DOI 10.15826/vestnik.2025.24.4.040 Original Paper

УДК 338.5

Точность рыночных и опросных ожиданий в прогнозировании инфляции в России

***Е. Л. Прокопьева*[1], *М. С. Хорошилов*[2]** ✉

[1] *Новосибирский государственный университет экономики и управления, г. Новосибирск, Россия*

[2] *Новосибирский национальный исследовательский государственный университет, г. Новосибирск, Россия*

✉ *matveykhoroshilov222@gmail.com*

Аннотация. Центральные банки используют показатели инфляционных ожиданий для прогнозирования инфляции и принятия решений в области денежно-кредитной политики. Информация об инфляционных ожиданиях доступна из опросов, новостных индексов и данных финансового рынка. Актуальность исследования обусловлена отсутствием консенсуса в научной литературе относительно наиболее эффективной метрики инфляционных ожиданий. Данное исследование нацелено на сравнение точности прогнозов, полученных с помощью ожиданий участников финансового рынка с ожиданиями фирм, потребителей и статистикой поисковых запросов по инфляционной тематике. Мы предполагаем, что включение рыночных ожиданий инфляции, измеренных через вмененную инфляцию по облигациям с индексируемым номиналом, в модель прогнозирования инфляции повышает ее точность по сравнению с моделями, использующими альтернативные метрики. В работе реализован квартальный прогноз по новокейнсианской кривой Филлипса с использованием указанных выше переменных инфляционных ожиданий на российских данных за 11.2015–10.2024 гг. Применяется рекурсивная схема прогноза (расширяющееся окно). Результаты теста Диболда — Мариано демонстрируют, что все предложенные спецификации кривой Филлипса, кроме модели с ожиданиями потребителей, превосходят модель случайного блуждания в отсутствии внешних шоков (февраль 2022 г.). Модель на базе вмененной инфляции не уступает альтернативным метрикам и превосходит модель с ожиданиями потребителей. Наилучшую точность показали ожидания производителей и статистика запросов. Теоретические результаты исследования развивают методики оценки инфляционных ожиданий. Предложен оригинальный разностный метод, позволяющий выразить в явном виде ожидаемый темп роста цен с учетом особенностей ОФЗ с индексируемым номиналом Минфина РФ. На практическом уровне исследование позволяет ответить на актуальный для регулятора вопрос: чьим ожиданиям следует доверять больше. Перспективы дальнейших исследований включают синтез рыночных ожиданий путем построения структурных моделей, на базе более распространенных, чем ОФЗ-ИН финансовых инструментов, привязанных к реагирующей на инфляцию ключевой ставке Банка России.

Ключевые слова: прогнозирование инфляции; кривая Филлипса; инфляционные ожидания; вмененная инфляция; ожидания участников финансового рынка.

1. Введение

Инфляционные ожидания экономических агентов вносят существенный вклад в принятие решений относительно текущего уровня потребления. Ожидая высокую инфляцию в прогнозируемом периоде, агенты увеличивают потребление и инвестиции. Таким образом, инфляционные ожидания переносятся в фактическую динамику цен. С одной стороны, они сопровождают экономический рост в условиях структурных изменений экономики [1]. С другой — неконтролируемый рост инфляционных ожиданий способен вызвать эффект инфляционной спирали. Формальное обоснование взаимосвязи между инфляционными ожиданиями и инфляцией может быть получено в процессе вывода уравнения новокейнсиансокой кривой Филлипса (NKPC), путем решения оптимизационной задачи фирмы в условиях монополистической конкуренции и негибкости цен в динамических стохастических моделях общего равновесия[1] [2].

В этой связи центральные банки 47 стран, таргетирующих инфляцию, на долю которых, по данным МВФ, приходится 70 % мирового ВВП, при реализации денежно-кредитной политики особое внимание уделяют действию канала инфляционных ожиданий в трансмиссионном механизме [3].

Вопросам оценки инфляционных ожиданий населения в России посвящено множество исследований. Важность таких оценок обусловлена в первую очередь необходимостью учета потребительских ожиданий при формировании денежно-кредитной политики [4]. Отдельным аспектом исследования является оценка и моделирование влияния санкций на инфляционные ожидания россиян [5].

Инфляционные ожидания включаются в уравнения инфляции в рамках краткосрочных прогнозных моделей центральных банков, в том числе в квартальной прогнозной модели Банка России, которая представляет собой разновидность новокейнсианских DSGE-моделей[2]. Особое внимание в исследованиях уделяется оценке влияния коммуникационных мероприятий, проводимых Центральным банком РФ, на формирование инфляционных ожиданий граждан [6, 7].

При этом наблюдаемые переменные инфляционных ожиданий нельзя охарактеризовать как математическое ожидание инфляции. Во всех случаях речь идет об оценках, получаемых от различных групп экономических агентов, которые обладают разной степенью предсказательной способности. Следовательно, актуальность проводимого исследования обусловлена необходимостью поиска наиболее информативной метрики инфляционных ожиданий.

Основными источниками информации об инфляционных ожиданиях являются данные опросов различных групп экономических агентов и рыночные

[1] *Коршунов Д., Нелюбина А.* Прогнозирование региональных показателей на основе квартальной прогнозной модели // Информационно-аналитический материал Банка России. 2021. https://cbr.ru/StaticHtml/File/131989/wp_87.pdf

[2] *Орлов А., Шарафутдинов А.* Квартальная прогнозная модель России с рынком труда // Центральный банк Российской Федерации, 2024. Режим доступа: https://cbr.ru/dkp/system_p/.

оценки, заложенные в цены привязанных к инфляции финансовых инструментов.

Рыночные данные обладают рядом практических преимуществ по сравнению с данными опросов:

во-первых, высокая частотность, позволяющая анализировать динамику инфляционных ожиданий на разных временных интервалах, и оперативность;

во-вторых, отсутствие затрат на организацию опросов и поддержание репрезентативности выборки;

в-третьих, оперативность — данные поступают с минимальной задержкой.

С августа 2015 г. на Московской бирже обращаются облигации федерального займа с индексируемым номиналом (ОФЗ-ИН). Рассчитываемая из динамики их цен вмененная инфляция может быть использована для прогнозирования темпов инфляции. При этом на сегодняшний день в российской литературе вмененная инфляция не используется в качестве предиктора инфляции. Наше исследование восполняет этот пробел.

Исследовательский вопрос: какая метрика инфляционных ожиданий: вмененная инфляция, ожидания потребителей, ожидания производителей, статистика поисковых запросов, лучше предсказывает будущую инфляцию.

Цель исследования: сравнение точности краткосрочных (3 месяца) прогнозов инфляции для экономики России за период 2015–2024 гг., полученных на основе вмененной инфляции для облигаций с индексируемым номиналом, данных опросов и статистики поисковых запросов.

Гипотеза исследования: прогноз инфляции с использованием вмененной инфляции для ОФЗ-ИН превосходит по точности альтернативные метрики инфляционных ожиданий, основанные на данных опросов.

Структура исследования: в разделе «Прогнозы инфляции и инфляционные ожидания» рассматриваются распространенные модели прогнозирования инфляции, анализируется опыт применения в отечественной и зарубежной литературе оценок инфляционных ожиданий полученных от различных групп экономических агентов. В разделе «Данные и методы» объясняется модель построения и оценки качества прогноза, применяемый метод оценки вмененной инфляции и альтернативных метрик инфляционных ожиданий. В разделе «Результаты» делается вывод о качестве прогнозных моделей на базе инфляционных ожиданий. В следующем разделе результаты сравниваются с работами других исследователей, обсуждаются ограничения исследования. Заключительный раздел содержит обобщение полученных в работе выводов, а также обсуждение дальнейших направлений исследования.

2. Прогнозы инфляции и инфляционные ожидания

2.1. Популярные модели прогнозирования инфляции

Обзор литературы позволил выделить четыре популярных группы моделей прогнозирования инфляции. В их число входят эконометрические модели на базе кривой Филлипса, прогнозы, полученные из решения динамических

стохастических моделях общего равновесия (DSGE), модели векторной авторегрессии и модели машинного обучения с использованием множества переменных. Все представленные подходы имеют ряд преимуществ и недостатков, описанных в табл. 1.

Подход на основе кривой Филлипса позволяет связать инфляцию, инфляционные ожидания и экономическую активность. К основным преимуществам кривой Филлипса относятся высокая теоретическая обоснованность, небольшое количество регрессоров, невысокие требования к длине временного ряда.

Зубарев [8] эмпирически подтвердил актуальность кривой Филлипса для российской экономики. Автор обнаружил, что коэффициент при инфляционных ожиданиях статистически значим. Картаев и Беседовская [9] показали, что прямые и треугольные модели на базе кривой Филлипса превосходят по качеству прогноза одномерные модели временных рядов в нестабильных условиях структурной трансформации российской экономики в период с 2019 по 2022 г.

Bańbura & Bobeica [10] обнаружили, что отдельные спецификации кривой Филлипса обеспечивают более высокое качество прогнозов инфляции по сравнению с одномерными моделями, особенно при учете временного тренда инфляции и использовании моделей с изменяющимися во времени параметрами. Модели оценивались на квартальных данных для зоны евро 1994–2018 гг.

Главным недостатком модели является ее низкая предсказательная способность в периоды, когда значения регрессоров и инфляции близки к устойчивому состоянию [11]. Однако точность кривой Филлипса возрастает

Таблица 1. **Сравнительный анализ моделей прогнозирования инфляции**
Table 1. **Comparative analysis of inflation forecasting models**

Модель	Теоретическая обоснованность	Сложность	Требования к данным	Работы
Кривая Филлипса	Высокая (микроэкономические основы)	Низкая	Умеренные	Картаев, Беседовская [9]; Stock, Watson [11, 33]
DSGE-Модели	Высокая (микроэкономические основы)	Высокая	Большие временные ряды	Smets, Wouters [14]
Векторная авторегрессия (VAR/BVAR)	Средняя (эмпирическая)	Средняя	Большие временные ряды	Clark et al. [17]; Перевышин [12]
Модели машинного обучения	Низкая	Высокая	Большие датасеты	Medeiros M. C. et al. [22]; Sengupta et al. [21]

Источник: рассчитано авторами.

в периоды высокой инфляции и больших отклонений регрессоров от устойчивого состояния[1]. Данный результат подтверждается на российских данных с 1 квартала 2019 по 1 квартал 2022 г. в работе Перевышина [12]. Итеративный прогноз в рамках кривой Филлипса превосходил по точности прямой прогноз по инфляционным ожиданиям прогнозистов ЦР НИУ ВШЭ и модели на основе векторной авторегрессии.

Разновидности кривой Филлипса присутствуют в новокейнсианских DSGE-моделях. Данное семейство структурных моделей строится на микроэкономических (поведение потребителей, фирм) и макроэкономических (монетарная и фискальная политика) основаниях, позволяя учитывать взаимосвязи между переменными и реакцию системы на различные шоки[2][3][13]. Исследования показали, что значения инфляции, предсказанные из моделей, в большей степени совпадают с реализованной инфляцией, чем одномерные модели для зоны евро в период 1985–2009 [14] и официальные прогнозы правительства в России в 2021 и 2022 гг. [15]. К недостаткам данных моделей относят неспособность учитывать структурные сдвиги и излишнюю упрощенность — модели не охватывают все сектора экономики [14, 15].

Еще одним популярным инструментом прогнозирования инфляции, применимым для учета инфляционных ожиданий, являются различные вариации векторных авторегрессий (VAR). Эти модели позволяют строить систему взаимосвязанных рядов, учитывая не только влияние независимой переменной на зависимую, но и эффект, который вносит зависимая переменная в изменение независимой. К недостаткам векторной авторегрессии можно отнести низкую интерпретируемость и высокие требования к длине временного ряда. Отчасти данная проблема устраняется с помощью байесовской оценки параметров для VAR-моделей, что позволяет задать априорные оценки параметров, а также нивелировать эффект незначимых коэффициентов, повышая стабильность модели [16]. Подобные модели оказались эффективны для США [17], ЕС [18] и России [13, 19].

Развитие методов машинного обучения позволяет использовать рекуррентные нейронные сети, ансамблевые и другие модели для прогнозирования инфляции [20–22]. Преимущества подхода на базе машинного обучения заключаются в способности учитывать неочевидные, нелинейные взаимосвязи множества факторов. В то же время существенным ограничением является слабая экономическая интерпретируемость параметров. Так, в работе

[1] *Хабибуллин Р.* Какие показатели разрывов выпуска и реальной деловой активности позволяют прогнозировать инфляцию в России? // Серия докладов Банка России об экономических исследованиях. 2019. № 50. URL: https://www.cbr.ru/content/document/file/113362/wp_50.pdf .

[2] *Коршунов Д., Нелюбина А.* Прогнозирование региональных показателей на основе квартальной прогнозной модели // Информационно-аналитический материал Банка России. 2021. URL: https://cbr.ru/StaticHtml/File/131989/wp_87.pdf.

[3] *Орлов А., Шарафутдинов А.* Квартальная прогнозная модель России с рынком труда // Центральный банк Российской Федерации. 2024. URL: https://cbr.ru/dkp/system_p/.

Павлова и др. [23] на основании данных по России за период с января 2002 по август 2018 г. модели машинного обучения не уступают моделям типа ARIMA и линейной регрессии с регуляризацией.

Сравнительный анализ популярных моделей прогнозирования инфляции позволил выбрать подход, наиболее релевантный цели исследования. Мы пришли к выводу, что новокейнсианская кривая Филлипса для открытых экономик со смешенными рационально-адаптивными ожиданиями позволяет сравнить прогнозную силу различных метрик инфляционных ожиданий в условиях коротких временных рядов (10–20 лет), характерных для России. Кроме того, данная модель согласуется с прогнозными моделями Банка России и имеет достаточную эмпирическую подтвержденность[1]. В рамках этой модели инфляция зависит от инфляционных ожиданий, лагов инфляции, разрыва выпуска и разрыва валютного курса.

Поскольку мы нацелены не столько на минимизацию ошибки прогноза, сколько на сравнение прогностической способности различных оценок инфляционных ожиданий, предложенная спецификация, обладающая теоретической обоснованностью, а также многочисленными эмпирическими подтверждениями значимости переменной инфляционных ожиданий в данном типе моделей наиболее точно соответствует цели исследования.

2.2. Прогнозная эффективность рыночных ожиданий

В литературе распространено два подхода к оценке вмененной инфляции, называемой также «Break-even inflation rate», что в переводе означает «безубыточный уровень инфляции».

Первый метод — разностный, заключается в декомпозиции номинальной доходности на реальную доходность и ожидаемую инфляцию посредством оценки спреда доходности между номинальными и реальными (индексируемыми) облигациями[2]. Разностный метод отличается простотой, однако он не учитывает временную структуру выплат по облигации.

В этой связи получил распространение численный подход, смысл которого заключается в подборе такого среднего темпа роста ИПЦ, при котором приведенная стоимость выплат по ОФЗ с индексируемым номиналом будет равна их рыночной цене. Кобзев и Андреев[3] протестировали этот подход на российских данных при оценке вмененной инфляции для облигаций федерального займа с индексируемым номиналом. Результаты исследования

---

[1] *Орлов А.* Квартальная прогнозная модель России // Банк России. 2021. URL: https://cbr.ru/dkp/system_p/

[2] *Christensen I., Reid C., Dion F.* Real return bonds, inflation expectations, and the break-even inflation rate. Working Paper No. 2004–43. Bank of Canada. URL: https://www.bankofcanada.ca/wp-content/uploads/2010/02/wp04-43.pdf.

[3] *Кобзев А., Андреев А.* Оценка вмененной инфляции из цен на индексируемые на инфляцию облигации // Банк России. 2021. URL: https://www.cbr.ru/Content/Document/File/118262/methodological_comment_20210127.pdf.

показали, что численный и разностный методы дают сопоставимые оценки вмененной инфляции.

Прогнозирование с использованием вмененной инфляции имеет существенное ограничение. Вмененная инфляция вне зависимости от подхода к определению зашумлена индивидуальными риск-премиями для номинальных и индексируемых облигаций. Так, Vicente & Graminho [24] показали на бразильских данных за период 06.2006–06.2013, что только 60 % вариаций вмененной инфляции объясняется инфляционными ожиданиями.

В работе Zeng [25] логарифм вмененной инфляции (BEI) для казначейских облигаций США, защищенных от инфляции (TIPS), раскладывается на инфляционные ожидания, премию за неопределенность инфляции и риск ликвидности, с помощью модели пространства состояний и фильтра Калмана. Прямой прогноз инфляции по скорректированным инфляционным ожиданиям на данных США за 1999–2011 гг. превзошел по точности данные опросов, не очищенную вмененную инфляцию и авторегрессию.

Однако в работе Verbrugge & Zaman [26] на австралийских данных за октябрь 2012 — апрель 2021 гг. прогноз по индексу рыночных ожиданий, который публикуется резервным банком Кливленда и включает скорректированную вмененную инфляцию, уступил по точности опросам бизнеса.

Помимо проблем с риск-премиями, вмененная инфляция оказывается неудобной для краткосрочного прогнозирования инфляции. Индексируемые облигации — это долгосрочный инвестиционный инструмент. Низкая ликвидность делает его непривлекательным для хеджирования и арбитража. Поэтому на практике чаще используются данные по премиям по краткосрочным инфляционным свопам. Прямой прогноз с использованием фиксированных ставок по инфляционным свопам превосходит модель случайного блуждания и ожидания потребителей на горизонте 7 кварталов как в США за период 03.2005–04.2015, так и в ЕС на квартальных данных 1 кв. 1999 г. — 2 кв. 2015 г. [27].

Mertens et al. [28] внедрили премии по инфляционным свопам в новокейнсианскую DSGE-модель. Прогноз, по данным США с 2014 по 2024 г., превосходит случайное блуждание, опросы профессиональных прогнозистов (SPF) и прогноз по неочищенной своп премии. В стабильные периоды своп премии лучше предсказывают инфляцию в США, однако в период финансовых кризисов ожидания потребителей дают более точный прогноз [29].

В российской практике не распространены инфляционные свопы, поэтому ОФЗ-ИН остается единственным инструментом, явно привязанным к инфляции.

2.3. Прогнозирование инфляции по альтернативным метрикам инфляционных ожиданий

Основной альтернативой рыночных ожиданий являются данные опросов предприятий, профессиональных прогнозистов, потребителей.

Центральные банки рассчитывают опережающие экономические индикаторы по данным опросов предприятий из различных отраслей экономики. В число указанных индикаторов входят краткосрочные ценовые ожидания производителей, добавление которых в модель часто позволяет достичь максимальной точности прогноза. Так, опрос производителей превзошел по точности вмененную инфляцию в Австралии [26]. Янулевич[1] показал, что добавление в VAR-модель ценовых ожиданий производителей по данным мониторинга предприятий Банка России улучшает прогноз ИПЦ на горизонте от 1 до 3 месяцев. Huber et al. [30] обнаружили, что включение в модель ожиданий промышленных предприятий дает наибольшее увеличение точности прогноза [30].

Ряд других исследователей пришли к выводу, что ожидания аналитиков (консенсус-прогноз) часто уступают альтернативным одномерным моделям и рыночным инфляционным ожиданиям [12, 26, 28].

Ожидания потребителей в целом улучшают прогноз, но проигрывают ожиданиям производителей [26, 27]. Altug и Cakmakl [31] показали, что нелинейная кривая Филлипса с ожиданиями потребителей превосходит одномерные модели в Турции и Бразилии на месячных данных 11.2001–01.2015.

Помимо включения в прогноз ожиданий из опросов, в качестве индикатора инфляционных ожиданий нередко используют статистику публикаций или поисковых запросов по инфляционной тематике, либо сентимент-индексы, позволяющие оценить не только количество новостей, но и их тональность.

Ульянкин [20] обосновал, что включение в модель машинного обучения сентимент-индексов по инфляционной тематике улучшает предсказательную способность модели по сравнению с такой же моделью, основанной только на опросных данных.

Юревич [32] показал, что статистика поисковых запросов по теме «Инфляция» в Google.Trends превосходит аналогичную модель с инфляционными ожиданиями населения. Похожие результаты получены на индийских данных за 1 кв. 2000 — 1 кв. 2023 гг. Sengupta, Pratap, Pawar на данных для Индии за 1 кв. 2000 — 1 кв. 2023 гг. обнаружили, что статистика Google. Trends является значимым фактором в формировании инфляции в Индии[2].

Обобщая вышеперечисленные исследования, можно отметить, что в России в качестве инфляционных ожиданий при прогнозировании ИПЦ используются данные опросов потребителей, предприятий и сентимент-индексы. При этом в литературе существует пробел, связанный с использованием ожиданий участников финансового рынка на базе вмененной инфляции.

[1] *Янулевич М. О.* прогнозной силе показателя ценовых ожиданий на основе мониторинга предприятий. Банк России. Аналитическая записка. 2024 // Банк России. URL: https://www.cbr.ru/Content/Document/File/167898/analytic_note_20241107_irkutsk.pdf.

[2] *Christensen I., Reid C., Dion F.* Real return bonds, inflation expectations, and the break-even inflation rate. Working Paper No. 2004–43 // Bank of Canada. URL: https://www.bankofcanada.ca/wp-content/uploads/2010/02/wp04-43.pdf

В основном отказ от вмененной инфляции объясняется низкой ликвидностью ОФЗ-ИН, а также разными периодами погашения облигаций, существенно превышающими горизонт прогнозирования. Что затрудняет построение кривой рыночных ожиданий [12].

Тем не менее участники рынка несут финансовые риски ошибочного прогноза, поэтому их оценки должны быть более обоснованы, чем мнения участников опросов, не несущих материальную ответственность за свои прогнозы. Кроме того, основными покупателями ОФЗ-ИН являются институциональные инвесторы, которым доступны большие объемы информации, полезной для прогнозирования. Таким образом, прогноз на базе вмененной инфляции может превосходить по точности прогнозы по опросным ожиданиям.

Мы дополняем существующую методологию измерения рыночных инфляционных ожиданий путем сравнения доходностей реальных (индексируемых) и номинальных (не индексируемых) облигаций, решая проблему учета разных сроков погашения и учитывая особенности обращения ОФЗ-ИН.

3. Данные и методы

3.1. Модель прогнозирования инфляции

Следуя Stock & Watson [11, 33] для квартального прогноза по ежемесячным данным за период за период с 11.2015 по 10.2024 г. мы определили вперед смотрящую кривую Филлипса.

$$\frac{1}{3}\sum_{i=1}^{3}\ln\left(1+\Delta CPI_{t+i}\right)=\alpha_0+\sum_{j=1}^{l}b_i\ln\left(1+\Delta CPI_{t-j+1}\right)+\alpha_1E_t\pi+\alpha_2\tilde{Y}_t+\alpha_3\tilde{Z}_t, \quad (1)$$

где зависимая переменная (слева) — среднемесячный уровень инфляции на квартал вперед; ΔCPI_{t-j+1} — лаговые значения темпов роста ИПЦ; $E_t\pi$ — оценка инфляционных ожиданий на момент времени t; $\tilde{Y}_t$ — разрыв выпуска на момент времени t; $\tilde{Z}_t$ — разрыв обменного курса; l — количество лагов ИПЦ, включенных в модель.

На рис. 1 представлен авторский алгоритм итеративного прогноза среднемесячного темпа роста ИПЦ по новокейнсианской кривой Филлипса за последующий квартал по рекурсивной схеме расширяющегося окна. Расчеты выполнены на языке программирования R.

На первом этапе выбирается спецификация кривой Филлипса. Оптимальное количество лагов инфляции определяется с помощью теста Вальда. Для оценки значимости коэффициентов используется робастная к автокорреляции и гетероскедастичности матрица стандартных ошибок [34]. Затем модель оценивается на обучающей выборке (первые 36 наблюдений), в выборку добавляется новое наблюдение, делается прогноз на один шаг вперед и вычисляется ошибка прогноза. После этого модель переоцениваются на расширенной выборке. Данный цикл воспроизводится вплоть до последнего известного наблюдения. Таким образом, мы получаем ошибки прогнозов для 72 наблюдений.

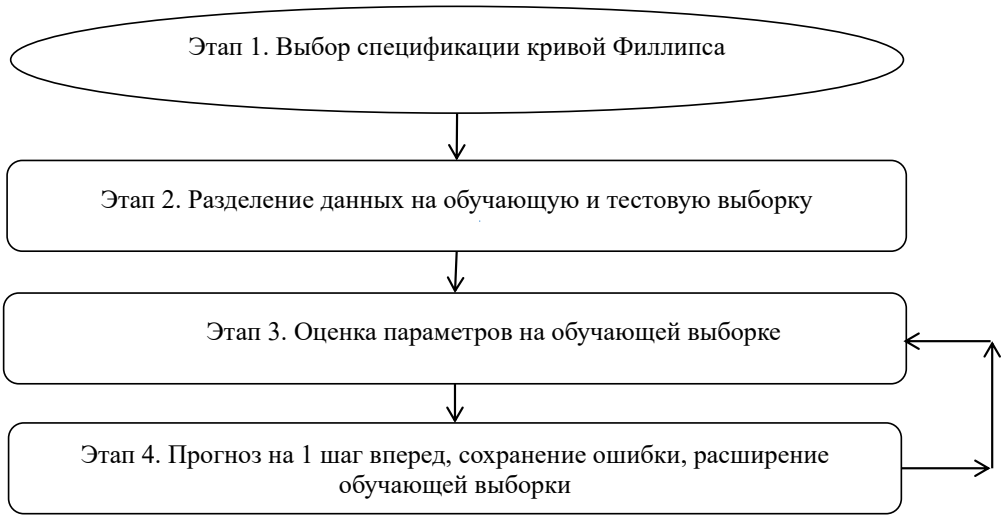

Рис. 1. Алгоритм итеративного прогнозирования по схеме расширяющегося окна

Figure 1. An iterative prediction algorithm based on an expanding window scheme

Источник: разработано авторами.

При применении стандартного МНК оценки подвержены влиянию выбросов. Поэтому оценка осуществлялась с помощью функции потерь Хубера [35]. Данная функция потерь сглаживает влияние экстремальных выбросов за счет алгоритма, который формулируется следующим образом:

$$L(e)=\begin{cases}\frac{1}{2}e^2, \text{ при } |e|\le k\\ k\left(|e|-\frac{1}{2}k\right), \text{ при } |e|>k\end{cases}, \quad (2)$$

где k — 1.345 — это медианная ошибка аппроксимации, e — ошибка аппроксимации для текущего наблюдения.

Следует также отметить, что, поскольку наличие выбросов существенно искажает метрику RMSE, увеличивая вес крупных ошибок, мы использовали метрики среднего и медианного значений ошибки прогноза (MAE и MdAE). Ошибки каждой из полученных моделей сравниваются с ошибками случайного блуждания. Для этого статистическая значимость разности абсолютных ошибок прогноза оценена с помощью теста Диболда – Мариано.

3.2. Оценка вмененной инфляции

Для оценки вмененной инфляции мы исходим из логики уравнения Фишера и концепции отсутствия арбитража. Согласно уравнению Фишера, номинальная процентная ставка состоит из реальной ставки и премии за ожидаемую инфляцию:

$$1+y=\left(1+r\right)\cdot\left(1+E_t\pi\right), \tag{3}$$

где y — номинальная рыночная процентная ставка, r — реальная рыночная процентная ставка, $E_t\pi$ — ожидаемый инвестором уровень инфляции.

Можно найти инфляционные ожидания, если известна реальная процентная ставка.

Концепция отсутствия арбитража предполагает связь между ставкой процента для будущей денежной выплаты с его рыночной стоимостью:

$$P=\frac{CF}{\left(1+y\right)^T}, \tag{4}$$

где P — рыночная стоимость будущей денежной выплаты, CF — сумма будущей денежной выплаты, T — количество временных периодов до выплаты, y — рыночная ставка процента для срока.

В случае, когда рыночная стоимость (левая часть) ниже дисконтированной (правая часть), арбитражер может привлечь финансирование по ставке y и купить право на получение выплаты. Таким образом, арбитражер гарантирует себе прибыль в размере:

$$Profit=\frac{CF}{\left(1+y\right)^T}-P. \tag{5}$$

Концепция отсутствия арбитража предполагает $Profit\approx 0$.

Следуя уравнению Фишера и концепции отсутствия арбитража, стоимость купонной облигации, состоящей из множества распределенных во времени денежных потоков, может быть определена как:

$$P=\sum_{i=1}^{m}\frac{CF_i}{\left(\left(1+r\left(i\right)\right)\cdot\left(1+E_t\pi\right)\right)^{t(i)}}, \tag{6}$$

где CF_i — i-я из m купонная выплата и погашение тела долга, $r(i)$ — реальная процентная ставка для на срок до выплаты i, $t(i)$ — количество периодов до выплаты i.

В случае, когда будущие выплаты индексируются на величину реализованной инфляции, последняя формула может быть переписана как:

$$P=\sum_{i=1}^{m}\frac{CF_i\cdot\left(1+E_t\pi\right)^{t(i)}}{\left(\left(1+r\left(i\right)\right)\cdot\left(1+E_t\pi\right)\right)^{t(i)}}=\sum_{i=1}^{m}\frac{CF_i}{\left(1+r\right)^{t(i)}}. \tag{7}$$

Наличие на рынке индексируемых (ОФЗ-ИН) и неиндексируемых (ОФЗ-ПД) облигаций позволяет построить арбитражную стратегию:

$$\begin{cases} 1+y > (1+r)\cdot(1+BEI), \text{ продажа ОФЗ}_{\text{ин}}, \text{ покупка ОФЗ}_{\text{пд}}, & (a) \\ 1+y < (1+r)\cdot(1+BEI), \text{ продажа ОФЗ}_{\text{пд}}, \text{ покупка ОФЗ}_{\text{ин}}, & (б) \end{cases},$$

где BEI — вмененная инфляция для ОФЗ-ИН.

В случае (*а*) вмененная инфляция выше $E_t\pi$ подразумеваемого арбитражером. Тогда продав ОФЗ-ИН и купив ОФЗ-ПК, он гарантирует себе прибыль в размере $BEI - E_t\pi$. В случае (*б*), по мнению арбитражера, рынок недооценивает будущие темпы роста цен. Тогда продажа ОФЗ-ПД и покупка ОФЗ-ИН обеспечит прибыль: $E_t\pi - BEI$.

Концепция отсутствия арбитража предполагает нулевую арбитражную прибыль. Следовательно, сравнивая рыночные ставки для индексируемой и неиндексируемой облигации, можно определить ожидаемый уровень инфляции:

$$1+BEI = \frac{1+y}{1+r} \Rightarrow BEI \approx y - r. \tag{8}$$

По аналогии с формулой 7 запишем уравнение, связывающее цену ОФЗ-ИН с реальной ставкой процента. Предположим, что $i \in \{1, m\}$ — денежные выплаты по ОФЗ-ИН, $n(i)$ — количество месяцев до выплаты i, t — месяц, в котором совершается покупка ОФЗ-ИН, $t(i)$ — месяц, в котором осуществляется выплата i, 0 — месяц размещения облигации, end — месяц погашения облигации, $r(n(i))$ — функция определения реальной ставки дисконтирования для срока $n(i)$.

Согласно приказу Минфина России «Об утверждении Условий эмиссии и обращения облигаций федерального займа с индексируемым номиналом»[1], для каждой даты обращения ОФЗ-ИН купонная выплата может быть представлена следующим образом:

$$CF_i = \frac{c}{2} \cdot \frac{CPI_{t(i)-3}}{CPI_0} \cdot 1000, \tag{9}$$

где c — годовая ставка купона, $CPI_{t(i)}$ — значение ИПЦ в месяц i-й выплаты.

Аналогично, выплата номинала при погашении N_{end} может быть представлена в виде:

$$N_{end} = 1000 \cdot \frac{CPI_{t(end)-3}}{CPI_0}. \tag{10}$$

Следуя концепции отсутствия арбитража, можно выразить Дисконтированную стоимость будущих выплат (P):

[1] Приказ Минфина России от 22 мая 2015 г. № 80н «Об утверждении Условий эмиссии и обращения облигаций федерального займа с индексируемым номиналом» // Министерство финансов России. URL: https://minfin.gov.ru/common/upload/library/2015/07/main/prik80n_ot_220515.pdf (дата обращения: 28.06.2025).

$$(P)\cdot\frac{CPI_0}{1000}=\left[\frac{c}{2}\cdot\sum_{i=1}^{m}CPI_{t(i)-3}d(i)+CPI_{t(end)-3}d(end)\right], \quad (11)$$

где, согласно уравнению Фишера (3): $d(i)=\left(\frac{1}{\left(1+\left(r\left(n(i)\right)\right)\cdot\left(1+E_t\pi\right)\right)}\right)^{n(i)}$.

Предполагая, что средний темп роста $CPI=E_t\pi$ получаем:

$$CPI_{t(i)-3}-CPI_t\cdot\left(1+E_t\pi\right)^{n(i)-3}, \quad (12)$$

$$\left(\frac{P}{1000}\right)\cdot\frac{CPI_0}{CPI_t}=$$

$$=\left[\frac{c}{2}\cdot\sum_{i=1}^{m}\left(\frac{1}{1+r\left(n(i)\right)}\right)^{n(i)}+\left(\frac{1}{1+r\left(n(i)\right)}\right)^{n(end)}\right]\cdot\frac{1}{\left(1+E_t\pi\right)^3}. \quad (13)$$

Таким образом, сравнивая доходность ОФЗ-ИН с доходностью сопоставимых ОФЗ с постоянным купоном, можно получить оценку для вмененной инфляции.

Вследствие лага индексации ОФЗ-ИН не полностью устраняют инфляционный риск (множитель $\frac{1}{\left(1+E_t\pi\right)^3}$). Инвесторы могут требовать премию, пропорциональную волатильности инфляции, что приведет к увеличению доходности ОФЗ-ИН и снижению оценок вмененной инфляции.

Также из данных формулы (13) видно, что цена ОФЗ-ИН выпукла по подразумеваемой реальной процентной ставке. Вторая производная по $r(i) > 0$. В этой связи выполняется неравенство Йенсена[1]:

$$\prod_{s=t}^{T}\frac{1}{1+f(s)}<\prod_{s=t}^{T}\frac{1}{1+E_t\left[r(s)\right]}, \quad (14)$$

где $f(s)$ — форвардные краткосрочные ставки, $r(s)$ — будущие краткосрочные ставки.

Из данного неравенства следует, что накопленное произведение форвардных ставок занижено относительно будущих краткосрочных ставок. Эффект выпуклости переносится на цены облигации пропорционально волатильности ставок. Номинальные ставки более волатильны, чем реальные. Следовательно, доходность к погашению неиндексируемой облигации занижается сильнее,

[1] *Sack B., Elsasser R.* Treasury inflation-indexed debt: a review of the US experience. 2002. URL: https://www.federalreserve.gov/econres/feds/treasury-inflation-indexed-debt-a-review-of-the-us-experience.htm.

чем для индексируемой, что приводит к смещению оценки вмененной инфляции вниз.

Следует также отметить эффект премии за ликвидность, который заключается в возможности быстрой продажи актива без потерь в цене. Индексируемые облигации менее ликвидны, чем номинальные. В явном виде премию за ликвидность выразить нельзя. На практике ее измеряют по спредам покупки-продажи.

В рамках данной работы мы сосредотачиваемся непосредственно на прогнозировании по неочищенной вмененной инфляции, не рассматривая влияние риск-премий на смещение оценок.

Проблема при работе с ОФЗ-ИН заключается в том, что нам не известна срочная структура реальных процентных ставок (ставок спот). Вместо этого доступна доходность к погашению *rytm*, такая, что:

$$\sum_{i=1}^{m}\left(\frac{CF_i}{1+r_{ytm}}\right)^{n(i)}=\sum_{i=1}^{m}\left(\frac{CF_i}{1+r\left(n(i)\right)}\right)^{n(i)}. \tag{15}$$

Экономический смысл r_{ytm} — внутренняя норма доходности, уравнивающая текущую и будущую стоимость облигации, то есть ставка привлечения финансирования, при которой невозможно получение арбитражной прибыли.

Для небольших ставок (до 5 %) и сроков погашения (до 7–8 лет) можно показать, что *rytm* определяется как среднее взвешенное ставок спот:

$$\left(\frac{1}{1+r_{ytm}}\right)^{n(i)}\approx 1-r_{ytm}\cdot n(i). \tag{16}$$

Тогда

$$\sum_{i=1}^{m}CF_i\cdot\left(1-r_{ytm}\cdot n(i)\right)=\sum_{i=1}^{m}CF_i\cdot\left(1-r\left(n(i)\right)\cdot n(i)\right). \tag{17}$$

Откуда следует:

$$r_{ytm}=\frac{\sum_{i=1}^{m}CF_i\cdot r\left(n(i)\right)\cdot n(i)}{\sum_{i=1}^{m}CF_i\cdot n(i)}. \tag{18}$$

Средняя доходность к погашению ОФЗ-ИН за 2015–2024 гг. составила 3,5 %, однако в конце 2023 г. начала расти вслед за повышением ключевой ставки Банка Росси и превысила 10 %.

В этой связи точность подобной оценки существенно снижается и доходность к погашению уже нельзя интерпретировать как математическое ожидание ставок спот.

Следует отметить, что для бескупонных облигаций доходность к погашению всегда определяется как среднее геометрическое ставок спот. Это происходит из-за того, что выплаты по данным облигациям осуществляются непосредственно в момент погашения: $r_{ytm} = r\left(n\left(end\right)\right)$.

Таким образом, мы можем интерпретировать r_{ytm} как долгосрочное среднее значение реальной ставки процента, введя следующие допущения:

1. Все купонные выплаты и погашение номинала поступают одним платежом в конце среднего взвешенного срока выплат, равного дюрации Маколея $end = D$. Данное предположение уместно для ОФЗ-ИН, поскольку купонная доходность составляет 2,5 % от номинала и нет амортизации долга.
2. Дюрация достаточно большая (> 5 лет).
3. Эффект риск-премий незначительный.

Учитывая эти допущения и трехмесячный лаг индексации, можем получить грубую оценку для инфляционных ожиданий разностным методом. Рыночная цена индексируемой бескупонной облигации на дату t может быть выражена двумя способами: через дисконтированную по реальной ставке стоимость выплаты в момент t (формула 19) и через дисконтированную по номинальной ставке стоимость выплаты в момент погашения (формула 20):

$$P_t = \frac{N_t\left(1+\frac{c}{2}m\right)}{\left(1+r^{ytm}\right)^D}. \tag{19}$$

$$P_t = \frac{\left(N_t\left(1+\frac{c}{2}m\right)\right)\times}{\times\left(\left(1+\Delta CPT_{t-3}\right)\cdot\left(1+\Delta CPT_{t-2}\right)\cdot\left(1+\Delta CPT_{t-1}\right)\right)\cdot\left(1+E_t\pi\right)^{D-3/12}}{\left(1+ytm\right)^D}. \tag{20}$$

Приравнивая (19) и (20), получаем:

$$\left(\frac{1+ytm}{1+r^{ytm}}\right)^D = \left(\left(1+\Delta CPT_{t-3}\right)\cdot\left(1+\Delta CPT_{t-2}\right)\cdot\left(1+\Delta CPT_{t-1}\right)\right)\cdot\left(1+E_t\pi\right)^{D-3/12}. \tag{21}$$

Из определения вмененной инфляции: $BEI \approx ytm - r^{ytm}$:

$$1+E_t\pi = \left(\frac{\left(1+BEI\right)^D}{\left(1+\Delta CPT_{t-3}\right)\cdot\left(1+\Delta CPT_{t-2}\right)\cdot\left(1+\Delta CPT_{t-1}\right)}\right)^{\frac{1}{D-3/12}}, \tag{22}$$

где BEI — спред доходности между номинальной и индексируемой бескупонной облигацией, D — дюрация Маколея для индексируемой облигации (в годах).

Предложенный подход при выполнении указанных допущений, дополняет разностный подход, позволяя в явном виде выразить инфляционные ожидания как ожидаемый средний геометрический темп проста цен.

Далее, данная оценка, получаемая из вмененной инфляции, используется в качестве регрессора в нашей прогнозной модели.

3.3. Данные

Описание переменных, включаемых в модель квартального прогноза инфляции по ежемесячным данным за период 11.2015 по 10.2024 г. (формула 1), представлено в табл. 2.

Для оценки инфляционных ожиданий по формуле (22) мы рассматриваем параметры $\overline{BEI}$ и $\overline{D}$ для портфеля из всех находящихся в обращении выпусков ОФЗ-ИН, до погашения которых остается более трех месяцев. Веса в портфеле пропорциональны среднемесячному объему торгов. За период 11.2015–10.2024 гг. средняя дюрация портфеля составляет шесть лет. Для каждого выпуска ОФЗ-ИН в качестве вмененной инфляции мы принимаем величину, противоположную G-спреду облигации, рассчитываемому ПАО «Московская биржа»[1]:

Таблица 2. **Данные и источники информации**
Table 2. **Data and information sources**

Переменная	Описание единиц измерения	Источник
ΔCPI_t	Базовый ИПЦ месяц к месяцу с устранением сезонности	Банк России
$E_t\pi$	Вмененная инфляция, полученная разностным методом	Cbonds
	Ценовые ожидания потребителей на 12 месяцев с устранением сезонности	Банк России
	Ценовые ожидания производителей на ближайший квартал с устранением сезонности	Банк России
	Статистика поисковых запросов «Инфляция»	Google trends
$\tilde{Y}_t$	Разрыв выпуска, рассчитанный на основании ежемесячного индекса выпуска товаров и услуг по базовым видам экономической деятельности	Росстат
$\tilde{Z}_t$	Разрыв обменного курса, рассчитанный на основании среднемесячного номинального обменного курса USD/RUB	Банк России

Источник: рассчитано авторами.

[1] Методика расчета НКД и доходности // Московская биржа. URL: https://fs.moex.com/files/6908/ (дата обращения: 28.06.2025).

$$BEI_j = -G_{SPRD} = -\left(ytm - y\left(D\right)\right), \tag{23}$$

где ytm — доходность ОФЗ-ИН к погашению, $y(D)$ — доходность бескупонной кривой (G-кривой) на срок D лет (%), D — дюрация Маколея в годах.

G-кривая московской биржи является разновидностью параметрической кривой доходностей Нельсона-Зигеля Свенсона [36]. Она рассчитывается на основе бескупонных неиндексируемых облигаций.

Средняя взвешенная оценка вмененной инфляции для портфеля определяется следующим образом:

$$\overline{BEI} = \sum_{j=1}^{k} BEI_j \cdot W_j, \tag{24}$$

где k — количество выпусков ОФЗ-ИН в портфеле, W_j — месячный объем торгов j-го выпуска ОФЗ-ИН (в процентах от совокупного объема).

Аналогичным образом рассчитывается дюрация портфеля (D).

Новизна предложенного подхода заключается в рассмотрении всего рынка как множества репрезентативных арбитражеров, управляющих портфелем из ОФЗ-ИН таким образом, чтобы темп роста ИПЦ, заложенный в средней доходности портфеля, примерно совпадал с ожиданиями участников рынка, делая невозможным получение арбитражной прибыли. Оригинальность данного подхода заключается в возможности учесть всю доступную информацию об ожидаемом темпе роста цен, содержащуюся в разных выпусках ОФЗ-ИН.

Инфляционные ожидания потребителей по данным опросов ООО «ИНФОМ» переводятся из годового выражения в ежемесячное:

$$1 + E_t\pi = E_t\left(\frac{CPI_{t+12}}{CPI_t}\right)^{\frac{1}{12}}. \tag{25}$$

Ожидания производителей, по данным мониторинга предприятий Банка России, являются качественным, а не количественным показателем и представляют собой баланс ответов:

$$B_t = \left(\frac{P^+ - P^-}{P^+ + P^= + P^-}\right), \tag{26}$$

где P^+ — доля респондентов, ожидающих роста цен в ближайшем квартале, P^- — это доля респондентов, закладывающих снижение цен в аналогичный период и $P^=$ — та часть респондентов, которая не ожидает существенного изменения цен.

Статистика запросов в Google.Trends представляет собой нормализованное значение частоты поисковых запросов «инфляция» (от 0 до 100).

Для оценки разрыва выпуска мы переводим ежемесячный индекс выпуска товаров и услуг по базовым видам экономической деятельности Росстата в базисный и выделяем тренд с помощью фильтра Ходрика – Прескота со значением коэффициента λ = 14 400. Непосредственно величина разрыва выпуска определяется как разность логарифмов базисного индекса и трендового значения. Разрыв обменного курса считается аналогично разрыву выпуска.

Сезонность для метрик Google.Trends, разрыва выпуска и обменного курса устранена с помощью программы X-13 ARIMA-SEATS. Для метрики вмененной инфляции устранение сезонности нецелесообразно, так как данный временной ряд представляет собой среднее значение.

На рис. 2 отображена совместная динамика предсказываемой переменной как среднемесячный темп роста ИПЦ в прогнозном квартале и индикаторов инфляционных ожиданий.

4. Результаты исследования

4.1. Выбор спецификации кривой Филлипса

В табл. 3 представлены результаты построения регрессионных моделей. Уровень значимости коэффициентов оценен с помощью робастной матрицы стандартных ошибок с учетом автокорреляции и гетерскедостичности. Оптимальное количество лагов определено на полной выборке.

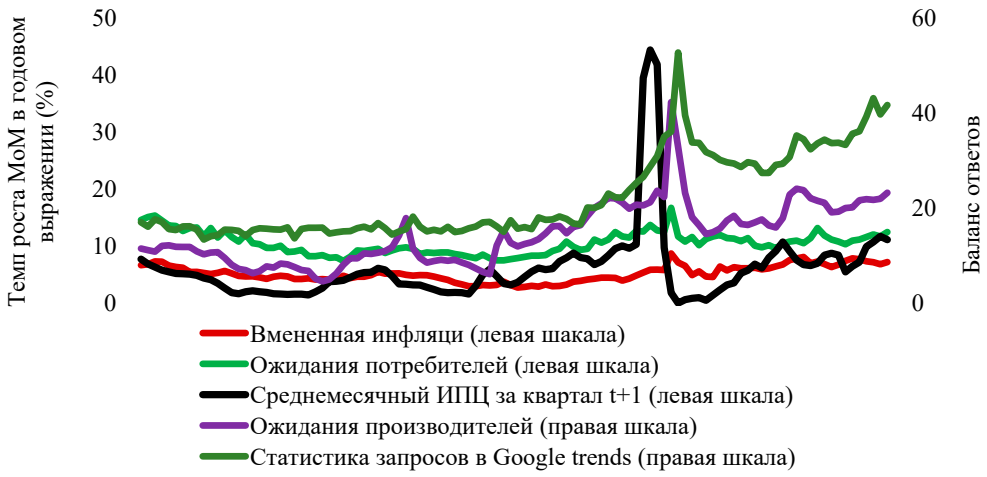

Рис. 2. Динамика независимой переменной и индикаторов инфляционных ожиданий (11.2018–10.2024)

Fig. 2. Dynamics of the independent variable and indicators of inflation expectations

Источник: расчеты авторов по данным Банка России, Cbonds.

Таблица 3. **Спецификация моделей**
Table 3. **Specification of models**

Коэффициент, уровень значимости	Вмененная инфляция	Ожидания потребителей	Ожидания производителей	Статистика поисковых запросов
Константа	2,13	0,55	1,41	1,47*
CPI(t-0)	0,06	0,05	0,02	0,01
CPI(t-1)	–0,08**	–0,08**	–0,15***	–0,08***
CPI(t-2)			–0,09***	–0,09***
$E_t\pi$	0,62*	0,46*	0,36***	0,22***
$\tilde{Y}_t$	0,01***	0,01***	0,01***	0,02***
$\tilde{Z}_t$	0,00	–0,00	0,00	0,00
Шок 03.2022	35,71***	34,94***	34,17***	34,85***
R^2скорр	0,88	0,88	0,92	0,92

Примечания: *** — p-value < 0,01, ** — p-value < 0,05, * — p-value < 0,1.

Источник: рассчитано авторами.

Согласно результатам теста Вальда, в модели на базе вмененной инфляции и ожиданий потребителей включены нулевой и первый месячные лаги инфляции. Добавление второго лага инфляции позволяет улучшить качество моделей на базе ожиданий производителей и статистики поисковых запросов.

4.2. Построение прогноза

На рис. 3 представлены реализованные значения среднемесячной базовой инфляции за следующий квартал и прогнозы по моделям на базе новокейнсианской кривой Филлипса.

В период с ноября 2021 по май 2022 г. точность прогнозов для каждой модели резко ухудшается, что связано с влиянием шока февраля 2022 г. Этому способствует наличие в модели лагов инфляции, а также отложенная реакция инфляционных ожиданий на шок инфляции. Однако при исключении данного периода все модели, кроме ожиданий потребителей, превосходят по точности случайное блуждание. Согласно тесту Диболда – Мариано разность абсолютных ошибок прогноза в среднем больше нуля (табл. 4, первая строка).

Таким образом, в отсутствии шоков вариации кривой Филлипса позволяют получить более точный прогноз на квартальном горизонте, чем модель случайного блуждания. В то же время в период финансовой стабильности вмененная инфляция точнее предсказывает реализованную инфляцию, чем ожидания потребителей (p-value = 0,07).

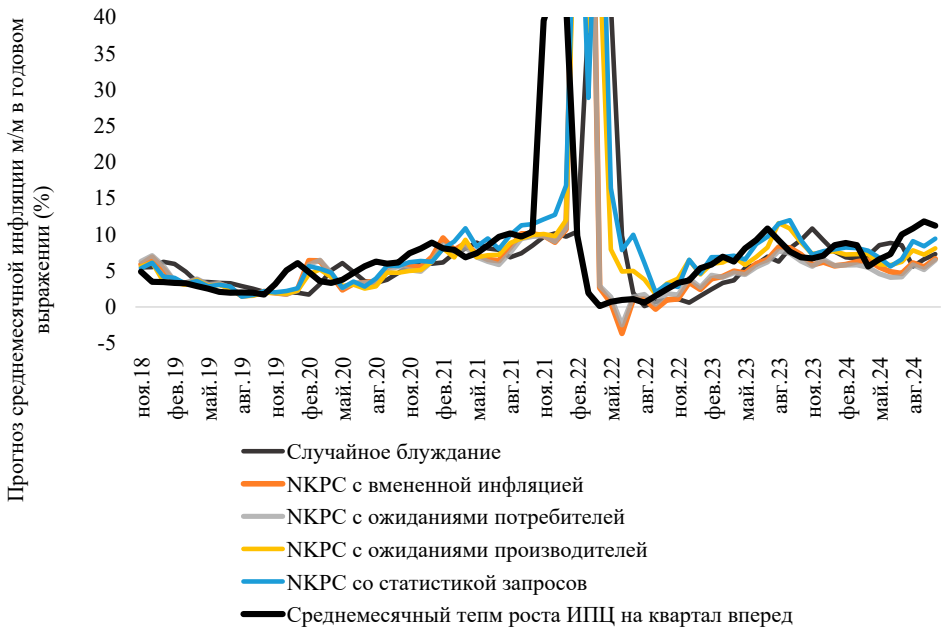

Рис. 3. Прогнозы среднемесячных значений базовой инфляции на квартальном горизонте и реализованные значения базовой инфляции

Fig. 3. Forecasts of the average monthly value of core inflation for the quarter horizon and actual values of core inflation

Источник: рассчитано авторами.

Таблица 4. **Сопоставление прогнозных качеств моделей**
Table 4. **Comparison of predictive qualities of models**

Модель / параметр	Случайное блуждание	Вмененная инфляция	Ожидания потребителей	Ожидания производителей	Статистика поисковых запросов
DM test (p-value) без 11.2021–5.2022	—	0,08*	0,27-	0,01***	0,05**
DM test (p-value)	—	0,83	0,78	0,85	0,96
MAE (%)	5,01	5,31	5,42	4,83	5,04
MdAE (%)	2,01	1,82	1,52	1,47	1,14

Примечания: *** — p-value < 0,01, ** — p-value < 0,05, * — p-value < 0,1.

Источник: рассчитано авторами.

Из данных табл. 4 следует, что наиболее точные прогнозы получаются при использовании моделей на базе ожиданий производителей и статистики поисковых запросов. Так добавление в кривую Филлипса ожиданий производителей приводит к снижениям MAE на 3,6 % и MdAE на 26 %

на квартальном горизонте прогнозирования. Модель с поисковыми запросами на 43 % эффективнее случайного блуждания по значению медианной абсолютной ошибки. Также ожидания потребителей показали наименьшую точность среди сравниваемых моделей по критерию MAE. Расчеты позволили эмпирически подтвердить, что «сырая» вмененная инфляция в целом не уступает альтернативным метрикам инфляционных ожиданий при прогнозировании индекса потребительских цен в России.

5. Обсуждение

Наши результаты совпадают результатами Перевышина [12], который в 2024 г. показал, что модель с добавлением ожиданий аналитиков из центра развития НИУ ВШЭ не улучшает точность квартального прогноза инфляции. Включение в модель ожиданий потребителей практически не уменьшает среднюю абсолютную ошибку.

В то же время добавление в модель ожиданий фирм приводит к значительному повышению точности прогноза, что подтверждает выводы Verbrugge & Zaman [27] и Янулевича[1], Huber et al. [30]. Таким образом, модель с ожиданиями производителей оказывается точнее альтернативных спецификаций. Данный результат может быть связан с технической особенностью собираемых данных: горизонт прогноза в опросах мониторинга предприятий Банка России совпадает с прогнозным горизонтом нашей модели и составляет 1 квартал.

Таким образом, ожидания предприятий должны лучше описывать краткосрочную динамику инфляционных ожиданий. С другой стороны, поскольку именно предприятия объявляют цены, в их прогноз могут закладываться собственные планы по изменению цен, а также информация о планируемом изменении цен со стороны контрагентов.

Также снижение MdAE на 43 %, обеспеченное добавлением в качестве индикатора инфляционных ожиданий статистики запросов «Инфляция» в Google.Trends, согласуется с результатами Юревича [32].

В настоящий момент наша гипотеза не опровергнута. Модель на базе вмененной инфляции превосходит ожидания потребителей и не уступает моделям с ожиданиями производителей или статистикой поисковых запросов. Полученные результаты опровергают предположение Кобзева и Андреева о том, что «сырая» вмененная инфляция не является хорошим предиктором инфляции[2]. В период финансовой стабильности данная метрика оказалась применима для прогнозирования в рамках новокейнсианской кривой

[1] *Янулевич М.* О прогнозной силе показателя ценовых ожиданий на основе мониторинга предприятий. Банк России. Аналитическая записка. 2024 // Центральный банк России. URL: https://www.cbr.ru/Content/Document/File/167898/analytic_note_20241107_irkutsk.pdf.

[2] *Кобзев А., Андреев А.* Оценка вмененной инфляции из цен на индексируемые на инфляцию облигации. 2021 // Центральный банк России. URL: https://www.cbr.ru/Content/Document/File/118262/methodological_comment_20210127.pdf.

Филлипса. Также подтверждаются выводы о необходимости декомпозиции вмененной инфляции на инфляционные ожидания и различные риск-премии, позволяющей снизить зашумленность данного индикатора [24, 25, 28].

Следует также отметить, что для облигации с индексируемым номиналом, дюрацией 6 лет и полугодовым купонным периодом, предложенный в пункте 3.2, метод завышает оценки вмененной инфляции на 0,01–0,3 % по сравнению с численным способом (формула 13).

Еще одно ограничение исследования — сравнительно небольшая доля ОФЗ-ИН на рынке — 5,6 % от объема ОФЗ в обращении. Это снижает репрезентативность вмененной инфляции как индикатора инфляционных ожиданий. Хеджирующие свойства ОФЗ-ИН также вызывают сомнение, поскольку рост инфляции сопровождается ростом рыночных процентных ставок и падением цен на облигации с фиксированным купоном. Данная особенность ОФЗ-ИН приводит к необходимости держать бумагу до погашения, чтобы не фиксировать убыток, что в свою очередь еще сильнее снижает ликвидность ОФЗ-ИН.

6. Заключение

В представленной работе, целью которой являлось сравнение качеств прогноза инфляции, полученного с использованием рыночных ожиданий, определенных с помощью вмененной инфляции для облигаций федерального займа с индексируемым номиналом с альтернативными распространенными индикаторами инфляционных ожиданий, достигнуты все поставленные задачи.

Изучены два распространенных подхода к определению и расчету вмененной инфляции: подход на основе спреда доходностей и численный подход на основе дисконтирования будущих выплат.

Определен перечень популярных индикаторов инфляционных ожиданий, используемых для прогнозирования инфляции. Помимо вмененной инфляции в перечень индикаторов вошли ценовые ожидания потребителей на 12 месяцев по данным опросов ООО «ИНФОМ», ожидания производителей по данным мониторинга предприятий Банка России, а также статистика поисковых запросов «Инфляция» в Google.Trends.

На основании сравнительного анализа используемых для прогнозирования инфляции моделей мы выбрали новокейнсианскую кривую Филлипса как наиболее релевантную поставленной цели. Модель базируется на сравнении эффективности различных прокси-переменных для инфляционных ожиданий.

Реализован и протестирован алгоритм итеративного прогнозирования по кривой Филлипса на основании рекурсивной схемы (расширяющееся окно). Полученные модели показывают сопоставимую точность с моделью случайного блуждания.

Как отмечалось в обсуждении результатов, хотя вмененная инфляция из ОФЗ-ИН превосходит ожидания потребителей, она обладает двумя ключевыми ограничениями — зашумленность и низкая репрезентативность.

В этой связи более точным индикатором инфляционных ожиданий может стать вмененная ставка RUONIA для облигаций с плавающим купоном (ОФЗ-ПК), на долю которых приходится 28 % рынка ОФЗ. ОФЗ-ПК — одни из самых ликвидных активов на фондовом рынке. Вмененная ставка RUONIA содержит информацию об ожидаемой динамике ставки овернайт, которая в свою очередь таргетируется процентным коридором Банка России (ключевая ставка ±100 п. п.). Банк России, следуя правилу Тейлора, реагирует на изменение инфляции изменением ключевой ставки, передавая этот эффект на ставку овернайт. Таким образом, ожидаемое изменение ключевой ставки в ответ на изменение инфляции отражается в динамике ожидаемой ставки RUONIA. По такой же логике для выделения инфляционных ожиданий могут быть использованы премии по процентным свопам на ключевую ставку Банка России.

Одним из возможных направлений работ по применению рыночных инфляционных ожиданий при прогнозировании ИПЦ в России может быть синтез агрегированных инфляционных ожиданий из цен множества, хеджирующих от изменения инфляции и ключевой ставки инструментов. Данный подход можно реализовать с помощью построения структурной модели пространства-состояний, учитывающей как динамику риск-премий, так и поведение Банка России с изменяющейся степенью жесткости денежно-кредитной политики.

Также важным расширением работы может стать проверка прогнозной силы полученного индикатора инфляционных ожиданий на более длинном горизонте прогнозирования (до 4–6 кварталов), где реализованная среднемесячная инфляция должна сходиться ближе к долгосрочным рыночным ожиданиям.

Теоретическая значимость проводимого исследования обосновывается тем, что по результатам проведенной работы был предложен способ количественной оценки долгосрочных инфляционных ожиданий участников финансового рынка на основе анализа G-спреда и дюрации для портфеля облигаций с индексируемым номиналом (ОФЗ-ИН). Полученная метрика может быть использована как значимый регрессор в новокейнсианской кривой Филлипса.

Практическая значимость работы заключается в том, что предложенная метрика впервые в России была применена для прогнозирования инфляции. Эмпирически показано, что в период отсутствия внешних шоков, вмененная инфляция улучшает качество прогноза по сравнению со случайным блужданием и ожиданиями потребителей. В то же время исследование показало, что лучшей из доступных метрик ценовых ожиданий являются ожидания фирм по данным мониторинга предприятий Банка России, которые на сегодняшний день редко используются на практике.

Список использованных источников

1. *Широв А. А., Гусев М. С., Некрасов Ф. О.* Природа инфляции в современной российской экономике и ее влияние на экономический рост // Проблемы прогнозирования. 2025. № 2. С. 5–19. https://doi.org/10.47711/0868-6351-209-5-19

2. *Gali J., Gertler M., Lopez-Salido J. D.* Robustness of the estimates of the hybrid New Keynesian Phillips curve // Journal of Monetary Economics. 2005. Vol. 52, Issue 6. Pp. 1107–1118. https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2005.08.005

3. *Челекбай А. Д., Абжалелова Ш. Р., Ерназарова У. С.* Трансмиссионные механизмы инфляционного таргетирования: анализ трансмиссионных процессов // Qainar Journal of Social Science. 2023. Т. 2, № 3. С. 23–40. https://doi.org/10.58732/2958-7212-2023-3-23-40

4. *Сугарова И. В., Кулумбегова Л. В.* Инфляционные ожидания и их влияние на денежно-кредитную политику // Фундаментальные исследования. 2024. № 11. С. 25–29. https://doi.org/10.17513/fr.43709

5. *Матевосова А. М.* Высокочастотное моделирование влияния санкций на инфляционные ожидания российского населения // Вестник Института экономики Российской академии наук. 2024. № 4. С. 139–158. https://doi.org/10.52180/2073-6487_2024_4_139_158

6. *Соболева Е. Н., Власенко А. С., Богданов А. Л.* Оценка влияния коммуникации Банка России на инфляционные ожидания россиян // Вестник Томского государственного университета. Экономика. 2025. № 69. С. 355–366. https://doi.org/10.17223/19988648/69/20

7. *Белоглазова И. А., Кориков А. А., Юрченко К. П.* Инфляционные ожидания и восприятие инфляции населением: экспериментальные оценки и возможности для коммуникационной политики Центрального банка // Journal of New Economy. 2025. Т. 26, № 1. С. 50–68. https://doi.org/10.29141/2658-5081-2025-26-1-3

8. *Зубарев А.* Об оценке кривой Филлипса для российской экономики // Экономический журнал Высшей школы экономики. 2018. Т. 22, № 1. С. 40–58. https://doi.org/10.17323/1813-8691-2018-22-1-40-58

9. *Картаев Ф., Беседовская М.* Полезна ли кривая Филлипса для прогнозирования инфляции в России? // Вестник Московского университета. Экономика. 2023. № 6. С. 24–43. https://doi.org/10.55959/MSU0130-0105-6-58-6-2

10. *Bańbura M., Bobeica E.* Does the Phillips curve help to forecast euro area inflation? // International Journal of Forecasting. 2023. Vol. 39, Issue 1. Pp. 364–390. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.12.001

11. *Stock J. H., Watson M. W.* Forecasting inflation // Journal of Monetary Economics. 1999. Vol. 44, Issue 2. Pp. 293–335. https://doi.org/10.1016/S0304-3932(99)00027-6

12. *Перевышин Ю. Н.* Краткосрочное прогнозирование инфляции в российской экономике // Экономическая политика. 2022. Т. 17, № 5. С. 8–25. http://dx.doi.org/10.18288/1994-5124-2022-5-8-25

13. *Kreptsev D., Seleznev S.* Forecasting for the Russian Economy Using Small-Scale DSGE Models // Russian Journal of Money and Finance. 2018. Vol. 77, No. 2. Pp. 51–67. http://dx.doi.org/10.31477/rjmf.201802.51

14. *Smets F., Warne A., Wouters R.* Professional forecasters and real-time forecasting with a DSGE model // International Journal of Forecasting. 2014. Vol. 30, Issue 4. Pp. 981–995. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2014.03.018

15. *Колюжнов Д. В., Ляхнова М. В.* Малая DSGE-модель экономики России с неоднородным адаптивным обучением // Мир экономики и управления. 2022. Т. 22, № 3. С. 66–87. https://doi.org/10.25205/2542-0429-2022-22-3-66-87

16. *Rudakouski Y.* Comparing Forecasting Accuracy between BVAR and VAR Models for the Russian Economy // Higher School of Economics Economic Journal. 2023. Vol. 27, No. 4. Pp. 506–526. https://doi.org/10.17323/1813-8691-2023-27-4-506-526

17. *Clark T. E., Huber F., Koop G., Marcellino M.* Forecasting US inflation using Bayesian nonparametric models // The Annals of Applied Statistics. 2024. Vol. 18, Issue 2. Pp. 1421–1444. https://doi.org/10.1214/23-AOAS1841

18. *Ertl M., Fortin I., Hlouskova J., Koch S. P., Kunst R. M., Sögner L.* Inflation forecasting in turbulent times // Empirica. 2025. Vol. 52. Pp. 5–37. https://doi.org/10.1007/s10663-024-09633-z

19. *Fokin N., Polbin A.* Forecasting Russia's key macroeconomic indicators with the var-lasso model // Russian Journal of Money and Finance. 2018. Vol. 78, No. 2. Pp. 67–93. https://doi.org/10.31477/rjmf.201902.67

20. *Ulyankin F.* Forecasting Russian Macroeconomic Indicators Based on Information from News and Search Queries // Russian Journal of Money and Finance. 2020. Vol. 79, No. 4. Pp. 75–97. https://doi.org/10.31477/rjmf.202004.75

21. *Pratap B., Pawar A., Sengupta S.* Non-linear Phillips Curve for India: Evidence from Explainable Machine Learning // Computational Economics. 2025. Pp. 1–44. https://doi.org/10.1007/s10614-025-10942-z

22. *Medeiros M. C., Vasconcelos G. F.R., Veiga Á., Zilberman E.* Forecasting inflation in a data-rich environment: the benefits of machine learning methods // Journal of Business & Economic Statistics. 2021. Vol. 39, Issue 1. Pp. 98–119. https://doi.org/10.1080/07350015.2019.1637745

23. *Pavlov E.* Forecasting Inflation in Russia Using Neural Networks // Russian Journal of Money and Finance. 2020. Vol. 79, No. 1. Pp. 57–73. https://doi.org/10.31477/rjmf.202001.57

24. *Vicente J. V.M., Graminho F. M.* Decompondo a inflação implícita // Revista Brasileira de Economia. 2015. Vol. 69. Pp. 263–284. https://doi.org/10.5935/0034-7140.20150012

25. *Zeng Z.* New tips from TIPS: Identifying inflation expectations and the risk premia of break-even inflation // The Quarterly Review of Economics and Finance. 2013. Vol. 53, Issue 2. Pp. 125–139. https://doi.org/10.1016/j.qref.2013.02.005

26. *Verbrugge R. J., Zaman S.* Whose inflation expectations best predict inflation? // Economic Commentary. 2021. No. 2021–19. https://doi.org/10.26509/frbc-ec-202119

27. *Grothe M., Meyler A.* Inflation forecasts: Are market-based and survey-based measures informative? // ECB Working Paper Series. No. 1865. European Central Bank (ECB), 2015. 33 p. https://doi.org/10.2866/516204

28. *Mertens T. M., Zhang T.* A Financial New Keynesian Model // SSRN. 2023. 4631294. http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4631294

29. *Diercks A. M., Campbell C., Sharpe S, Soques D.* The swaps strike back: Evaluating expectations of one-year inflation // Finance and Economics Discussion Series. No. 2023–061. Washington: Board of Governors of the Federal Reserve System, 2023. 41 p. https://doi.org/10.17016/FEDS.2023.061

30. *Huber F., Onorante L., Pfarrhofer M.* Forecasting euro area inflation using a huge panel of survey expectations // International Journal of Forecasting. 2024. Vol. 40, Issue 3. Pp. 1042–1054. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2023.09.003

31. *Altug S., Çakmaklı C.* Forecasting inflation using survey expectations and target inflation: Evidence for Brazil and Turkey // International Journal of Forecasting. 2016. Vol. 32, Issue 1. Pp. 138–153. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2015.03.010

32. *Yurevich M.* Inflation Expectations and Inflation: Nowcasting and Forecasting // Journal of Economic Regulation. 2021. Vol. 12, No. 2. 22–35. https://doi.org/10.17835/2078-5429.2021.12.2.022-035

33. *Stock J. H., Watson M. W.* Why has US inflation become harder to forecast? // Journal of Money, Credit and Banking. 2007. Vol. 39, Issue 1. Pp. 3–33. https://doi.org/10.1111/j.1538-4616.2007.00014.x

34. *Zeileis A.* Econometric Computing with HC and HAC Covariance Matrix Estimators // Journal of Statistical Software. 2004. Vol. 11, Issue 10. Pp. 1–17. https://doi.org/10.18637/jss.v011.i10

35. *Hampel F. R.* Introduction to Huber robust estimation of a location parameter // Breakthroughs in Statistics: Methodology and Distribution / edited by S. Kotz, N. L. Johnson. New York, NY: Springer New York, 1992. Pp. 479–491. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-4380-9_35

36. *Wahlstrom R. R., Paraschiv F., Schürle M.* A comparative analysis of parsimonious yield curve models with focus on the Nelson-Siegel, Svensson and Bliss versions // Computational Economics. 2022. Vol. 59. Pp. 967-1004. https://doi.org/10.1007/s10614-021-10113-w

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Прокопьева Евгения Леонидовна

Доктор экономических наук, профессор кафедры финансового рынка и финансовых институтов Новосибирского государственного университета экономики и управления, г. Новосибирск, Россия (630099, г. Новосибирск, ул. Каменская, 56); ORCID https://orcid.org/0000-0002-6818-5780 e-mail: evgenia-prokopjeva@yandex.ru

Хорошилов Матвей Сергеевич

Магистрант Новосибирского национального исследовательского государственного университета, г. Новосибирск, Россия (630090, г. Новосибирск, ул. Пирогова, 2); ORCID https://orcid.org/0000-0003-2498-4051 e-mail: matveykhoroshilov222@gmail.com

ДЛЯ ЦИТИРОВАНИЯ

Прокопьева Е. Л., Хорошилов М. С. Точность рыночных и опросных ожиданий в прогнозировании инфляции в России // Journal of Applied Economic Research. 2025. Т. 24, № 4. С. 1219–1248. https://doi.org/10.15826/vestnik.2025.24.4.040

ИНФОРМАЦИЯ О СТАТЬЕ

Дата поступления 10 июля 2025 г.; дата поступления после рецензирования 6 августа 2025 г.; дата принятия к печати 20 августа 2025 г.

Accuracy of Market-Based and Survey-Based Inflation Expectations in Forecasting Russian Inflation

Evgenia L. Prokopjeva[1], ***Matvey S. Khoroshilov***[2]

[1] *Novosibirsk State University of Economics and Management, Novosibirsk, Russia*

[2] *Novosibirsk State University, Novosibirsk, Russia*

matveykhoroshilov222@gmail.com

Abstract. Central banks use inflation expectations indicators to forecast inflation and make decisions on monetary policy. Information on inflation expectations is available from surveys, news indices, and financial market data. The relevance of this study is due to the lack of consensus in the foreign and domestic literature on which metric delivers the most accurate forecasts for inflation expectations. This study aims to compare the accuracy of forecasts obtained using the expectations of financial market participants with the expectations of firms, consumers, and statistics on search queries related to inflation. We assume that including market inflation expectations, measured through breakeven inflation for inflation-linked bonds, in the inflation forecasting model increases its accuracy compared to models using alternative metrics. The paper implements a quarterly forecast based on the New Keynesian Phillips curve using the above-mentioned inflation expectations variables on Russian data for 11.2015–10.2024. A recursive forecasting scheme (expanding window) is applied. The results of the Diebold-Mariano test demonstrate that all proposed specifications of the Phillips curve, except for the model with consumer expectations, outperformed the random walk model in the absence of external shocks (starting from February 2022). The model based on breakeven inflation is not inferior to alternative metrics and outperforms the model with consumer expectations. The highest accuracy is achieved by models using producers' expectations and search query statistics. The theoretical results of the study develop methods for assessing inflation expectations. An original difference method is proposed, allowing the expected rate of price growth to be expressed explicitly, taking into account the characteristics of the Russian Ministry of Finance's inflation-linked OFZ bonds. In practical terms, the study allows us to answer a question that is relevant for the regulator: Whose expectations should be trusted more? Future research might focus on the synthesis of market expectations by constructing structural models based on financial instruments that are more widespread than OFZ-IN and linked to the Bank of Russia's key rate, which responds to inflation.

Key words: inflation forecasting; Phillips curve; inflation expectations; breakeven inflation; financial market expectations.

JEL E37, E44, E52, G12, H63

References

1. Shirov, A.A., Gusev, M.S., Nekrasov, F.O. (2025). The Nature of Inflation in the Modern Russian Economy and Its Impact on Economic Growth. *Problems of Forecasting,* No. 2, 5–19. (In Russ.). https://doi.org/10.47711/0868-6351-209-5-19

2. Gali, J., Gertler, M., Lopez-Salido, J.D. (2005). Robustness of the estimates of the hybrid New Keynesian Phillips curve. *Journal of Monetary Economics,* Vol. 52, Issue 6, 1107–1118. https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2005.08.005

3. Chelekbay, A.D., Abzhalelova, Sh.R., Yernazarova, U.S. (2023). Transmission Mechanisms of Inflation Targeting: Analysis of Transmission Processes. *Qainar Journal of Social Science,* Vol. 2, No. 3, 23–40. (In Russ.). https://doi.org/10.58732/2958-7212-2023-3-23-40

4. Sugarova, I.V., Kulumbegova, L.V. (2024). Inflationary expectations and their impact on monetary policy. *Fundamental Research,* No. 11, 25–29. (In Russ.). https://doi.org/10.17513/fr.43709

5. Matevosova, A.M. (2024). High-frequency modeling of the impact of sanctions on inflationary expectations of the Russian population. *Bulletin of the Institute of Economics of the Russian Academy of Sciences,* No. 4, 139–158. (In Russ.). https://doi.org/10.52180/2073-6487_2024_4_139_158

6. Soboleva, E.N., Vlasenko, A.S., Bogdanov, A.L. (2025). Assessment of the Influence of the Bank of Russia's Communication on the Inflationary Expectations of Russians. *Tomsk State University Journal of Economics,* No. 69, 355–366. (In Russ.). https://doi.org/10.17223/19988648/69/20

7. Beloglazova, I.A., Korikov, A.A., Yurchenko, K.P. (2025). Inflationary Expectations and Public Perception of Inflation: Experimental Estimates and Opportunities for the Central Bank's Communication Policy. *Journal of New Economy,* Vol. 26, No. 1, 50–68. (In Russ.). https://doi.org/10.29141/2658-5081-2025-26-1-3

8. Zybarev, A. (2018). On the Estimation of the Phillips Curve for the Russian Economy. *Higher School of Economics Economic Journal,* Vol. 22, No 1, 40–58. (In Russ.). https://doi.org/10.17323/1813-8691-2018-22-1-40-58

9. Kartaev, P.S., Besedovskaya, M.N. (2023). Is the Phillips curve useful for forecasting inflation in Russia? *Moscow University Economics Bulletin,* No. 6, 24–43. (In Russ.). https://doi.org/10.55959/MSU0130-0105-6-58-6-2

10. Bańbura, M., Bobeica, E. (2023). Does the Phillips curve help to forecast euro area inflation? *International Journal of Forecasting,* Vol. 39, Issue 1, 364–390. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.12.001

11. Stock, J.H., Watson, M.W. (1999). Forecasting inflation. *Journal of Monetary Economics,* Vol. 44, Issue 2, 293–335. https://doi.org/10.1016/S0304-3932(99)00027-6

12. Perevyshin, Y. (2022). Short-Term Inflation Forecasting in the Russian Economy. *Economic Policy,* Vol. 17, No. 5, 8–25. (In Russ.). https://doi.org/10.18288/1994-5124-2022-5-8-25

13. Kreptsev, D., Seleznev, S. (2018). Forecasting for the Russian Economy Using Small-Scale DSGE Models. *Russian Journal of Money and Finance,* Vol. 77, No. 2, 51–67. http://dx.doi.org/10.31477/rjmf.201802.51

14. Smets, F., Warne, A., Wouters, R. (2014). Professional forecasters and real-time forecasting with a DSGE model. *International Journal of Forecasting,* Vol. 30, Issue 4, 981–995. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2014.03.018

15. Kolyuzhnov, D.V., Lyahnova, M.V. (2022). Small DSGE Model of the Russian Economy with Heterogeneous Adaptive Learning. *World of Economics and Management,* Vol. 22, No. 3, 66–87. (In Russ.). https://doi.org/10.25205/2542-0429-2022-22-3-66-87

16. Rudakouski, Y. (2023). Comparing Forecasting Accuracy between BVAR and VAR Models for the Russian Economy. *Higher School of Economics Economic Journal,* Vol. 27, No. 4, 506–526. https://doi.org/10.17323/1813-8691-2023-27-4-506-526

17. Clark, T.E., Huber, F., Koop, G., Marcellino, M. (2024). Forecasting US inflation using Bayesian nonparametric models. *The Annals of Applied Statistics,* Vol. 18, Issue 2, 1421–1444. https://doi.org/10.1214/23-AOAS1841

18. Ertl, M., Fortin, I., Hlouskova, J., Koch, S.P., Kunst, R.M., Sögner, L. (2025). Inflation forecasting in turbulent times. *Empirica,* Vol. 52, 5–37. https://doi.org/10.1007/s10663-024-09633-z

19. Fokin, N., Polbin, A. (2018). Forecasting Russia's key macroeconomic indicators with the var-lasso model. *Russian Journal of Money and Finance,* Vol. 78, No. 2, 67–93. https://doi.org/10.31477/rjmf.201902.67

20. Ulyankin, F. (2020). Forecasting Russian Macroeconomic Indicators Based on Information from News and Search Queries. *Russian Journal of Money and Finance,* Vol. 79, No. 4, 75–97. https://doi.org/10.31477/rjmf.202004.75

21. Pratap, B., Pawar, A., Sengupta, S. (2025). Non-linear Phillips Curve for India: Evidence from Explainable Machine Learning. *Computational Economics,* 1–44. https://doi.org/10.1007/s10614-025-10942-z

22. Medeiros, M.C., Vasconcelos, G.F.R., Veiga, Á., Zilberman, E. (2021). Forecasting inflation in a data-rich environment: the benefits of machine learning methods. *Journal of Business & Economic Statistics,* Vol. 39, Issue 1, 98–119. https://doi.org/10.1080/07350015.2019.1637745

23. Pavlov, E. (2020). Forecasting Inflation in Russia Using Neural Networks. *Russian Journal of Money and Finance,* Vol. 79, No. 1, 57–73. https://doi.org/10.31477/rjmf.202001.57

24. Vicente, J.V.M., Graminho, F.M. (2015). Decomposing break-even inflation. *Revista Brasileira de Economia,* Vol. 69, 263–284. https://doi.org/10.5935/0034-7140.20150012

25. Zeng, Z. (2013). New tips from TIPS: Identifying inflation expectations and the risk premia of break-even inflation. *The Quarterly Review of Economics and Finance,* Vol. 53, Issue 2, 125–139. https://doi.org/10.1016/j.qref.2013.02.005

26. Verbrugge, R.J., Zaman, S. (2021). Whose inflation expectations best predict inflation? *Economic Commentary,* No. 2021–19. https://doi.org/10.26509/frbc-ec-202119

27. Grothe, M., Meyler, A. (2015). Inflation forecasts: Are market-based and survey-based measures informative? *ECB Working Paper Series,* No. 1865. European Central Bank (ECB), 33 p. https://doi.org/10.2866/516204

28. Mertens, T.M., Zhang, T. (2023). A Financial New Keynesian Model. *SSRN,* 4631294. http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4631294

29. Diercks, A.M., Campbell, C., Sharpe, S, Soques, D. (2023). The swaps strike back: Evaluating expectations of one-year inflation. *Finance and Economics Discussion Series,* No. 2023–061. Washington, Board of Governors of the Federal Reserve System, 41 p. https://doi.org/10.17016/FEDS.2023.061

30. Huber, F., Onorante, L., Pfarrhofer, M. (2024). Forecasting euro area inflation using a huge panel of survey expectations. *International Journal of Forecasting,* Vol. 40, Issue 3, 1042–1054. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2023.09.003

31. Altug, S., Çakmaklı, C. (2016). Forecasting inflation using survey expectations and target inflation: Evidence for Brazil and Turkey. *International Journal of Forecasting,* Vol. 32, Issue 1, 138–153. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2015.03.010

32. Yurevich, M. (2021). Inflation Expectations and Inflation: Nowcasting and Forecasting. *Journal of Economic Regulation,* Vol. 12, No. 2, 22–35. (In Russ.). https://doi.org/10.17835/2078-5429.2021.12.2.022-035

33. Stock, J.H., Watson, M.W. (2007). Why has US inflation become harder to forecast? *Journal of Money, Credit and Banking,* Vol. 39, Issue 1, 3–33. https://doi.org/10.1111/j.1538-4616.2007.00014.x

34. Zeileis, A. (2004). Econometric Computing with HC and HAC Covariance Matrix Estimators. *Journal of Statistical Software,* Vol. 11, Issue 10, 1–17. https://doi.org/10.18637/jss.v011.i10

35. Hampel, F.R. (1992). Introduction to Huber robust estimation of a location parameter. *In: Breakthroughs in Statistics: Methodology and Distribution.* Edited by S. Kotz, N. L. Johnson. New York, NY, Springer New York, 479–491. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-4380-9_35

36. Wahlstrom, R.R., Paraschiv, F., Schürle, M. (2022). A comparative analysis of parsimonious yield curve models with focus on the Nelson-Siegel, Svensson and Bliss versions. *Computational Economics,* Vol. 59, 967-1004. https://doi.org/10.1007/s10614-021-10113-w

INFORMATION ABOUT AUTHORS

Evgenia Leonidovna Prokopjeva

Doctor of Economics, Professor, Department of Financial Markets and Financial Institutions, Novosibirsk State University of Economics and Management, Novosibirsk, Russia (630099, Novosibirsk, Kamenskaya street, 56); ORCID https://orcid.org/0000-0002-6818-5780 e-mail: evgenia-prokopjeva@yandex.ru

Matvey Sergeevich Khoroshilov

Master's Student, Novosibirsk State University, Novosibirsk, Russia (630090, Novosibirsk, Pirogova street, 2); ORCID https://orcid.org/0000-0003-2498-4051 e-mail: matveykhoroshilov222@gmail.com

FOR CITATION

Prokopjeva, E.L., Khoroshilov, M.S. (2025). Accuracy of Market-Based and Survey-Based Inflation Expectations in Forecasting Russian Inflation. *Journal of Applied Economic Research,* Vol. 24, No. 4, 1219–1248. https://doi.org/10.15826/vestnik.2025.24.4.040

ARTICLE INFO

Received July 10, 2025; Revised August 6, 2025; Accepted August 20, 2025.