами)

Результаты моделей с учетом общих факторов приведены ниже в табл. 2в. Они качественно отличаются от результатов, рассмотренных выше.

Табл. 2в. Модели и метрики RMSE точности их прогнозов (часть 3)

Модель	1 мес.	3 мес.	6 мес.	9 мес.	12 мес.
FAAR	0,9277**	1,0942**	1,2909***	1,2494***	1,6803***
FAAR-3	0,9706*	1,0939**	1,1867***	1,2421***	1,5477***
FAAR-6	0,9622*	1,0564*	1,1847***	1,2948***	1,5478***
FAAR-18	0,8951**	1,0148	1,2404***	1,3748***	1,7553***
FAAR-45	0,8541***	1,0221	1,2517***	1,3975***	1,8954***
AR-in-gap	0,8457***	0,9213**	0,9845	1,0125	1,0056
AR-in-gap-3	0,8532***	0,9217**	0,9702	1,0148	1,0012
AR-in-gap-6	0,8378***	0,9115**	0,9754	0,9867	1,0033
AR-in-gap-18	0,7805***	0,8814***	0,9676*	0,9552	1,0122
AR-in-gap-45	0,7584***	0,8633***	0,9515*	0,9937	0,9987

Источник: расчеты авторов.

Результаты моделей с включением общих факторов отличаются от предыдущих (без моделирования общих факторов). Во-первых, модели разного уровня дезагрегации отличаются, при этом более глубоким уровням дезагрегации соответствуют более точные прогнозы. Хотя эта разница незначительна на российских данных, по регионам тест позволяет показать значимость этого различия. Возможно, сказывается малая мощность теста *Diebold and Mariano, 1995*, а подход *Timmermann and Zhu, 2019* является более чувствительным и эффективным.

Во-вторых, модели с дезагрегацией, хотя и уступают бенчмарку, как и прежде, на дальних горизонтах, на ближних являются сопоставимыми с ним, а в отдельных случаях превосходят его. Что касается сравнения дезагрегированных моделей с их ближайшими аналогами, то включение общих факторов позволяет им опережать модели без дезагрегации.

В-третьих, использование медианной динамики цен повышает точность прогнозов даже без дезагрегирования. По абсолютной величине этот прирост точности чуть больше, чем дальнейший прирост от использования динамики цен компонентов ИПЦ. Это отчасти соотносится с результатами *Stock and Watson, 2016*, доказывающими, что роль дезагрегированной динамики цен ограничивается только устранением волатильных компонентов, а с другой стороны, противоречит им, поскольку определенный прирост точности все же есть.

При этом модели с меняющимися коэффициентами в большинстве случаев точнее моделей с постоянными.

4. При учете общих факторов и фиксации безусловного среднего на целевом уровне инфляции дезагрегация существенно повышает точность на краткосрочном горизонте.

Если сообщить моделям AR-in-gap информацию об уровне таргета и зафиксировать медианную динамику цен на прогнозном горизонте на этом уровне, результаты для всех уровней дезагрегации оказываются не хуже бенчмарка на всех горизонтах, а с точки зрения региональных данных – значительно лучше на ближних. Это можно объяснить тем, что в данной модели прогноз быстро сходится к уровню трендовой инфляции и поэтому почти не отличается от заданного уровня таргета по инфляции.

В качестве проверки робастности выводов полезно рассмотреть модели с включением валютного курса. Последний обоснованно считается одной из немногих переменных, устойчиво коррелирующих с динамикой инфляции. Кроме того, с точки зрения отдельных компонентов потребительской корзины валютный курс смело можно считать общим фактором – на его примере можно проверить выводы о роли общих факторов в прогнозе инфляции.

Если говорить кратко, результаты моделей с валютным курсом таковы. Его включение в модель приводит к улучшению точности прогнозов, особенно на короткие горизонты. Добавление валютного курса к моделям с дезагрегацией тоже увеличивает их точность по сравнению с валютным курсом, но в сравнении «модели с дезагрегацией – модели без дезагрегации» включение курса рубля не вносит новой информации. По-прежнему по российским данным эти модели сопоставимы по точности всегда, а на региональных – значительное уточнение прогнозов дает только одновременное включение дезагрегированных компонентов и общих факторов. Это не только подтверждает предыдущие выводы, но и показывает, что влияние валютного курса – не единственный общий фактор. Сам по себе он не дает такого же эффекта, как включение медианной динамики цен.

Не меняются результаты и в отношении бенчмарка и «заякоренности» прогноза. Модель с валютным курсом и таргетом превосходит модель только с валютным курсом. Модели с валютным курсом, таргетом и общими факторами превосходит модель только с таргетом. При углублении дезагрегации происходит значимый рост точности, но лишь на ближних прогнозных горизонтах. По-видимому, сравнение моделей разной степени дезагрегации, учета таргета и общих факторов инвариантно относительно влияния валютного курса: результаты не меняются при добавлении/исключении валютного курса.

В целом результаты показывают, что использование динамики цен компонентов ИПЦ может приводить к значимому приросту точности прогнозов, однако это возможно только после учета (даже очень простого) общих факторов. Если не включить их в модель, точность прогноза не увеличится. При этом для сравнения прогнозов за длительные периоды времени необходим учет изменения параметров инфляционных процессов, а чтобы превзойти простой бенчмарк «заякоренного» прогноза, полезной стратегией может быть сообщение модели информации об уровне безусловного среднего.

Заключение

В работе рассмотрена роль динамики цен компонентов ИПЦ при прогнозировании общего уровня инфляции в России. Обзор имеющейся литературы показал, что дезагрегированная статистика может способствовать повышению точности прогноза общей инфляции, в ряде других стран это подтверждается и эмпирически. Результаты, полученные для других стран, подтвердились в случае российских данных лишь частично.

Учет динамики цен компонентов ИПЦ действительно поможет существенно повысить точность прогнозов инфляции по крайней мере на короткие горизонты. Однако это не первоочередной шаг, который следует сделать. Таковым представляется учет меняющихся параметров инфляционных процессов и в особенности – учет перехода к таргетированию инфляции с фиксированием безусловного среднего по инфляции на уровне цели по инфляции. Последнее представляется решающим фактором точности прогноза на горизонтах от 6 месяцев.

Лишь после учета этих особенностей оправдана интеграция дезагрегированной статистики в краткосрочное прогнозирование. При этом необходимо учитывать динамику общих факторов (например, влияние валютного курса), в том числе даже простым способом, без учета которых использование секторальной статистики кажется бесполезным.

Вспомогательным, но важным результатом нашего исследования представляется модель «заякоренного» прогноза. Показано, что даже такая простая модель оказывается непреодолимым барьером для большинства неструктурных моделей инфляции. Это позволяет нам рекомендовать эту модель в качестве простого бенчмарка для замера качества прогнозных моделей инфляции в России.

Список литературы

- Андреев А., 2016. Прогнозирование инфляции методом комбинирования прогнозов в Банке России. Банк России: серия докладов об экономических исследованиях, № 14.
- Altissimo F., Mojon B., Zaffaroni P., 2009. Can aggregation explain the persistence of inflation? *Journal of Monetary Economics* 56, 231–241.
- Atkeson A., Ohanian L.E., 2001. Are Phillips curves useful for forecasting inflation? *Federal Reserve bank of Minneapolis quarterly review* 25, 2–11.
- Attanasio O., Larkin K., Ravn, M.O., Padula, M., 2022. (S) cars and the Great Recession. *Econometrica* 90, 2319–2356.
- Baybuza I., 2018. Inflation forecasting using machine learning methods. *Russian Journal of Money and Finance* 77, 42–59.
- Bermingham C., D’Agostino A., 2014. Understanding and forecasting aggregate and disaggregate price dynamics. *Empirical Economics* 46, 765–788.
- Bils M., Klenow P.J., 2004. Some evidence on the importance of sticky prices. *Journal of political economy* 112, 947–985.
- Boivin J., Giannoni M.P., Mihov I., 2009. Sticky Prices and Monetary Policy: Evidence from Disaggregated US Data. *The American Economic Review* 99, 350–384.
- Byrne J.P., Kontonikas A., Montagnoli A., 2013. International evidence on the New Keynesian Phillips curve using aggregate and disaggregate data. *Journal of Money, Credit and Banking* 45, 913–932.
- Cantelmo A., Melina G., 2018. Monetary policy and the relative price of durable goods. *Journal of Economic Dynamics and Control* 86, 1–48.
- Carlton D., 1986. The Rigidity of Prices. *American Economic Review* 76, 637–58.
- Clark T.E., 2006. Disaggregate evidence on the persistence of consumer price inflation. *Journal of Applied Econometrics* 21, 563–587.
- Deryugina E., Karlova N., Ponomarenko A., Tsvetkova, A., 2019. The role of regional and sectoral factors in Russian inflation developments. *Economic Change and Restructuring* 52, 453–474.
- Diebold F., Mariano R., 1995. Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics* 13, 253–63.
- Diron M., Mojon B., 2005. Forecasting the central bank’s inflation objective is a good rule of thumb (No. 564), Working Paper Series, Working Paper Series. European Central Bank.
- Duval M.R.A., Furceri D., Lee R., Tavares M.M., 2021. Market power and monetary policy transmission. *International Monetary Fund*.
- Eckstein O., 1981. *Core Inflation*. Prentice-Hall.
- Eliseev A., Novak A., Shulgin A., 2021. Long Run Exchange Rate Pass-Through.
- Elmer S., Maag T., 2009. The persistence of inflation in Switzerland: Evidence from disaggregate data.

- Erceg C., Levin A., 2006. Optimal monetary policy with durable consumption goods. *Journal of Monetary Economics* 53, 1341–1359.
- Faust J., Wright J., 2013. *Forecasting Inflation (Handbook of Economic Forecasting)*. Elsevier.
- Feldstein M., 2017. Why is growth better in the United States than in other industrial countries? *Journal of Policy Modeling* 39, 655–659.
- Franses P.H., 2016. A note on the Mean Absolute Scaled Error. *International Journal of Forecasting* 32, 20–22.
- Fulton C., Hubrich K., 2021. Forecasting US Inflation in Real Time (No. 2021– 014), Finance and Economics Discussion Series, Finance and Economics Discussion Series. Board of Governors of the Federal Reserve System (U.S.).
- Golosov M., Lucas Jr. R.E., 2007. Menu Costs and Phillips Curves. *Journal of Political Economy* 115, 171–199.
- Gopinath G., Itskhoki O., 2011. In Search of Real Rigidities (NBER Chapters). National Bureau of Economic Research, Inc.
- Gordon R., 1975. Alternative Responses of Policy to External Supply Shocks. *Brookings Papers on Economic Activity* 6, 183–206.
- Graeve F.D., Walentin K., 2015. Refining Stylized Facts from Factor Models of Inflation. *Journal of Applied Econometrics* 30, 1192–1209.
- Hendry D.F., Hubrich K., 2011. Combining Disaggregate Forecasts or Combining Disaggregate Information to Forecast an Aggregate. *Journal of Business & Economic Statistics* 29, 216–227.
- Hubrich K., 2005. Forecasting euro area inflation: Does aggregating forecasts by HICP component improve forecast accuracy? *International Journal of Forecasting* 21, 119–136.
- Ida D., 2020. Sectoral inflation persistence and optimal monetary policy. *Journal of Macroeconomics* 65.
- Imbs J., Jondeau E., Pelgrin F., 2011. Sectoral Phillips curves and the aggregate Phillips curve. *Journal of Monetary Economics* 58, 328–344.
- Jordà Ò., 2005. Estimation and Inference of Impulse Responses by Local Projections. *The American Economic Review* 95, 161–182.
- Kato R., Okuda T., Tsuruga T., 2021. Sectoral inflation persistence, market concentration, and imperfect common knowledge. *Journal of Economic Behavior & Organization* 192, 500–517.
- Kaufmann D., Lein S.M., 2011. Sectoral Inflation Dynamics, Idiosyncratic Shocks and Monetary Policy (No. 2011– 07), Working Papers, Working Papers. Swiss National Bank.
- Khabibullin R., 2019. What measures of real economic activity slack are helpful for forecasting Russian inflation? (No. wps50), Bank of Russia Working Paper Series, Bank of Russia Working Paper Series. Bank of Russia.
- Leith C., Malley J., 2007. A Sectoral Analysis of Price-Setting Behavior in U.S. Manufacturing Industries. *The Review of Economics and Statistics* 89, 335–342.

- Linder M.H., Peach R., Rich R., 2013. The parts are more than the whole: separating goods and services to predict core inflation. *Current Issues in Economics and Finance* 19.
- Mumtaz H., Zabczyk P., Ellis C., 2009. What lies beneath: what can disaggregated data tell us about the behaviour of prices? (No. 364), Bank of England working papers, Bank of England working papers. Bank of England.
- Osbat C., Sun Y., Wagner M., 2021. Sectoral exchange rate pass-through in the euro area (No. 2634), Working Paper Series, Working Paper Series. European Central Bank.
- Pavlov E., 2020. Forecasting Inflation in Russia Using Neural Networks. *Russian Journal of Money and Finance* 79, 57–73.
- Reis R., Watson M.W., 2010. Relative Goods' Prices, Pure Inflation, and the Phillips Correlation. *American Economic Journal: Macroeconomics* 2, 128–157.
- Stock J.H., Watson M.W., 2020. Slack and Cyclically Sensitive Inflation. *Journal of Money, Credit and Banking* 52, 393–428.
- Stock J.H., Watson M.W., 2016. Core Inflation and Trend Inflation. *The Review of Economics and Statistics* 98, 770–784.
- Styrin K., 2019. Forecasting Inflation in Russia Using Dynamic Model Averaging. *Russian Journal of Money and Finance* 78, 3–18.
- Tallman E., Zaman S., 2017. Forecasting inflation: Phillips curve effects on services price measures. *International Journal of Forecasting* 33, 442–457.
- Timmermann A., Zhu Y., 2019. Comparing Forecasting Performance with Panel Data (No. 13746), CEPR Discussion Papers, CEPR Discussion Papers. C.E.P.R. Discussion Papers.

Приложения

Табл. 1. Описательные статистики секторальной инфляции

	$w, \%$	$E(\pi_t)$	$\sigma(\pi_t)$	$ACF(\pi_t)$	$corr$
Все товары и услуги	100,0	0,68	0,43	0,73	1,00
ИПЦ без плодоовощной продукции, нефтепродуктов и ЖКХ	81,0	0,62	0,38	0,77	0,93
Продовольственные товары	38,2	0,70	0,67	0,62	0,89
Продовольственные товары (без овощей, картофеля и фруктов)	33,7	0,71	0,52	0,78	0,82
Другие продовольственные товары	2,5	0,46	1,45	0,37	0,14
Мясопродукты	9,0	0,68	0,68	0,83	0,54
Рыбопродукты	2,1	0,75	0,79	0,85	0,68
Масло и жиры	1,2	0,79	1,61	0,64	0,42
Молоко и молочная продукция	3,1	0,79	0,83	0,74	0,41
Сыр	1,3	0,74	1,77	0,65	0,30
Яйца	0,5	0,73	3,95	0,08	0,29
Сахар	0,4	0,67	4,30	0,44	0,41
Кондитерские изделия	2,6	0,72	0,56	0,88	0,65
Чай, кофе	1,1	0,64	0,80	0,84	0,55
Хлеб и хлебобулочные изделия	1,5	0,83	1,03	0,70	0,38
Макаронные и крупяные изделия	1,2	0,86	1,83	0,76	0,54
Фрунтово-овощная продукция, включая картофель	4,4	0,74	3,28	0,43	0,61
Алкогольные напитки	4,6	0,63	0,50	0,62	0,39
Общественное питание	2,5	0,76	0,58	0,79	0,73
Непродовольственные товары	35,0	0,55	0,34	0,76	0,76
Непродовольственные товары без нефтепродуктов	30,5	0,55	0,38	0,77	0,74
Другие непродовольственные товары	3,8	0,38	1,52	0,57	0,13
Одежда и белье	4,2	0,56	0,29	0,93	0,64
Меха и меховые изделия	0,3	0,37	0,32	0,62	0,55
Трикотажные изделия	1,0	0,59	0,30	0,93	0,66
Обувь кожаная, текстильная и комбинированная	1,8	0,52	0,31	0,87	0,57
Моющие и чистящие средства	0,8	0,61	0,56	0,77	0,44
Парфюмерно-косметические товары	1,6	0,61	0,48	0,80	0,54
Галантерея	0,9	0,58	0,33	0,87	0,61
Табачные изделия	1,4	1,13	0,79	0,79	0,01
Мебель	1,8	0,53	0,35	0,81	0,77

	$w, \%$	$E(\pi_t)$	$\sigma(\pi_t)$	$ACF(\pi_t)$	$corr$
Электротовары и другие бытовые приборы	1,3	0,41	0,91	0,51	0,53
Печатные издания	0,2	0,79	0,48	0,70	0,46
Телерадиотовары	0,4	0,12	1,07	0,35	0,43
Персональные компьютеры	0,5	-0,05	0,86	0,56	0,40
Средства связи	0,7	-0,14	0,65	0,60	0,37
Строительные материалы	1,0	0,65	0,75	0,79	0,29
Легковые автомобили	6,1	0,49	0,59	0,65	0,54
Инструменты и оборудование	0,1	0,55	1,19	0,71	0,87
Нефтепродукты	4,5	0,79	2,04	0,54	0,11
Медицинские товары	2,5	0,59	0,87	0,76	0,54
Услуги	26,9	0,89	0,71	0,70	0,63
Услуги без ЖКХ	16,7	0,76	0,64	0,63	0,65
Другие услуги	2,4	0,32	1,29	0,49	0,36
Бытовые услуги	3,4	0,76	0,47	0,87	0,61
Услуги пассажирского транспорта	2,1	0,83	0,89	0,11	0,34
Услуги связи	2,8	0,50	1,68	0,19	0,23
Жилищно-коммунальные услуги	10,1	1,23	1,20	0,57	0,47
Услуги в системе образования	2,0	0,86	0,55	0,61	0,53
Услуги организаций культуры	0,3	0,90	0,61	0,78	0,51
Услуги в сфере зарубежного туризма	1,6	0,65	1,92	0,37	0,36
Экскурсионные услуги	0,3	0,85	0,91	0,24	0,39
Санаторно-оздоровительные услуги	0,4	0,79	0,89	0,17	0,33
Медицинские услуги	1,5	0,91	0,59	0,84	0,53

Примечание. В столбцах слева направо приведены данные по весам товарных групп в потребительской корзине, среднему историческому значению темпов прироста цен м/м с устранением сезонности, их стандартному отклонению, автокорреляции первого порядка того же ряда и корреляции между соответствующим рядом и рядом инфляции в целом.

Табл. 2. Модели и RMSE-метрики точности их прогнозов (октябрь 2015 – ноябрь 2021 г.)

Модель	1 мес.	3 мес.	6 мес.	9 мес.	12 мес.
«Заякоренный» прогноз	0,2397	0,2397	0,2397	0,2397	0,2397
RW	1,0813**	1,2166***	1,3408***	1,4616***	1,7954***
RW-AO (3 мес.)	0,9841	1,0866**	1,1935***	1,3071***	1,7406***
RW-AO (6 мес.)	0,9766	1,0548*	1,1579***	1,4318***	1,7384***
RW-AO (12 мес.)	1,0395*	1,1817***	1,3897***	1,5739***	1,7206***
RW-AO (36 мес.)	1,4261***	1,4758***	1,5508***	1,6207***	1,6714***
AR	1,0353	1,1764***	1,2820***	1,4343***	1,7858***
AR-3	1,0518	1,1807***	1,2974***	1,5413***	1,6597***
AR-6	0,9889	1,224***	1,2974***	1,4729***	1,6928***
AR-18	0,9969	1,2382***	1,2666***	1,4760***	1,7297***
AR-45	1,0178	1,1545***	1,2633***	1,4169***	1,7683***
AR (TVP)	1,0018	1,1063***	1,2591***	1,4581***	1,8523***
AR-3 (TVP)	1,0125	1,1451***	1,3216***	1,3454***	1,8218***
AR-6 (TVP)	1,0089	1,1389***	1,3139***	1,3966***	1,8763***
AR-18 (TVP)	1,0105	1,0877**	1,2726***	1,2379***	1,8586***
AR-45 (TVP)	1,0154	1,0955**	1,2562***	1,2437***	1,7971***
AR (direct)	1,0353	1,2624***	1,3566***	1,3139***	1,5922***
AR-3 (direct)	1,0444	1,2601***	1,2647***	1,3156***	1,5970***
AR-6 (direct)	0,9739	1,2055***	1,1464***	1,3397***	1,4863***
AR-18 (direct)	0,9971	1,2851***	1,4045***	1,2969***	1,5994***
AR-45 (direct)	1,0178	1,2276***	1,3209***	1,2975***	1,4215***
FAAR	0,9277**	1,0942**	1,2909***	1,2494***	1,6803***
FAAR-3	0,9706*	1,0939**	1,1867***	1,2421***	1,5477***
FAAR-6	0,9622*	1,0564*	1,1847***	1,2948***	1,5478***
FAAR-18	0,8951**	1,0148	1,2404***	1,3748***	1,7553***
FAAR-45	0,8541***	1,0221	1,2517***	1,3975***	1,8954***
AR-in-gap	0,8457***	0,9213**	0,9845	1,0125	1,0056
AR-in-gap-3	0,8532***	0,9217**	0,9702	1,0148	1,0012
AR-in-gap-6	0,8378***	0,9115**	0,9754	0,9867	1,0033
AR-in-gap-18	0,7805***	0,8814***	0,9676*	0,9552	1,0122
AR-in-gap-45	0,7584***	0,8633***	0,9515*	0,9937	0,9987

Примечание. Расчет на основе региональных данных. Звездочками обозначены уровни значимости теста *Timmermann and Zhu, 2019*. За исключением бенчмарка все RMSE даны по отношению к бенчмарку. Серым цветом выделены значимо менее точные модели. Заливка соответствует моделям без дезагрегации.