



Банк России

**QUIET: индикатор инфляционных  
ожиданий домохозяйств России и  
ее регионов на основе данных  
ПОИСКОВЫХ СИСТЕМ**

Серия докладов об экономических исследованиях

№. 174 / 2026

Ф. Карпеко

**Федор Карпеко**

Банк России, Дальневосточное главное управление, Отделение Южно-Сахалинск

E-mail: [karpekofa@cbr.ru](mailto:karpekofa@cbr.ru)

Автор выражает благодарность Дмитрию Пителияку и Генриху Пеникасу – за развернутые рассуждения, ценные комментарии по совершенствованию исследования и помощь в редактировании текста; Алексею Заботкину, Ксении Юдаевой, Александру Морозову, Андрею Синякову, Денису Давыдову, Ивану Когуту и Елене Вакуленко – за профессиональные советы и углубленное обсуждение результатов; Алине Новопашиной, Владиславу Жураковскому, Денису Крылову, Константину Стырину, Александру Филатову, Александру Неппу, Александру Зыкову, Надежде Кисляк, Василию Щербакову, Алексею Белянину, Антону Николаеву, Виктории Банниковой и Ольге Лаврентьевой – за содержательные вопросы и конструктивную критику в рамках научных конференций.

Доклады Банка России проходят процедуру анонимного рецензирования со стороны членов Консультативного исследовательского совета Банка России и внешних рецензентов.

Содержание настоящего доклада по экономическим исследованиям отражает личную позицию автора. Результаты исследования являются предварительными и публикуются с целью стимулировать обсуждение и получить комментарии для возможной дальнейшей доработки материала. Содержание и результаты анализа (исследования) 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 автора.

Адрес: 107016, Москва, ул. Неглинная, 12, к. В

Официальный сайт Банка России: [www.cbr.ru](http://www.cbr.ru)

© Центральный банк Российской Федерации, 2026

## ОГЛАВЛЕНИЕ

1.	ВВЕДЕНИЕ .....	5
1.1.	Поисковые запросы в экономической литературе .....	6
1.2.	Гипотезы .....	9
1.3.	Отбор связанных с динамикой инфляции запросов.....	10
2.	ОСНОВНЫЕ ДАННЫЕ .....	13
3.	МЕТОДОЛОГИЯ.....	17
4.	РЕЗУЛЬТАТЫ .....	19
4.1.	Поисковые запросы и инфляция .....	19
4.2.	Построение индикатора инфляционных ожиданий населения .....	21
4.3.	Оценка взаимосвязи QUIET с инфляцией.....	26
4.4.	Прогнозирование индекса потребительских цен с помощью QUIET .....	33
5.	УСТОЙЧИВОСТЬ РЕЗУЛЬТАТОВ .....	35
5.1.	Разные периоды оценки.....	35
5.2.	Сравнение с индексом на основе информации из новостей .....	37
5.3.	Оценки для ИПЦ недельной частоты.....	38
5.4.	Сентимент-индекс на основе поисковых запросов .....	39
6.	ДИСКУССИЯ И ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....	41
	Литература .....	46
	Приложение А. Проверка учета данных поисковой системой Яндекс.....	49
	Приложение В. Сравнение моделей с поисковыми терминами и темами Google Trends.....	50
	Приложение С. Корреляционная матрица показателей .....	51
	Приложение D. Тестирование на неизвестную точку структурного разрыва .....	52
	Приложение Е. Сравнение сезонно скорректированных переменных инфляционных ожиданий .....	53
	Приложение F. Результаты оценок панелей по федеральным округам.....	54
	Приложение G. Результаты оценки панельных данных по федеральным округам и некоторая экономическая статистика .....	55
	Приложение H. Сравнение RMSE прогнозов ИПЦ панелей по федеральным округам с QUIET.....	56
	Приложение I. Краткие названия регионов .....	57

## АННОТАЦИЯ

В исследовании предлагается новый индикатор инфляционных ожиданий домашних хозяйств, построенный на основе данных поисковых систем как по России в целом, так и по регионам. Во-первых, отбирается несколько основных тем поисковых запросов, связанных с динамикой инфляции и ожиданиями. Во-вторых, конструируется общий показатель инфляционных ожиданий ежемесячной и еженедельной частоты на основе метода главных компонент. В-третьих, мы анализируем взаимосвязь полученного индикатора с динамикой индекса потребительских цен в России и ее регионах, при этом сравнивая результаты с полученными для индекса инфляционных ожиданий населения ООО «инФОМ» и ценовыми ожиданиями бизнеса, входящими в «Мониторинг предприятий» Банка России. Наконец, проводится построение прогнозов ИПЦ методом расширяющегося окна с включением индикатора на основе поисковых запросов, в частности с использованием еженедельных данных в моделях MIDAS.

Новый индикатор показывает высокий уровень описательной способности в моделях, оценивающих динамику цен. Также его включение в прогностические модели позволяет уменьшить ошибку прогноза на краткосрочном горизонте. Более того, показатель может оперативно обновляться, что позволяет применять его для наукастинга. Результаты говорят о том, что данные о частоте поиска из поисковых систем, являясь источником актуальной информации о настроениях и ожиданиях домашних хозяйств, могут быть полезным дополнением для показателей инфляционных ожиданий, получаемых в результате социологических опросов.

**Ключевые слова:** инфляция, инфляционные ожидания, поисковые запросы, MIDAS, ARDL, высокочастотные данные, панельные данные, прогнозирование

**JEL codes:** C22, C23, D84, E31, E37

## 1. ВВЕДЕНИЕ

Одно из главных мест в исследовании и прогнозировании динамики инфляции занимают инфляционные ожидания. У индивидуумов они формируются путем агрегации многих макроэкономических, социальных и политических параметров в виде информационных фрагментов. Проходя через призму психики, данная информация сказывается на поведении, которое, в свою очередь, отражается в более масштабных экономических явлениях, будь то потребление домашних хозяйств, направление фондовых рынков, а также выпуск предприятий, что в конечном счете воздействует на цену товаров и услуг.

При оценке инфляционных ожиданий с помощью классических опросов экономисты могут столкнуться с такими проблемами, как высокие затраты времени и труда на получение и обработку данных, отсутствие возможности своевременной актуализации информации в случае реализации внезапных экономических шоков, сложности с обогащением опросных анкет дополнительными вопросами (Song & Shin, 2019). Кроме того, могут возникать трудности, связанные с пониманием респондентами вопросов анкет в зависимости от уровня финансовой грамотности (Tourangeau, 2000; D'Acunto et al., 2019), а также с проблемой округления (Manski & Molinari, 2010). Помимо этого, встречаются случаи, когда респонденты специально систематически дают ложные ответы на чувствительные для них вопросы, смещая истинные ответы в сторону социально одобряемых (Tourangeau & Yan, 2007) или избегая возможных санкций (Valet et al., 2019; Shlapentokh, 2006). Такие проблемы приводят к повышению уровня неопределенности в ответах и искажению получаемой информации (Kikuchi & Nakazono, 2023). Некоторые периодические опросы также могут нести в себе смещение выборки – например, не учитывают граждан с доходами выше среднего уровня. Для регулятора это означает наличие потенциальных источников нарушения эффективности применяемого регулирующего воздействия вследствие высокого уровня шума в данных, используемых для принятия решений.

Мы делаем предположение, что в качестве эффективной альтернативы информации об инфляционных ожиданиях на основе опросов могут выступать сведения, полученные из запросов в поисковых интернет-системах. Во-первых, пользователи, осуществляя поиск интересующей их информации, сами предоставляют данные системе, что значительно снижает трудозатраты по получению показателей на основе поисковых запросов. Во-вторых, данные о количестве поисковых запросов в Google и Яндекс доступны исторически, что при необходимости позволяет обогащать индексы дополнительными

сведениями, а высокая частота таких данных (например, еженедельная или дневная) позволяет получить более актуальную статистику почти в реальном времени. В-третьих, мы обходим проблему восприятия вопросов анкет, так как в случае поисковых запросов пользователю не нужно интерпретировать и отвечать на вопросы – сам пользователь задает интересующий его в текущий момент вопрос. В-четвертых, уже само использование онлайн-формата в силу большей анонимности снижает уровень социально одобряемого поведения у респондентов по сравнению с опросами лицом к лицу или по телефону (Krumpal, 2013; Valet et al., 2019).

### **1.1. Поисковые запросы в экономической литературе**

С начала XXI века данные поисковых систем достаточно активно применяются для описания и прогнозирования различных показателей. Многие работы рассматривают информацию из поисковых систем и иных интернет-ресурсов для объяснения динамики – например, уровня распространения респираторных заболеваний (Polgreen et al., 2008), психических расстройств (Knipe et al., 2021), связанного с эпидемией коронавируса информационным воздействием (Rodionov et al., 2022). Количество запросов в поисковой системе Яндекс использовалось в качестве прокси социального капитала при доказательстве негативного влияния роста инфляции на уровень социального капитала (Guriev & Melnikov, 2016).

В отношении экономических переменных одной из первых работ является статья Ettredge et al. (2005), в которой авторы используют данные интернет-запросов для объяснения динамики безработицы в США. Авторы выявляют значимую положительную зависимость между связанными с безработицей запросами в Интернете на основе данных Wordtracker и непосредственно исследуемым показателем. Kholodilin et al. (2009) анализируют возможность использования информации о запросах в поисковой системе Google для прогнозирования потребления в США, выявляя преимущества использования данного параметра в кризисные периоды. Улучшение качества прогнозов потребления вследствие учета данных поисковых систем об интересе населения к темам, связанным с конкретными товарами и услугами, мы видим и в исследовании Vosen & Schmidt (2011). Временные ряды данных поисковых запросов, а также информация о количестве просмотров и редактирований тематических страниц в интернет-энциклопедии Wikipedia были использованы для создания эффективных стратегий торговли на фондовой бирже (Preis et al., 2013; Moat et al., 2013). Данные о популярности криптовалют в Google Search, а

---

также активность в социальной сети Facebook<sup>1</sup> помогли объяснить ценообразование наиболее капитализированной криптовалюты – биткойна (Kristoufek, 2013; Nepp & Karpeko, 2022).

Наконец, данные поисковых запросов, анализа текстов новостей и социальных сетей используются для составления прокси индексов инфляционных ожиданий и прогноза инфляции. Индексы строятся как на основе необработанных временных рядов, так и с применением метода главных компонент, а также сентимент-анализа. Guzman (2011) на данных поисковых запросов населения США в Google показала, что они являются мощным инструментом для прогнозирования инфляции, превосходя традиционные опросы в оперативности и точности. Особая ценность отмечается для случая высокой волатильности, когда важна скорость получения данных при принятии решений. Дополнительно к этому автор выявляет такое ограничение, как возможное смещение выборки из-за включения в нее лишь интернет-пользователей, что не позволяет учесть некоторые слои общества – например, часть пожилых или малообеспеченных людей. Хотя стоит отметить, что поисковые запросы охватывают больше респондентов по сравнению с опросными методами, также данное смещение должно уменьшаться вместе с улучшением инфраструктуры и увеличением доли пользователей Интернета среди населения. Кроме того, необходимо учитывать, что поисковые запросы способны отражать не только рациональные ожидания, но и эмоциональную реакцию на события – в частности, панические настроения после шокирующих новостей.

Hassani & Silva (2018) смогли улучшить качество прогноза Consumption price index (CPI) в Великобритании в моделях Multivariate Singular Spectrum Analysis (MSSA), используя запросы в Google по связанным с инфляцией словам. Однако отмечается, что данные такого типа могут содержать шум и следует тщательно подходить к выбору тем запросов и проверять их на релевантность.

В исследовании Saakshi et al. (2020) сведения поисковых систем рассматриваются в качестве общего источника информации для формирования инфляционных ожиданий домохозяйств Индии. Авторы используют эпидемиологическую модель Carrol (2003), заменяя традиционные медиа данными Google Trends. Во всех спецификациях исследовательской модели поисковые запросы показали высокий статистически значимый уровень связи с инфляционными ожиданиями на основе опросов домохозяйств, также была замечена высокая корреляция с динамикой индекса цен. Дополнительно к вышесказанному выявлено, что возрастающая поисковая активность по тегам, связанным с инфляцией,

---

<sup>1</sup> Запрещенная в России социальная сеть, принадлежащая Meta (признана экстремистской организацией).

приводила к снижению разрыва между ожиданиями домохозяйств и прогнозами экспертов. Полученный результат свидетельствует о том, что как домашним хозяйствам, так и профессиональным экономистам свойственно использование знаний из поисковых систем, а в периоды высокого уровня неопределенности эксплуатация данного инструмента возрастает.

В рамках анализа инфляционных ожиданий домохозяйств Италии Angelico et al. (2022) рассматривали взаимосвязь индикаторов инфляционных ожиданий на базе опросов по сравнению с индексами, задействующими данные Twitter<sup>2</sup> и Google Trends. При прогнозировании опросных инфляционных ожиданий использование поисковых запросов Google показало улучшение прогноза по сравнению с бенчмарком на горизонте в 5 месяцев, однако уступило по качеству прогноза индексу на базе твитов, тематически связанных с инфляцией.

Петрова (2022) в своей работе выявила статистически значимую связь динамики российской ежемесячной инфляции с индексами инфляционных ожиданий на основе данных Google и популярной в России социальной сети ВКонтакте. По итогам Granger causality test данные Google Trends оказались наиболее значимым драйвером для индекса потребительских цен, превосходя индекс инфляционных ожиданий, основанный на опросах фонда «Общественное мнение».

Различные виды индексов инфляционных ожиданий на основе относительного количества запросов в Google – например, с использованием sentiment-анализа и метода главных компонент (PCA) – были сконструированы для прогноза инфляции Китая в исследовании Li et al. (2015). Авторы отмечают улучшение качества прогнозов при использовании данных высокой частоты в моделях Mixed Data Sampling (MIDAS): хотя среднеквадратическая ошибка (RMSE) была меньше при использовании модели Autoregressive Distributed Lag (ARDL) для прогнозного горизонта на 1 и 4 месяцев, MIDAS показывала относительно стабильные результаты на более длинных горизонтах прогнозирования. Дополнительным интересным выводом является наличие негативной асимметрии внимания у домохозяйств Китая, то есть пользователи активнее реагируют на негативные шоки, чем на позитивные: например, реакция инфляционных ожиданий на рост цен значительно сильнее, чем на их снижение.

---

<sup>2</sup> Социальная сеть Twitter заблокирована на территории России.

## 1.2. Гипотезы

Во всех рассмотренных статьях были представлены результаты того, что индикаторы инфляционных ожиданий, спроектированные с помощью информации поисковых запросов, имеют положительную взаимосвязь с динамикой инфляции. Исходя из этого, мы формируем первую гипотезу:

*H1: Рост инфляционных ожиданий населения, основанных на информации из поисковых систем, положительно связан с динамикой инфляции.*

Кроме этого, мы замечаем предпосылки к тому, что инфляционные ожидания на основе поисковых запросов имеют краткосрочный характер формирования и должны оказывать краткосрочное воздействие на инфляцию. Во время опроса необходимость отвечать на вопросы об инфляционных ожиданиях заставляет респондентов задуматься об источниках формирования своих ожиданий относительно инфляции, и часто они обращаются к памяти об уровне цен на основе личных покупок (Cavallo et al., 2017), но пренебрегают другими актуальными источниками в силу присутствия «липкой» информации (Mankiw & Reis, 2002). Ища информацию в поисковых системах по темам, связанным с инфляцией, люди могут желать с минимальными затратами обновить свою память о динамике инфляции из различных источников, чувствуя напряжение от изменения уровня цен после покупок товаров и услуг, которые происходили недавно, что также частично может объяснять наличие негативной асимметрии внимания. Кроме того, домохозяйства могут импульсивно реагировать на цепляющие новости в СМИ об инфляции и искать подтверждение полученной информации в Интернете.

Woo & Owen (2019) исследовали возможности использования данных о поиске товаров в Google Search в качестве дополнения к опросам Michigan Consumer Sentiment Index при прогнозировании потребления. Они приходят к выводу, что макроэкономические переменные отображают возможность домохозяйств тратить, индексы на основе опросов – готовность тратить, а статистика поисковых запросов – подготовку непосредственно перед тратой. Экстраполируя этот результат на инфляционные ожидания, мы делаем предположение, что заинтересованность домашними хозяйствами связанной с инфляцией информацией в интернете сигнализирует об обновлении ожиданий непосредственно перед изменением поведения домохозяйств. Предполагается, что индивид в большей степени начинает проявлять внимание к темам, связанным с инфляцией, в ответ на недавно полученные информационные раздражители. Например, человек начнет искать

информацию о курсе валют в поисковых системах не через полгода после того, как узнал какие-то тематические новости из других источников, а как можно раньше. По выведенным предположениям формулируется следующая гипотеза:

*H2: Инфляционные ожидания населения, основанные на информации из поисковых систем, имеют краткосрочную природу формирования в прошлом и тесно связаны с инфляцией только в краткосрочный период.*

Помимо уже упомянутой работы Li et al. (2015), в которой замечено увеличение стабильности прогнозов месячной инфляции вследствие использования подхода MIDAS с данными поисковых запросов недельной частоты, существует и другая литература, подтверждающая более высокую прогнозную силу моделей со смешанной частотой данных. Так, включение ежемесячных данных о промышленном производстве и загрузке мощностей позволило снизить ошибку наукаста и прогнозов на квартал вперед динамики выпуска на 10–20% в случае наличия частичных данных (например, 1–2 месяца от квартала) по сравнению с ARDL и AR (Clements & Galvão, 2008). В работе Andreou et al. (2013) были расширены подходы к использованию MIDAS и учтены ежедневные данные по сырьевым товарам, спредам процентных ставок и валютным курсам, в том числе с созданием PCA-факторов. Авторы сумели улучшить прогноз ИПЦ, базового ИПЦ, промышленного производства и ВВП на горизонте 1 и 4 квартала вперед относительно прогнозов моделей с низкочастотными данными. Кроме этого, MIDAS позволил усовершенствовать прогнозы месячной реализованной волатильности фондовых индексов по сравнению с классом GARCH-моделей в случае учета информации дневной частоты, особенно хорошо такие модели показали себя при прогнозе в кризисных условиях (Körs & Karan, 2023). Отсюда вытекает третья гипотеза:

*H3: Учет высокочастотной информации об инфляционных ожиданиях приводит к повышению точности прогноза инфляции.*

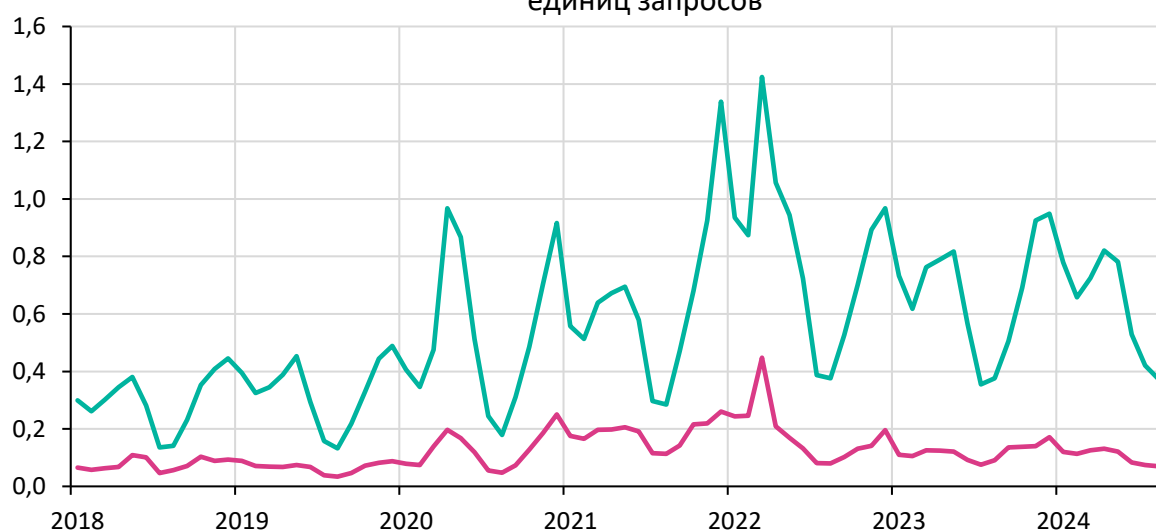
### **1.3. Отбор связанных с динамикой инфляции запросов**

Слова для поисковых запросов, связанных с инфляцией и инфляционными ожиданиями, были отобраны исходя из предпосылок экономической литературы и выводов по итогам дескриптивного анализа. Мы выбирали термины так, чтобы учесть неоднородность раздражителей, способных повлиять на экономическое поведение, у

различных граждан, при этом стараясь сохранить небольшое количество терминов для простоты интерпретации и более высокой скорости обновления данных. Если мы находили какую-то более уточненную формулировку запроса (например, «ускорение инфляции») и она коррелировала с более общей формулировкой («инфляция»), то выбор делался в пользу общей формулировки, так как она способна вбирать в себя информацию от большего количества домохозяйств, а более высокое абсолютное значение запросов по сравнению с уточненной формулировкой дает лучшую устойчивость к неожиданным выбросам.

Некоторые авторы заметили, что в странах с относительно высоким уровнем инфляции освещение в СМИ тем, связанных с ростом цен, сильнее влияет на динамику инфляционных ожиданий, чем в странах с низкой инфляцией, поэтому мы выбираем запрос «инфляция» (Inflation), ожидая, что люди ищут новости о росте цен, используя данный запрос (Haldane, 2017; Kikuchi & Nakazono, 2023). Может показаться более очевидным выбор другого, схожего, но менее специфичного термина – «рост цен», однако при сравнении временных рядов по этим двум тегам запросов было выявлено, что пользователи поисковых систем в целом по России чаще ищут информацию по слову «инфляция», нежели по словосочетанию «рост цен», что мы показали на рисунке ниже. Корреляция между данными переменными имеет высокое значение. Ради того, чтобы охватить информацию от большего количества людей и избежать при этом перегруженности однотипными переменными, был сделан выбор в пользу запроса «инфляция», однако к запросу «рост цен» мы еще вернемся в разделе проверки устойчивости результатов.

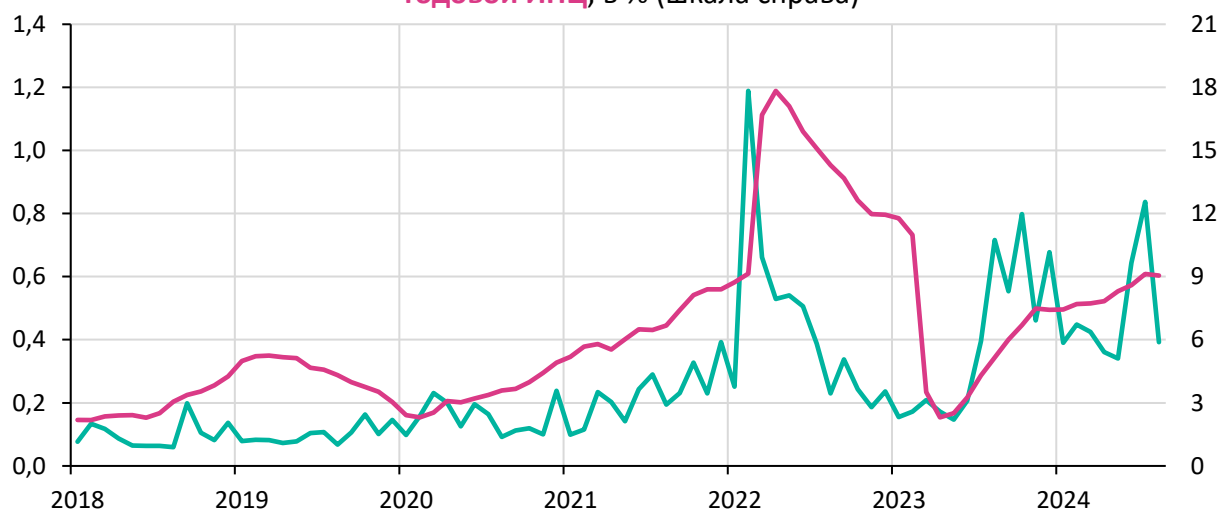
Рисунок 1. Ряды поисковых запросов "инфляция" и "рост цен", млн единиц запросов



Примечание. Корреляция между переменными составила 0,845

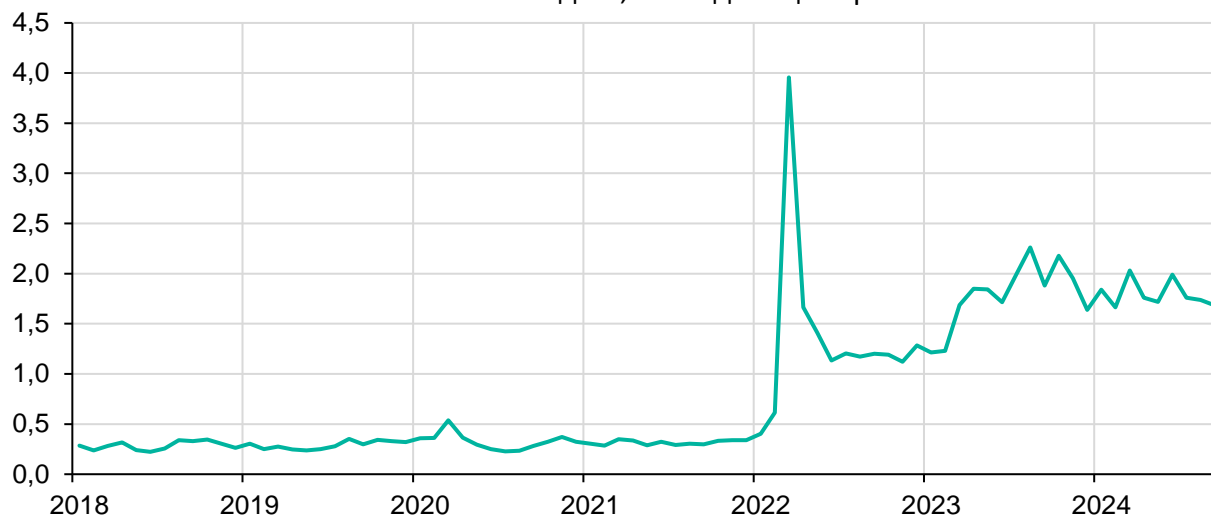
Также были выбраны темы, связанные с Центральным банком, такие как «Банк России» (Bank of Russia) и «ключевая ставка» (Key rate), так как были замечены некоторые предпосылки к тому, что домашние хозяйства, которые имеют больше информации о целях Центрального банка или сильнее доверяют его действиям, могут лучше прогнозировать инфляцию (Kamada et al., 2015; Christelis et al., 2020). При визуальном анализе временного ряда запросов по словосочетанию «ключевая ставка» можно увидеть сигналы того, что в периоды с относительно высоким индексом потребительских цен домашние хозяйства больше проявляют интерес к основному инструменту денежно-кредитной политики.

Рисунок 2. Поисковые запросы "ключевая ставка" в млн единиц и  
годовой ИПЦ, в % (шкала справа)



Потребители могут быть чувствительны к динамике цен на нефть (Harris et al., 2009; Wong, 2015), так как они связывают ее с ценами на автомобильное топливо, особенная актуальность в плане информационной связи домохозяйств может наблюдаться в странах – экспортерах нефти, поэтому в исследовании анализируются временные ряды количества поисковых запросов по слову «нефть» (Crude oil). Наконец, домохозяйства и компании могут значимо реагировать сменой инфляционных ожиданий на изменения курса валют из-за наблюдения за ценами импортных товаров (Coibion et al., 2020), отсюда мы приходим к поисковому запросу «доллар» (Dollar). В России начиная с 2022 года, кроме интереса к USD, возросла популярность китайской национальной валюты юань, поэтому произведена попытка учесть в исследовании поисковые запросы и по тегу «юань» (Yuan).

Рисунок 3. Динамика запросов по теме "юань" в России в поисковой системе Яндекс, млн единиц запросов



## 2. ОСНОВНЫЕ ДАННЫЕ

Главными переменными интереса в текущем исследовании являются временные ряды, содержащие сведения о количестве поисковых запросов по темам, связанным с инфляцией в поисковой системе Яндекс, которые мы получили из сервиса Яндекс Вордстат. По описанию самого сервиса, он показывает статистику запросов с учетом всех возможных форм слова или словосочетания. То есть при получении статистики по запросу «нефть» будет выдаваться также информация о количестве запросов «нефть цена», «российская нефть», «добыча нефти». Один поисковый запрос учитывается в статистике Яндекс Вордстат один раз в день с одного IP-адреса в пересечении с MAC-адресом. Значит, если человек с одного устройства попытается ввести 100 раз одно и то же слово в поисковой строке, то в статистике сервиса будет засчитан только один запрос, даже в случае использования нового IP-адреса индивидуально для каждого запроса. Подробнее об этом написано в приложении А<sup>3</sup>. Из-за потенциального существования части пользователей, которые изначально осуществляют поиск с использованием VPN, в статистике по России могут быть не отражены запросы от людей, фактически находящихся на территории России, но имеющие IP-адрес другой страны. Однако имеется возможность примерно оценить долю таких пользователей с помощью сравнения русскоязычных запросов из других стран с общим количеством русскоязычных запросов. Так, доля запросов «инфляция» из СНГ, за исключением России и других стран, в общей сумме запросов в среднем с января 2018 года по август 2024 года составила 4.53%. Но из СНГ и других стран

<sup>3</sup> Автор выражает благодарность сотрудникам Отделения Банка России по Сахалинской области за помощь в проверке учета статистики в поисковой системе Яндекс.

могут доходить до статистики запросы реальных граждан этих стран, которые говорят на русском языке. Мы исходим из предположения, что в странах СНГ процент русскоговорящих граждан выше, чем в остальных, поэтому дополнительно приводим долю запросов вне России и СНГ, которая за тот же период составила 1.18%. То есть с учетом того, что и в этой доле содержатся запросы от граждан, которые фактически находятся на территориях этих стран, процент которых измерить уже затруднительно, доля пользователей VPN относительно мала. В анализе мы используем показатели как по России в целом, так и по 79 регионам. Количество регионов в рассматриваемом семпле было ограничено из-за неполноты данных о поисковых запросах по используемым терминам для некоторых регионов.

Кроме того, так как многие авторы фокусировались на информации из поисковой системы Google, были получены временные ряды об относительном от максимума количестве поисковых запросов из сервиса Google Trends с теми же словами, что и для Яндекса. К сожалению, большинство данных по регионам России в сервисе Google либо были неполными, либо отсутствовали вообще, поэтому мы можем использовать ряды Google лишь в общем для всей России. Кроме статистики непосредственно по словам, используемым для поиска, сервис Google предоставляет статистику по так называемым темам. Под темой понимается группа терминов, разделяющих один концепт. Она включает и написания на разных языках, и акронимы, и ошибки в написании слов. Если сравнивать статистически, например, временные ряды по поисковому тегу «инфляция» и теме «инфляция», то мы увидим высокую корреляцию между ними, однако тема будет включать в себя большее количество запросов. Так как методология учета статистики по поисковым словам более однозначная, в основной части исследования представлены результаты с временными рядами по определенным терминам, но читатель может посмотреть на схожесть результатов моделирования с использованием статистики по идентичным категориям тем Google в приложении В. Также мы проверяли неизменность данных поисковых запросов, запрашивая их в разное время, ряды оставались стабильными: наблюдались небольшие пересчеты (в диапазоне 10–50 запросов) у Яндекса на последних наблюдениях, а также переопределение максимума в статистике относительных запросов Google, однако на оценки моделей подобные изменения не оказывали воздействия.

Описанные показатели рассматриваются как отдельно, так и в качестве составляющих индекса инфляционных ожиданий. Для сравнения оценок и определения прогнозной силы, проверки результатов на устойчивость в исследовании задействованы некоторые индикаторы инфляционных ожиданий, основанные на опросном методе. Во-первых, используется ожидаемая домохозяйствами инфляция через год по версии ОО

«инФОМ». Выборка респондентов этого опроса репрезентативна в общем по Российской Федерации, так что в данном случае мы не имеем возможности делать сравнение отдельно по регионам. Во-вторых, мы используем баланс ответов ценовых ожиданий бизнеса на следующие 3 месяца, собираемый Банком России в рамках проекта «Мониторинг предприятий», данные этого опроса доступны в разрезе регионов.

В качестве основной зависимой переменной, с которой рассматривается взаимосвязь переменных интереса, берется индекс потребительских цен месяц к месяцу. Кроме этого, в модели включен набор контрольных переменных, которые придают основному эксплуатируемому уравнению форму, схожую с кривой Филлипса. Среди них – показатель безработицы, совокупного потребления, состоящий из подгрупп оборота продовольственных, непродовольственных товаров, услуг и общественного питания. Источником данных для обозначенных двух контрольных переменных послужил официальный сайт Федеральной службы государственной статистики (Росстата). Дополнительно в группу контрольных переменных входит среднемесячная динамика валютной пары USD/RUB. Для учета неоднородности отклика региональной инфляции на изменения курса валют мы использовали подход, схожий с представленным в Guriev & Melnikov (2016): умножили динамику курса на долю инвалютной задолженности в общей сумме задолженности домохозяйств и бизнеса региона за конец соответствующего месяца. Показатели были выгружены с официального интернет-ресурса Банка России. Помимо указанных показателей, для части анализа используются временные ряды однодневной ставки межбанковского кредитного рынка группы MIACR с сайта Банка России, а также динамика цены нефти марки Urals с ресурса [investing.com](http://investing.com).

Из корреляционной матрицы переменных (приложение С) видно, что показатели поисковых запросов по темам, связанным с инфляцией, имеют достаточно высокую положительную потенциальную взаимосвязь с динамикой инфляции. Из-за высокой корреляции (от 0.816 до 0.988) между временными рядами запросов по одинаковым темам, но из разных поисковых систем выходит предположение о возможной взаимозаменяемости данных параметров. Кроме того, динамика поисковых запросов достаточно высоко скоррелирована с показателями ценовых ожиданий бизнеса по опросу Банка России и инфляционных ожиданий домохозяйств из опросов ООО «инФОМ». Стоит отметить, что по данной матрице нельзя строго судить о наличии либо отсутствии проблемы мультиколлинеарности в моделях, потому что, как будет показано далее, для использования в модельном аппарате переменные будут трансформированы.

Проверка на стационарность проводилась с помощью расширенного теста Dickey-Fuller, а также теста Phillips-Perron, учитывающего гетероскедастичность и автокорреляцию

в остатках тестовых моделей. Как видно из результатов тестов, 8 из 18 анализируемых переменных являются нестационарными. ИПЦ не имеет единичного корня, так как эта переменная изначально была получена из источника в формате ростов месяц к месяцу. Интересно, что временные ряды статистики по запросам «ключевая ставка» и «юань» как для сервиса Яндекс, так и для Google оказались нестационарными, в отличие от рядов по другим темам. Из этого замечания можно предположить, что природа заинтересованности темами по ключевой ставке Банка России и валюте юань в рассматриваемый период значительно поменялась во времени. И правда, для временного ряда количества запросов слова «юань» в Яндексе, как можно увидеть на рисунке 3, существовал момент резкого роста популярности – начало 2022 года. Для борьбы с нестационарностью, а также для более простой интерпретации оценок моделей мы трансформировали переменные: 1) с помощью первых разностей для показателей, от значений которых невозможно получить натуральный логарифм; 2) с помощью взятия разниц натуральных логарифмов, что по своей сути близко к месячным процентным изменениям, в которых измеряется зависимая переменная. Переменная прокси-потребления (C) является нестационарной даже при взятии первых разностей, поэтому она была детрендрована с помощью фильтра Hodrick-Prescott с параметром  $\lambda = 129600$  (Ravn & Uhlig, 2002). Мы не используем линейное детрендрование, так как некоторые ряды по регионам сохраняют нестационарность при включении линейного тренда в уравнение тестирования на единичный корень, а для процедуры Hamilton количество наблюдений слишком мало.

Таблица 1. Тестирование на стационарность

Переменная	ADF	p-value	Phillips-Perron	p-value
$\pi$	-6.314	0.000	-6.312	0.000
C	3.137	1.000	-0.599	0.864
u	-0.838	0.803	-0.289	0.921
e	-1.935	0.315	-2.093	0.248
Y(Bank of Russia)	-3.740	0.005	-3.829	0.004
Y(Dollar)	-3.462	0.012	-3.493	0.011
Y(Inflation)	-4.168	0.001	-2.974	0.042
Y(Key rate)	-2.284	0.180	-3.618	0.008
Y(Crude oil)	-5.078	0.000	-3.973	0.003
Y(Yuan)	-1.889	0.336	-2.515	0.116
G(Bank of Russia)	-4.414	0.001	-4.414	0.001
G(Dollar)	-3.402	0.014	-3.482	0.011
G(Inflation)	-3.747	0.005	-3.711	0.006
G(Key rate)	-2.634	0.091	-4.372	0.001
G(Crude oil)	-4.845	0.000	-4.169	0.001
G(Yuan)	-2.209	0.205	-3.214	0.023
MBBR	-2.498	0.120	-2.498	0.120

FOM	-1.635	0.460	-2.656	0.086
-----	--------	-------	--------	-------

Примечание.  $H_0$  – переменная имеет единичный корень.

$\pi$  – ИПЦ, месяц к месяцу;  $C$  – потребление (оборот продовольственных, непродовольственных товаров, услуг, а также общественного питания);  $u$  – уровень безработицы;  $e$  – обменный курс USD/RUB, умноженный на долю инвалютной задолженности в общей сумме задолженности; переменные с буквой  $Y$  и  $G$  – статистика поисковых запросов по обозначенному слову из сервисов Яндекс (абсолютное количество запросов) и Google (относительное от максимума количество) соответственно; MBVR – баланс ответов ценовых ожиданий предприятий, входящих в «Мониторинг предприятий» Банка России; FOM – инфляционные ожидания домохозяйств по версии ООО «инФОМ».

На начальных этапах исследования рассматриваются временные ряды количества поисковых запросов по отдельным словам, после этого проектируется единый индекс на основе метода PCA. Анализируемый период начинается с января 2018 года и заканчивается августом 2024 года. Именно с начала 2018 года для публичного пользования доступна информация из сервиса Яндекс Вордстат. В качестве основной частоты выступает месячная периодичность, а в качестве высокочастотных данных для встраивания в MIDAS мы используем информацию с еженедельной частотой. С такой частотой из перечисленных переменных используется только переменная индикатора инфляционных ожиданий на основе поисковых запросов.

### 3. МЕТОДОЛОГИЯ

В качестве основной модели в исследовании применяется авторегрессия с распределенным лагом (ARDL) (Pesaran & Shin, 1998) с методом оценки OLS. В случае панельных данных мы хотели учесть возможную гетерогенность регионов, поэтому была использована ARDL с учетом индивидуальных фиксированных эффектов секций (FE). Для включения высокочастотных данных, как следует из предпосылок к третьей гипотезе исследования, задействуется модель MIDAS в своей неограниченной форме (U-MIDAS) (Ghysel et al., 2004). Модели тестируются на отсутствие гетероскедастичности с помощью тестов Breusch-Pagan-Godfrey и Glejser, на отсутствие автокорреляции ошибок – с помощью LM-теста Breusch-Godfrey на серийную корреляцию, на отсутствие кросс-секционной зависимости ошибок (в случае панели) – с помощью тестов Breusch-Pagan и Pesaran.

Лаговые спецификации ARDL-моделей подбирались методом перебора лагов исходя из информационного критерия Akaike (AIC) и минимизации различных метрик ошибок, таких как MAE, MAPE, SMAPE, RMSE и THEIL внутривыборочного (in-sample) прогноза на полном семпле. Основным критерий отбора – минимизация RMSE. Сначала мы определили оптимальную лаговую структуру только для базовой модели с контрольными переменными. Затем отобрали оптимальное количество лагов для индекса инфляционных

ожиданий, который более полно будет представлен далее. При интерпретации результатов оценок коэффициентов контрольных переменных мы ориентируемся на то, что в случае наличия статистической значимости рост разрыва потребления и курса доллара положительно связаны с инфляцией, а увеличение уровня безработицы – наоборот. В MIDAS для сопоставимого сравнения мы подбирали количество лагов недельной частоты для переменной инфляционных ожиданий населения на основе определенной ранее спецификации в ARDL, учитывая, что в одном месяце в среднем примерно 4.348 недели. Так, если в ARDL оптимальным было включение текущего значения и трех лагов драйвера, имеющего также недельную частоту, в MIDAS мы включим 1 текущее значение + 16 лагов этого драйвера ( $4 \times 4.348 \approx 17$ ). Необходимо отметить, что, по результатам теста Quandt-Andrews на неизвестную точку разрыва (Andrews, 1993), для уравнений с рядами выбранных поисковых запросов в качестве независимых переменных чаще всего выбираемой точкой был март 2022 года, что соответствует началу структурных изменений в российской экономике, поэтому для учета этого аддитивного выброса (АО) была создана дамми-переменная и включена в модель (приложение D). Общая формула модели с учетом контрольных переменных и избранной лаговой структурой выглядит следующим образом:

$$\pi_t = c_0 + \alpha_0 \pi_{t-1} + X + \sum_{i=0}^3 \beta_i \Delta(\pi^{exp})_{t-i} + \rho_0 D^{0322} + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$X = \sum_{i=0}^2 \tau_i C^{gap}_{t-i} + \sum_{i=0}^1 \gamma_i \Delta \ln(u)_{t-i} + \sum_{i=0}^1 \delta_i \Delta \ln(e)_{t-i} \quad (2)$$

где  $\pi$  – ИПЦ месяц к месяцу;  $X$  – набор контрольных переменных;  $\pi^{exp}$  – индикатор инфляционных ожиданий;  $D^{0322}$  – дамми-переменная на март 2022 года;  $C^{gap}$  – разрыв потребления, полученный с помощью HP-фильтра;  $u$  – уровень безработицы;  $e$  – курс USD/RUB  $\times$  доля инвалютной задолженности в общей сумме задолженности.

Для сравнения прогностических способностей моделей вне выборки (out-of-sample) применялся метод расширяющегося окна, который мы больше предпочитаем, чем метод скользящего окна, так как он придает относительную стабильность оцениваемым параметрам, релевантен в случае небольшого количества наблюдений во времени и соответствует ситуации реального прогноза, когда экономисты стараются учитывать все доступные на текущий момент данные (Vosen & Schmidt, 2011). В качестве изначального тренировочного семпла выбран период с января 2018 по август 2023 года, а как тестовая выборка – сентябрь 2023 – август 2024 года. Мы сопоставляем по среднеквадратической ошибке прогнозы на основе различных индикаторов инфляционных ожиданий на горизонтах от 1 до 12 месяцев вперед. Например, для получения общей ошибки прогноза

на 3 месяца вперед сначала производится оценка параметров модели на выборке январь 2018 – август 2023 года, потом рассчитываются 3 следующих наблюдения для семпла сентябрь – ноябрь 2023 года включительно, затем для этого прогнозного периода сохраняется RMSE. После данной процедуры тренировочный семпл расширяется с включением одного настоящего наблюдения за сентябрь 2023 года, то есть шаг расширения равен 1 месяцу, затем повторяется прогноз на 3 месяца вперед для периода октябрь 2023 – декабрь 2023 года, итерации воспроизводятся до исчерпания тестового семпла, на финальной стадии рассчитывается средняя метрика из всех полученных 10 ошибок прогнозов. При этом лаговая структура модели в случае прогноза на 3 месяца вперед сдвигается на 3 лага назад, то есть если лаг независимой переменной был равен 0, то он станет равен 3. Это делается для получения возможности составления прогноза приближенного к реалистичным условиям, когда неизвестны наблюдения на прогнозном семпле для независимых переменных. Такой подход позволяет не прибегать к методам VAR или отдельному прогнозированию драйверов – например, с помощью ARIMA или LSTM. Результаты прогноза основных моделей мы сравниваем с моделями, включающими альтернативные нашему индикаторы инфляционных ожиданий, а также с оптимально подобранным авторегрессионным бенчмарком AR(1).

## 4. РЕЗУЛЬТАТЫ

### 4.1. Поисковые запросы и инфляция

На первом этапе регрессионного анализа были построены регрессии ИПЦ от рядов количества поисковых запросов – претендентов в компоненты прокси инфляционных ожиданий. Оценки получены для общероссийских данных Яндекса и Google, а также для панели по регионам с использованием статистики Яндекса. Общая форма уравнения выглядит следующим образом:

$$\pi_t = c_0 + \alpha_0 \pi_{t-1} + \sum_{i=0}^3 \beta_i \Delta \ln(Q)_{t-i} + \rho_0 D^{0322} + \varepsilon_t \quad (3)$$

где  $\pi$  – индекс потребительских цен месяц к месяцу;  $Q$  – ряд поисковых запросов в Яндексе или Google по темам, связанным с инфляцией;  $D^{0322}$  – дамми-переменная на март 2022 года.

Результаты показывают положительную статистически значимую взаимосвязь почти всех рядов поисковых запросов с динамикой инфляции, исключением стал

временной ряд с запросами «юань». Хотя заинтересованность к данной валюте с начала 2022 года возросла и мы видим эту тенденцию на временных рядах поисковых запросов, эффект на динамику инфляции оказался статистически значим на 5%-ном уровне значимости лишь для нулевого лага в панельных данных, поэтому данный временной ряд не был включен в итоговый индикатор инфляционных ожиданий. Возможно, на текущий момент период возросшей заинтересованности данной валютой среди населения недостаточно длительный, чтобы мы могли получить статистически значимый валидный результат.

Оценки коэффициентов для запросов в Яндекс и Google для большинства поисковых слов похожи как в плане значимости, так и в плане направления. Выделяются различия результатов оценивания для временных рядов запросов «Банк России»: для данных Google стандартные ошибки при коэффициентах регрессии оказались больше, чем для данных Яндекса. В ряду из системы Google мы наблюдаем потенциальный сдвиг тренда, на который могла повлиять смена методики расчета данного показателя самой компанией Google в конце 2021 года, а также более высокая заинтересованность деятельностью Банка России пользователями Google после начала экономических структурных изменений 2022 года. При этом корреляция между временными рядами заинтересованности темой «Банк России» пользователями Яндекса и Google составила 81.6%. Убедившись в схожести природы переменных интереса, мы делаем выбор в сторону дальнейшего использования данных поисковой системы Яндекс, так как статистическая значимость в регрессиях для них была выше, и они дают нам возможность более полного анализа на уровне регионов в панельных регрессиях.

Таблица 2. Результаты моделей со связанными с инфляцией поисковыми запросами

x	Q = Bank of Russia			Q = Dollar			Q = Inflation		
	Яндекс	Google	Panel	Яндекс	Google	Panel	Яндекс	Google	Panel
L( $\pi$ )	0.207***	0.211*	0.206***	0.22**	0.266***	0.195***	0.237***	0.203***	0.217***
Q	1.238***	1.192**	0.836***	0.432*	0.279**	0.425***	0.674***	0.829***	0.463***
L(Q)	1.147***	1.046	0.713***	0.507**	0.278*	0.562***	0.197	0.654***	0.254***
L2(Q)	0.852**	0.799	0.548***	0.187	-0.034	0.207	0.343**	0.648***	0.237***
L3(Q)	0.639***	0.43	0.366***	0.123	-0.012	0.117	0.306**	0.299**	0.181*
D0322	7.224***	6.973***	7.641***	7.557***	7.769***	7.505***	8.003***	7.642***	8.113***
Constant	79.615***	79.202***	79.705***	78.364***	73.705***	80.833***	76.591***	80.061***	78.681***
Adj. R2	0.92	0.87	0.825	0.87	0.867	0.799	0.91	0.919	0.82
F-stat	145.281***	84.971***	336.801***	84.936***	82.522***	284.374***	126.773***	143.68***	326.636***
x	Q = Key rate			Q = Crude oil			Q = Yuan		
	Яндекс	Google	Panel	Яндекс	Google	Panel	Яндекс	Google	Panel
L( $\pi$ )	0.243***	0.27***	0.217***	0.233***	0.235***	0.222***	0.314***	0.357***	0.241***

Q	0.283**	0.225**	0.278***	0.447**	0.401**	0.389***	0.488	0.439	0.419**
L(Q)	0.394***	0.333**	0.323***	0.46***	0.429***	0.423***	-0.067	-0.259	0.169
L2(Q)	0.244*	0.069	0.242**	0.272	0.286	0.217*	0.029	-0.16	0.158
L3(Q)	0.212**	0.106	0.131	0.313***	0.259**	0.258**	-0.082	-0.227	0.01
D0322	7.869***	7.919***	7.864***	7.973***	7.964***	8.021***	7.365***	7.642***	7.45***
Constant	75.962***	73.323***	78.646***	77.019***	76.783***	78.153***	68.849***	64.517***	76.251***
Adj. R2	0.874	0.866	0.794	0.889	0.879	0.81	0.858	0.863	0.784
F-stat	87.813***	81.846***	276.652***	101.173***	91.78***	305.979***	76.589***	79.43***	260.848***

Примечание. Зависимая переменная – ИПЦ месяц к месяцу. В столбцах «Яндекс» и «Google» представлены результаты в общем по России, в столбце «Panel» – по регионам. Для переменных поисковых запросов использованы логарифмы первых разниц.

\*\*\* – показывает значимость на уровне 1%; \*\* – на уровне 5%; \* – на уровне 10%.

## 4.2. Построение индикатора инфляционных ожиданий населения

Мы назвали сконструированный при помощи PCA индикатор QUery-based Inflation Expectations Tracker, сокращенно – QUIET. Название подчеркивает тот факт, что при формировании индикатора мы не разговариваем с респондентами, а используем данные об их непосредственной обеспокоенности инфляцией. Стоит отметить, что для создания факторов были задействованы данные о количестве поисковых запросов, трансформированные в натуральные логарифмы. Для рядов по России с месячной и еженедельной частотой, а также панельных данных месячной и еженедельной частоты первая компонента объясняет основную часть дисперсии. Так, первый фактор для ежемесячных общероссийских переменных объясняет 73.23% дисперсии, для панельных данных по регионам – 92.69%. Kaiser's Measure of Sampling Adequacy составил 0.759 и 0.885 соответственно, что сопоставимо с адекватным уровнем выборки, подходящим для факторного анализа (Dziuban & Shirkey, 1974). Еженедельные данные показывают немного более высокие значения критерия адекватности, однако процент объясняемой дисперсии оказался чуть ниже. Вклад между переменными распределен относительно равномерно, максимальный процент объясняющей способности наблюдался у запросов «Банк России» в случае общероссийских ежемесячных данных и составил 23.91%, а минимальные 15.68% наблюдались у переменной «ключевая ставка» в факторе с данными по России еженедельной частоты. Максимальное объяснение дисперсии во всех полученных факторах наблюдалось со стороны поисковых запросов по темам «Банк России» и «инфляция».

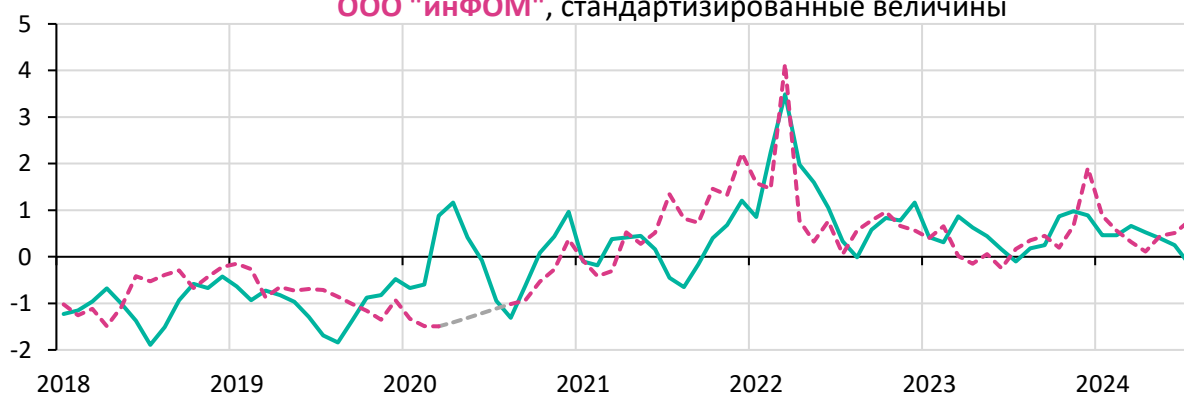
Таблица 3. Анализ факторов QUIET

Frequency	Model	Kaiser's MSA	% of total variation	% of explained variation within each factor				
				Bank	Doll	Infl	Key	Oil
Monthly	Russia	0.759	73.23	23.91	20.51	21.66	16.21	17.71
	Panel	0.885	92.69	20.73	20.13	20.25	19.08	19.81
Weekly	Russia	0.796	71.43	24.02	19.24	22.35	15.68	18.71
	Panel	0.893	91.25	20.91	20.12	20.33	18.67	19.97

Примечание. Последние 5 колонок показывают относительную загрузку каждой переменной поисковых запросов в фактор; Bank – временной ряд поисковых запросов по теме «Банк России»; Doll – по теме «доллар», Infl – по теме «инфляция», Key – по теме «ключевая ставка», Oil – по теме «нефть».

QUIET имеет схожую динамику с индексом инфляционных ожиданий на основе опросов, проводимых ООО «инФОМ». Визуально индикатор на основе поисковых запросов имеет более «липучую» динамику в периоды шоков, что можно отчасти объяснить методикой сбора самой информации: статистика поисковых запросов учитывает ежедневную динамику внутри месяца, в отличие от опросных индикаторов, собираемых в течение определенного периода месяца. К сожалению, нет возможности проанализировать период сильных ограничений перемещения и использования услуг во время острой фазы COVID-19 с апреля по июль 2020 года, так как опрос ООО «инФОМ» в это время не проводился. Мы восстановили пропущенные данные с помощью Catmull-Rom Spline для получения непрерывности и возможности включения данной переменной в общую модель по Российской Федерации с учетом периода ограничений COVID-19. При этом корреляция между двумя переменными оказалась даже выше при исключении заполненного сплайном периода. Схожесть динамики QUIET и инфляционных ожиданий ООО «инФОМ» дает предположение, что заинтересованность населения терминами, которые имеют связь с инфляцией, действительно включают в себя ожидания. Домашние хозяйства могут через поиск данных терминов находить теоретическую или новостную информацию, которая изменяет их видение будущей экономической ситуации и корректирует поведение.

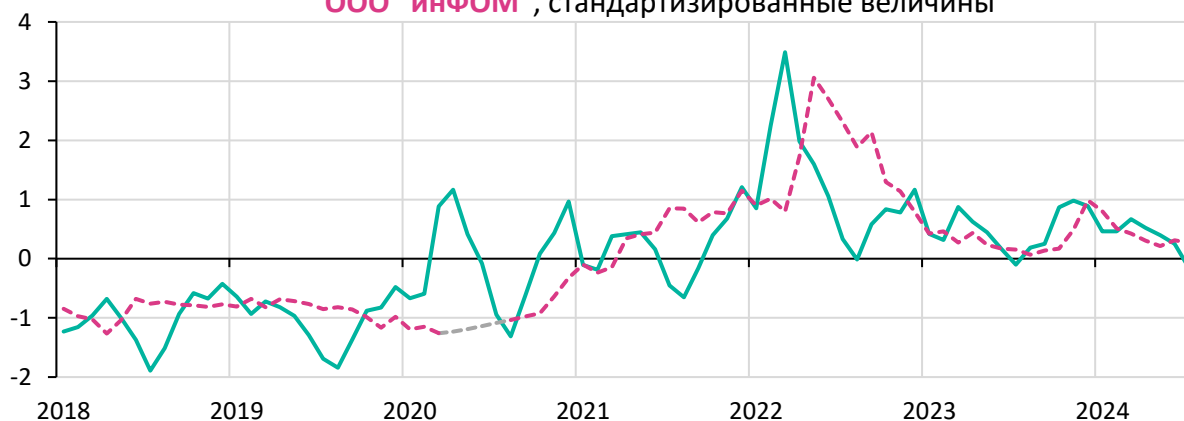
Рисунок 4. Динамика QUIET и инфляционных ожиданий по версии ООО "инФОМ", стандартизированные величины



Примечание. В период с апреля по июль 2020 года статистика для опроса ООО "инФОМ" не собиралась. Период заполнен с помощью Catmull-Rom Spline. Корреляция между переменными с учетом заполненного периода: 0,676; без учета: 0,733.

Мы предполагаем, что в QUIET может содержаться информация о восприятии домашними хозяйствами текущего уровня цен. Например, через информационное давление какого-либо масштабного события происходит импульсивный рост заинтересованности включенными в индикатор терминами. Однако корреляция между индикатором на основе поисковых запросов и показателем инфляции, наблюдаемой ООО «инФОМ», оказалась меньше, чем в случае инфляции, ожидаемой ООО «инФОМ», что дает основание говорить о большей близости природы QUIET к сущности ожиданий, чем к текущему восприятию роста цен.

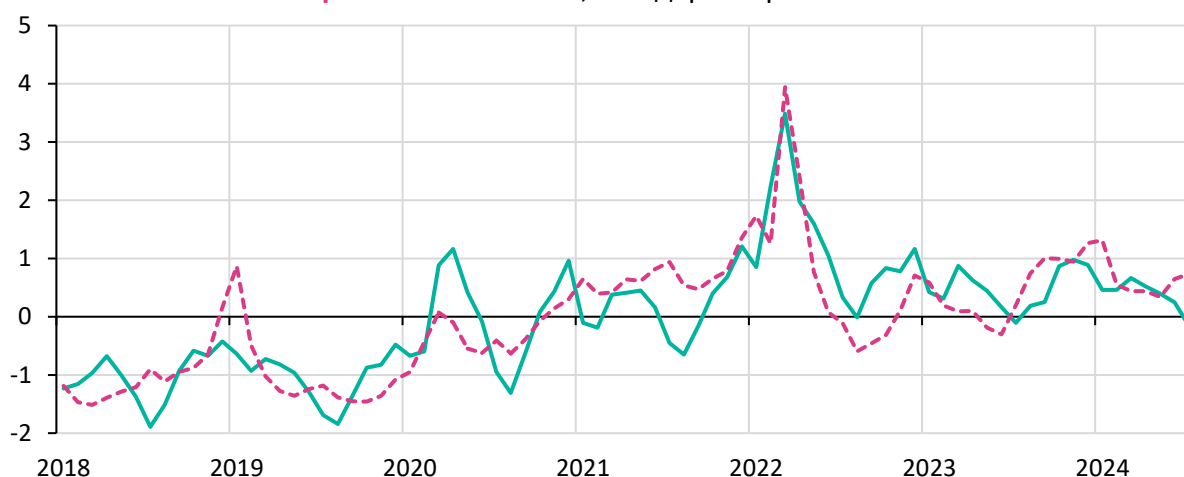
Рисунок 5. Динамика QUIET и наблюдаемой инфляции по версии ООО "инФОМ", стандартизированные величины



Примечание. В период с апреля по июль 2020 года статистика для опроса ООО "инФОМ" не собиралась. Период заполнен с помощью Catmull-Rom Spline. Корреляция между переменными с учетом заполненного периода: 0.635; без учета: 0.682.

Большее сходство мы увидели с рядом баланса ответов ценовых ожиданий «Мониторинга предприятий», корреляция QUIET с которым составила 80.6%. Coibion et al. (2020) в своих исследованиях уже упоминали о родстве инфляционных ожиданий домашних хозяйств и бизнеса. Взаимосвязь этих двух показателей может выстраиваться по следующей цепочке: ожидания населения сказываются на поведении домохозяйств, влияя на потребление. Компании, в свою очередь, наблюдая изменения в спросе со стороны покупателей, подстраивают свою ценовую политику под спрос, сообщая изменения в своих ценовых ожиданиях интервьюеру. То есть чем больше влияние потребительского спроса на ценовые решения компаний в данный момент, тем должны быть более скоррелированы ожидания населения и компаний, но стоит учитывать, что и на бизнес, и на домохозяйства могут похожим образом влиять крупные информационные шоки.

Рисунок 6. Динамика QUIET и ценовых ожиданий предприятий по версии Банка России, стандартизированные величины



Примечание. Корреляция между параметрами: 0.806.

Для проверки того, не могла ли теснота связи между рассматриваемыми параметрами в основном быть связана с одинаковыми сезонными циклами, была произведена процедура сезонной корректировки инфляционных ожиданий на основе поисковых запросов, инфляционных ожиданий ООО «инФОМ» и ценовых ожиданий «Мониторинга предприятий» Банка России. Корректировка проводилась с помощью инструментария X13 (U.S. Census Bureau, 2017) с наличием константы и автоматическим подбором выбросов. У сезонно скорректированных временных рядов коэффициенты корреляции с QUIET оказались даже выше, чем в случае отсутствия корректировки (приложение Е).

Далее была произведена оценка потенциальных источников формирования индикаторов инфляционных ожиданий для QUIET, баланса ответов ценовых ожиданий «Мониторинга предприятий» (MBBR) и инфляционных ожиданий населения по опросу ООО «инФОМ» (FOM). Уравнение для оценки выглядит так:

$$\Delta(\pi^{exp})_t = c_0 + \sum_{i=1}^3 \alpha_i \Delta(\pi^{exp})_{t-i} + \sum_{i=0}^3 \beta_i z_{t-i} + \rho_0 D^{0322} + \varepsilon_t \quad (4)$$

где  $\pi^{exp}$  – индикатор инфляционных ожиданий;  $z$  – потенциальный драйвер инфляционных ожиданий;  $D^{0322}$  – дамми-переменная на март 2022 года.

Ожидания населения и бизнеса оказались зависимы от динамики самой инфляции. Хотя Kikuchi & Nakazono (2023), опрашивая домохозяйства в Японии, отмечали, что население не сильно опирается на официальную статистику при формировании своих ожиданий, все же мы видим, что в случае России часть личной инфляции и ожиданий домашних хозяйств может быть отражена в динамике ИПЦ. Кроме того, ранее отмечалось,

что в странах с относительно высоким уровнем инфляции граждане более склонны к поиску информации о росте цен, то есть они могут основывать свои инфляционные ожидания в том числе на официальной статистике. Зависимость от ставки MIACR также выявлена, и она схожа по своей лаговой структуре с результатами для индекса потребительских цен. И со стороны ИПЦ, и со стороны MIACR на первом лаге выявлен отрицательный статистически значимый эффект влияния на инфляционные ожидания. Данный результат является подтверждением наличия sticky information при формировании ожиданий домохозяйств и бизнеса. Так, прошлое ускорение инфляции может сопровождаться антиинфляционными мерами центрального банка и воспринимается как временный шок, что снижает инфляционные ожидания (Coibion & Gorodnichenko, 2015). К тому же некоторые экономические агенты способны снижать свои инфляционные ожидания с лагом и без непосредственных действий со стороны центрального банка, если воспринимают рост уровня инфляции как временный шок и доверяют действиям регулятора (Pfajfar & Santoro, 2013). Также наблюдается строгая отрицательная зависимость инфляционных ожиданий от изменений цен на нефть марки Urals, что можно интерпретировать как особенность нефтеэкспортирующей экономики: в данном случае рост цен на нефть может восприниматься экономическими агентами в России как положительный фактор развития экономики. Курс доллара прямо пропорционально влияет на инфляционные ожидания, но имеет слабую статистическую значимость (на уровне 10%) для QUIET. Для ценовых ожиданий бизнеса статистическая значимость была выше: на уровне значимости 5%, что говорит о более экономически обоснованном ценовом планировании компаний в ответ на валютные шоки. Также ни одна независимая переменная не показала статистически значимого влияния на инфляционные ожидания на основе поисковых запросов начиная с третьего лага, что говорит о довольно быстром переносе эффекта на прокси инфляционных ожиданий на основе поисковых запросов. Помимо этого, подобное верно и для инфляционных ожиданий домохозяйств по версии ООО «инФОМ», и для ценовых ожиданий предприятий, опрашиваемых Банком России.

Таблица 4. Результаты оценки моделей с индикаторами инфляционных ожиданий и их потенциальными драйверами

Зависимая переменная	Переоператор	$z = \text{CPI}$	$z = \Delta \ln(\text{MIACR})$	$z = \Delta \ln(\text{Urals})$	$z = \Delta \ln(\text{USD})$
Exp = $\Delta \text{QUIET}$	L(Exp)	-0.015	0.219	0.072	0.106
	L2(Exp)	-0.248**	-0.245*	-0.166	-0.202**
	L3(Exp)	-0.118	-0.016	-0.115	0.022
	z	0.624***	2.067**	-1.015***	2.653*
	L(z)	-0.246***	-1.186**	-0.135	1.522
	L2(z)	0.048	1.142**	-0.397	1.154
	L3(z)	-0.061	-0.678	-0.418	0.699
	D0322	-3.873***	-0.556	1.137***	1.04***

	Constant	-36.613**	-0.003	-0.004	-0.039
	Adj. R2	0.349	0.226	0.179	0.202
	F-stat	6.036***	3.736***	3.05***	3.367***
Exp = ΔMPBR	L(Exp)	0.171*	0.176*	0.058	0.001
	L2(Exp)	-0.296**	-0.188*	-0.165	-0.195**
	L3(Exp)	0.116	0.156	-0.057	0.031
	z	3.385***	21.667***	-2.385	16.035**
	L(z)	-2.382***	-12.456***	-1.953	20.364**
	L2(z)	0.062	-0.817	0.739	2.389
	L3(z)	-0.823**	-5.606	-0.836	2.497
	D0322	-4.768	7.376**	21.633***	19.473***
	Constant	-24.045	0.02	-0.047	-0.23
	Adj. R2	0.653	0.557	0.328	0.46
	F-stat	18.635***	12.791***	5.585***	8.99***
Exp = ΔFOM	L(Exp)	-0.243***	-0.366***	-0.399**	-0.364***
	L2(Exp)	-0.211*	-0.075	-0.238*	-0.244**
	L3(Exp)	0.084	0.178	0.071	0.092
	z	0.77***	5.801***	0.32	2.364
	L(z)	-0.65***	-2.786**	-0.075	4.153
	L2(z)	-0.009	-2.315***	-0.035	-1.284
	L3(z)	-0.069	0.485	0.132	0.299
	D0322	-1.521	0.724	4.524***	3.988***
	Constant	-4.087	0.041	0.026	0.002
	Adj. R2	0.599	0.577	0.335	0.404
	F-stat	15.027***	13.77***	5.73***	7.362***

Примечание. \*\*\* – показывает значимость на уровне 1%; \*\* – на уровне 5%; \* – на уровне 10%.

### 4.3. Оценка взаимосвязи QUIET с инфляцией

По результатам оценок основных моделей первая гипотеза, которая предполагает наличие положительного эффекта со стороны инфляционных ожиданий населения на базе поисковых запросов на динамику инфляции, не отвергается. Это заметно как для рядов по России, так и для панели по регионам. Результаты оценивания сравнимы с таковыми для ценовых ожиданий компаний, участвующих в «Мониторинге предприятий» Банка России, и для инфляционных ожиданий населения по версии ООО «инФОМ». Наибольшее влияние инфляционных ожиданий на инфляцию в месячном выражении почти во всех моделях приходится на нулевой лаг, то есть рост инфляционных ожиданий в текущем месяце успеваеет в большей мере отражаться в совокупном изменении цен в этом же месяце. Исключением являются результаты панели, где в качестве основной независимой переменной присутствуют ценовые ожидания «Мониторинга предприятий» Банка России (MBBR). В этом случае наибольший эффект приходился на второй лаг, что, как мы предполагаем, связано с более рациональными ожиданиями компаний, а также самим вопросом, задаваемым предприятиям во время опроса: интервьюеры Банка России

спрашивают о том, каким предприятие видит изменение цен через 3 месяца. В то же время модель с агрегированным по России показателем ценовых ожиданий предприятий также показывала наибольший коэффициент воздействия на ИПЦ у нулевого лага, но отсутствие значимого воздействия на первом лаге. Разница в результатах, вероятно, объясняется особенностями методики агрегирования данных «Мониторинга предприятий», однако данная достаточно глубокая тема не затрагивается в текущем исследовании.

Модели с включением инфляционных ожиданий населения на базе поисковых запросов оказались способны более точно описать текущие изменения инфляции, показывая максимальный из всего парка моделей скорректированный R-squared. Для общей по России версии модели показатель составил 0.926, для версии с данными регионов – 0.835. Стоит отметить, что, так как для общей модели по России мы выявили слабое присутствие гетероскедастичности и автокорреляцию ошибок, в ней были задействованы Newey-West robust errors, для панелей было выявлено наличие кросс-секционной зависимости ошибок, так что с целью скорректировать стандартные ошибки параметров использованы Panel Corrected Standard Errors (Beck & Katz, 1995).

Таблица 5. Результаты оценок для России в целом и панельных данных по регионам

Независ. перем.	Россия				Панель по регионам		
	Exp=QUIET (without controls)	Exp=QUIET	Exp=MBBR	Exp=FOM	Exp=QUIET (without controls)	Exp=QUIET	Exp=MBBR
L( $\pi$ )	0.199***	0.214***	0.325***	0.398***	0.19***	0.191***	0.213***
Cgap	-	-0.784	-0.496	-0.852	-	-0.616*	-0.274
L(Cgap)	-	1.151**	0.384	1.732***	-	1.035**	0.589
L2(Cgap)	-	-0.168	0.749	0.358	-	-0.198	0.188
u	-	-2.491	1.123	1.746	-	-0.062	0.202
L(u)	-	1.476	-0.663	0.404	-	-0.132	-0.154
e	-	0.316	0.255	0.975**	-	0.019	0.031*
L(e)	-	0.597*	0.582**	0.684**	-	0.011	0.031*
Exp	0.363***	0.39***	0.066***	0.228***	0.988***	1.112***	0.016***
L(Exp)	0.348***	0.255***	0.001	0.05	0.939***	0.777***	0.017***
L2(Exp)	0.203*	0.252***	0.031***	0.099**	0.527***	0.611***	0.017***
L3(Exp)	0.181***	0.195***	0.013**	0.062	0.389**	0.391**	0.010***
D0322	7.368***	7.405***	6.706***	7.232***	7.54***	7.625***	8.008***
Constant	80.441***	78.918***	67.731***	60.461***	81.38***	81.207***	79.058***
Adj. R2	0.921	0.926	0.912	0.909	0.831	0.835	0.805
F-stat	146.241***	72.759***	61.154***	58.353***	352.995***	335.275***	273.277***
F-stat for Exp. (Wald Test)	12.914***	9.968***	7.881***	7.388***	15.552***	17.145***	10.136***

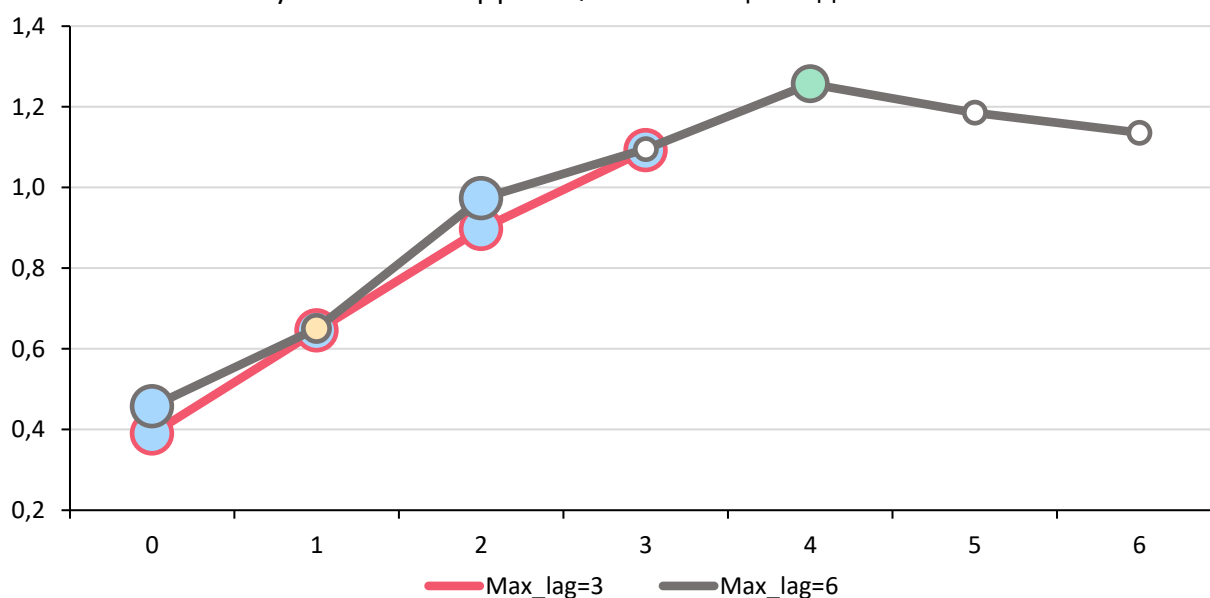
Примечание. Зависимая переменная – это ИПЦ месяц к месяцу. Независимые переменные: Cgap – логарифм разрыва потребления (на основе оборота продовольственных, непродовольственных товаров, услуг, а также общественного питания), полученный с помощью фильтра Hodrick-Prescott; u – разница логарифмов уровня безработицы; e – разница логарифмов обменного курса USD/RUB, умноженного на долю инвалютной задолженности в общей сумме задолженности; QUIET – первые разницы индикатора инфляционных ожиданий домохозяйств на основе поисковых запросов; MBBR – первые разницы баланса ответов ценовых ожиданий предприятий, входящих в «Мониторинг предприятий» Банка России; FOM – первые разницы инфляционных ожиданий домохозяйств по версии ООО «инФОМ», D0322 – дамми-переменная для марта 2022 года.

\*\*\* – показывает значимость на уровне 1%; \*\* - на уровне 5%; \* - на уровне 10%.

Чтобы измерить горизонт влияния инфляционных ожиданий на ИПЦ, мы последовательно увеличивали количество лагов при QUIET в регрессиях с оптимально выбранных 3 лагов до 6. Презентовать различные лаговые структуры достаточно удобно с помощью cumulative dynamic multipliers (Stock & Watson, 2020). Стоит учесть, что в нашей визуализации статистическая значимость приведена для некумулятивных dynamic multipliers. Можно заметить, что при расширении лаговой структуры в модели с общими российскими данными на 5 и 6 лагах отсутствует статистическая значимость, к тому же сами коэффициенты при лагах отрицательны. При этом из-за снижения степеней свободы, коллинеарности между лагами и перераспределения эффектов дополнительные лаги делают менее значимыми 1 и 3 лаги, ранее значимые в более компактных моделях. Кажется

логичным, что интерес к темам, связанным с инфляцией в Интернете, в моменте, близком к настоящему времени, должен оказывать больший эффект на поведение домашних хозяйств и, как следствие, на инфляцию, а затем данное влияние должно постепенно угасать с течением времени. Такая логика могла бы нарушаться, если бы крупные экономические информационные события, которые надолго сохраняются в памяти пользователей поисковых систем, происходили бы с одинаковой периодичностью на большом промежутке времени, чего в реальности не наблюдается. Это является еще одним аргументом, помимо информационных критериев и метрик ошибки, склоняющим в данном случае в сторону выбора более компактной спецификации, у которой отсутствуют пропуски в значимости коэффициентов.

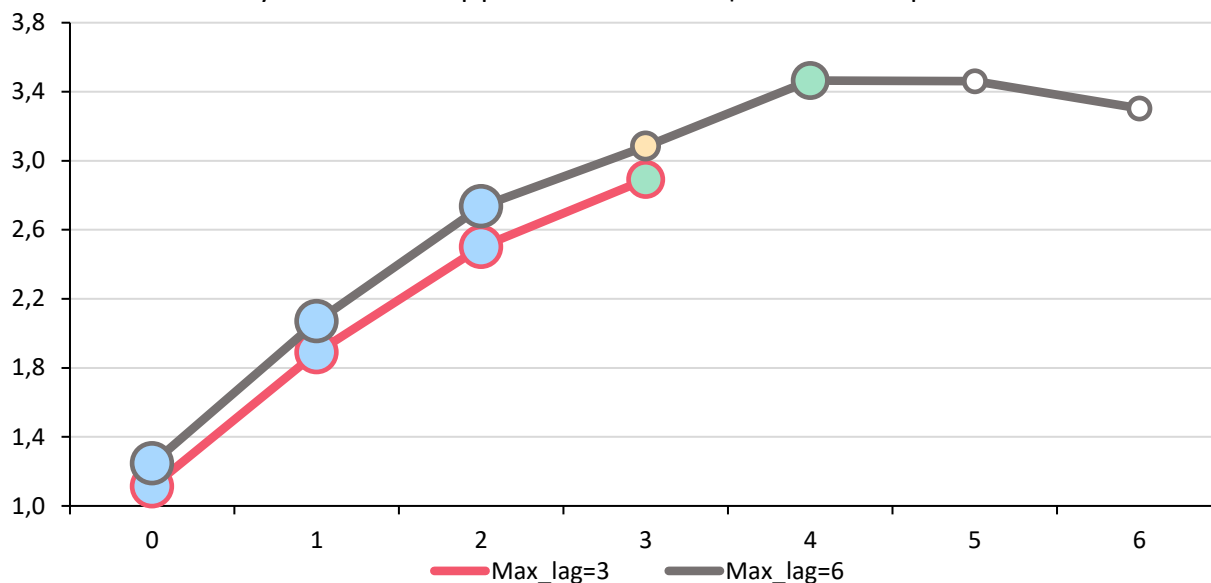
Рисунок 7. CDM: эффект QUIET на ИПЦ в модели по России



Примечание. ● - показывает значимость на уровне 1%; ● - на уровне 5%; ● - на уровне 10%.

В случае панельных данных разница между компактной и расширенными моделями в части значимости эффектов менее выражена, однако снижение значимости в расширенной модели все же происходило на лаге 3. Сама функция при этом выглядит более выпуклой вверх. Ситуация с коэффициентами при 5 и 6 лагах аналогичная их поведению в модели с общими данными по стране: они теряют свою значимость. Можно сделать вывод, что статистически значимый эффект от инфляционных ожиданий домохозяйств переносится на ИПЦ в период до 3–4 месяцев, что показывает нам краткосрочность влияния на динамику инфляции, подкрепляя вторую гипотезу исследования.

Рисунок 8. CDM: эффект QUIET на ИПЦ в панели по регионам



Примечание. ● - показывает значимость на уровне 1%; ● - на уровне 5%; ● - на уровне 10%.

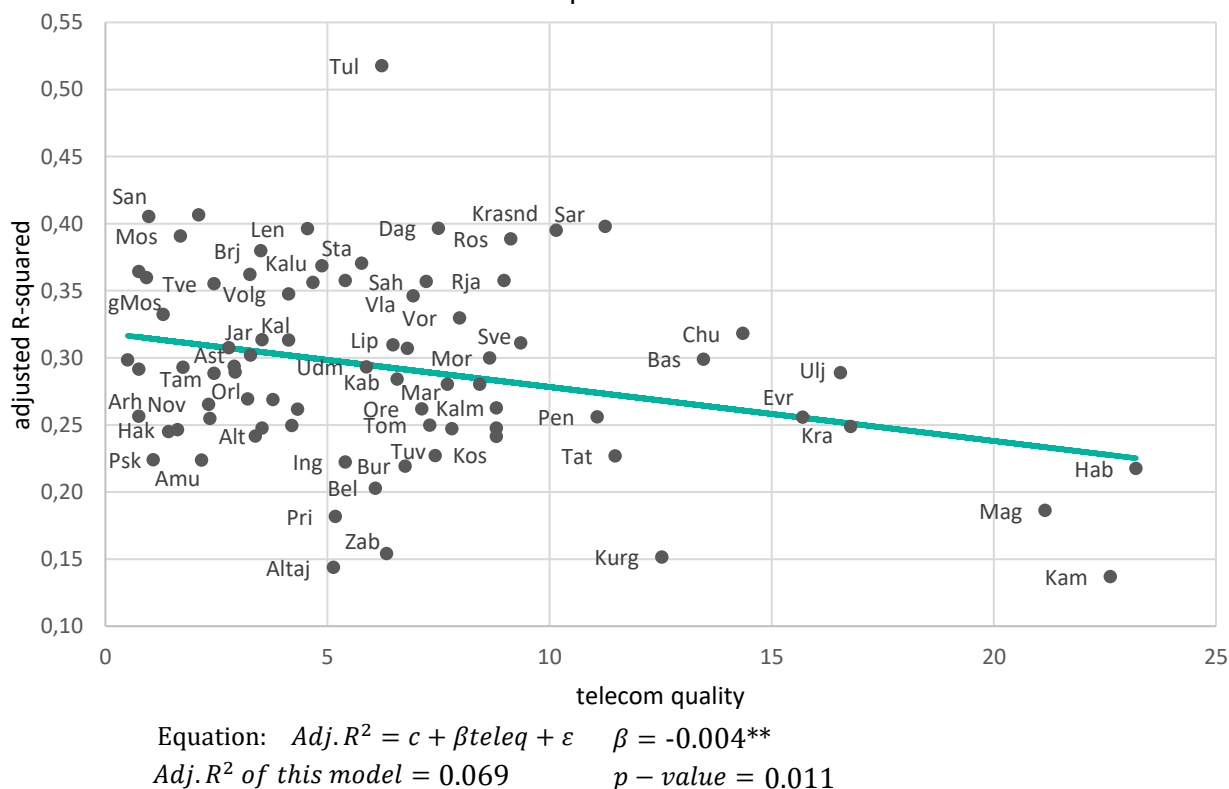
Также были оценены восемь панелей по федеральным округам России с QUIET и контрольными переменными (приложение F). Из результатов моделей видно, что индикатор инфляционных ожиданий, основанный на статистике поисковых запросов, имеет более равномерную и долгую связь с динамикой ИПЦ в Центральном, Северо-Западном и Приволжском федеральных округах. Для этих округов коэффициенты при всех лагах были статистически значимы на 1%-ном уровне значимости. Инфляционные ожидания населения показывали статистически значимый эффект и для остальных федеральных округов, но его длительность составляла не более 2 лагов.

Кроме скорректированного R-squared для моделей с контрольными переменными, в последней строке приложения F приведены аналогичные показатели для моделей без контрольных переменных, лага зависимой переменной и дамми для марта 2022 года, которые позволяют предположить, насколько QUIET может помочь описать динамику инфляции без учета вклада других данных. Наибольший R-squared для такого рода моделей был выявлен у Южного, Центрального и Северо-Западного округов, при этом в таких отдаленных от центра округах, как Уральский, Сибирский и Дальневосточный, объяснительная способность моделей была меньше. Предполагается наличие взаимосвязи между описательной способностью поисковых запросов и некоторых географических, демографических и инфраструктурных особенностей регионов. Например, как показано в приложении G, QUIET хуже описывает изменения инфляции при росте отдаления центра федерального округа от Москвы. Кроме этого, некоторые европейские регионы страны находятся ближе к зонам ведения боевых действий. В настоящее время в них население может чаще контролировать новостную информацию, в том числе больше озадачиваться



Ratio) в столицах регионов в среднем по четырем наиболее популярным операторам мобильной связи в стране с официального сайта Федеральной службы по надзору в сфере связи, информационных технологий и массовых коммуникаций. Отмечаем, что проверки связи данной организацией проводились неструктурированно и неперiodично с октября 2016 по декабрь 2024 года, для некоторых регионов замеры могли не проводиться в течение нескольких лет. Коэффициент при прокси качества Интернета оказался статистически значимым на 5%-ном уровне значимости, а связь со скорректированным R-squared моделей предсказания ИПЦ с помощью QUIET – обратная, то есть в регионах с большей долей неуспешных интернет-сессий объясняющая способность инфляционных ожиданий на базе поисковых запросов была ниже. Однако на диаграмме рассеивания (рисунок 9) можно заметить, что данное правило показательно выполняется для областей страны с более нестабильным качеством связи, а при стабильном – эффект не такой очевидный. Так, например, после ограничения выборки по параметру доли неуспешных интернет-сессий больше 7% R squared вырастает до 0.202, а эффект от независимой переменной становится значимым уже на уровне 1%. А на выборке ниже этого порога эффект незначим. Plusом можно обозначить, что мы оперируем набором данных HTTP Session Failure Ratio лишь связанных с мобильным Интернетом, но стоит учитывать, что люди также пользуются и стационарным интернет-соединением для поиска информации в Интернете.

Рисунок 10. R2 региональных моделей с QUIET и доля неудачных интернет-сессий



Существуют предположения, что зависимость объясняющей способности инфляционных ожиданий населения по регионам связана с более глубинными качествами населения (например, плотностью населения или средним доходом), однако предварительные оценки давали довольно смешанные результаты, а также сигнализировали о наличии кластеров регионов. Так как находка о зависимости объясняющей способности QUIET динамики ИПЦ от географического положения и частично от качества интернет-связи регионов достаточно далека от изначальных гипотез исследования, но требует, по-видимому, отдельного рассмотрения, мы опустим более подробный анализ данной темы в рамках текущей работы. Однако это дает нам почву для размышления о перспективных направлениях развития исследования использования данных поисковых запросов для измерения инфляционных ожиданий.

#### **4.4. Прогнозирование индекса потребительских цен с помощью QUIET**

В третьей гипотезе исследования высказывается предположение о том, что учет высокочастотных данных может улучшить прогноз инфляции. Модели Unrestricted MIDAS с включением временных рядов инфляционных ожиданий недельной частоты лучше всего описывали текущие изменения ИПЦ (строка in-sample таблицы 6) на тренировочном семпле как в общей модели по России, так и в панели по регионам. Для общей модели высокочастотные данные смогли значительно улучшить прогноз на горизонте 1 и 3 месяца, RMSE составило 0.189 и 0.253 соответственно. Для агрегированных российских данных QUIET в моделях с использованием информации как недельной, так и ежемесячной частоты показывал более низкую ошибку прогноза на горизонте до 5 месяцев, что согласуется с гипотезой о краткосрочном влиянии инфляционных ожиданий населения на основе поисковых запросов на инфляцию.

Данные ценовых ожиданий «Мониторинга предприятий» Банка России (МББР) позволили получить минимальную среднюю RMSE на горизонте от 6 до 9 месяцев включительно, то есть прогнозный горизонт у предприятий оказался более длинным.

Было обнаружено относительно хорошее качество прогноза для ARDL-моделей с QUIET на горизонте 10–12 месяцев, однако стоит учесть, что для этих горизонтов в совокупности оценивалось среднее значение RMSE лишь для шести прогнозов, так что такая низкая ошибка может быть больше подвержена воздействию особенностей динамики зависимой переменной на тестовом семпле.

В случае панельных данных на горизонте до 7 месяцев был получен итог, похожий на результаты общих моделей по стране, однако начиная с восьмимесячного горизонта U-

MIDAS с индикатором QUIET показывала в среднем меньшую ошибку, что согласуется с находками Li et al. (2015), которые отметили уменьшение ошибки прогноза на более длинных горизонтах прогноза при использовании данных высокой частоты по сравнению с ARDL. По отношению к региональным данным на горизонте 8–12 месяцев среднее значение RMSE на основе 15 прогнозов составило для панелей MIDAS с инфляционными ожиданиями населения 0.416, для ARDL с тем же показателем – 0.460, для ARDL с ценовыми ожиданиями бизнеса – 0.453, для бенчмарка AR(1) – 0.443. То есть учет высокочастотных данных инфляционных ожиданий и региональных особенностей позволил снизить ошибку прогноза на 6.1% по сравнению с бенчмарком на более далеких горизонтах, остальные модели показывали малоотличимый от авторегрессии результат. В целом более стабильные результаты, состоящие из большего количества прогнозов, показали, что QUIET лучше других индикаторов справлялся с краткосрочными предсказаниями динамики ИПЦ на горизонте до 5 месяцев включительно, а также с текущим описанием инфляции. Мы выявили подтверждения наличия преимущества MIDAS-моделей на горизонте 1 и 3 месяца, когда в качестве высокочастотных данных используются ряды с недельной частотой для прогноза переменных с месячной частотой.

Таблица 6. Сравнение RMSE ошибок прогнозов

Горизонт прогноза	Количество прогнозов	Russia					Panel			
		AR(1)	QUIET ARDL	QUIET UMIDAS	MBBR	INFOM	AR(1)	QUIET ARDL	QUIET UMIDAS	MBBR
in-sample*	1	0.478	0.306(2)	0.248(1)	0.343	0.362	0.579	0.48(1)	0.481(2)	0.532
1 month	12	0.238	0.210(2)	0.189(1)	0.214	0.306	0.414	0.384(2)	0.383(1)	0.400
2 months	11	0.275	0.249(1)	0.268	0.254(2)	0.390	0.434	0.409(1)	0.425	0.424(2)
3 months	10	0.291	0.292	0.253(1)	0.287(2)	0.431	0.444	0.431(2)	0.424(1)	0.435
4 months	9	0.295	0.277(1)	0.469	0.291(2)	0.374	0.435	0.433(1)	0.471	0.433(2)
5 months	8	0.293	0.263(1)	0.402	0.286(2)	0.317	0.423	0.41(1)	0.428	0.416(2)
6 months	7	0.290	0.271	0.323	0.266(1)	0.269(2)	0.418	0.421	0.403(1)	0.406(2)
7 months	6	0.297	0.273	0.403	0.238(1)	0.253(2)	0.417(2)	0.434	0.429	0.417(1)
8 months	5	0.309	0.384	0.509	0.264(1)	0.296(2)	0.422(2)	0.451	0.409(1)	0.428
9 months	4	0.332	0.381	0.369	0.202(1)	0.262(2)	0.439(2)	0.467	0.401(1)	0.449
10 months	3	0.351	0.296(1)	0.355	0.314(2)	0.360	0.454(2)	0.459	0.414(1)	0.463
11 months	2	0.361	0.300(1)	0.323(2)	0.369	0.347	0.464	0.463(2)	0.433(1)	0.484
12 months	1	0.371(2)	0.369(1)	0.507	0.392	0.411	0.480	0.467(1)	0.475(2)	0.495
Mean	78	0.290	0.277(2)	0.335	0.265(1)	0.337	0.430	0.424(2)	0.421(1)	0.425

Примечание. В скобках под номером 1 указан лучший прогноз на рассматриваемом горизонте, под номером 2 – второй по размеру ошибки прогноз. Для прогноза использованы модели с контрольными переменными и дамми. Тренировочная выборка охватывает период 01.2018–08.2023, тестовая – 09.2023–08.2024.

\* Ошибка по in-sample-прогнозу, представленная в таблице, рассчитывалась на всем периоде. Так как с апреля по июль 2020 года данные ООО «инФОМ» не собирались, для сопоставимости результатов мы приводим RMSE in-sample-прогноз для периода 08.2020–08.2024: AR(1) – 0.539, QUIET ARDL – 0.315, QUIET MIDAS – 0.256, MBBR – 0.338, InFOM – 0.367.

Что касается прогноза в разрезе федеральных округов (приложение Н), мы обнаружили, что панель по Центральному федеральному округу с включением прокси инфляционных ожиданий на основе поисковых запросов с ежемесячной частотой получала прогнозы инфляции с наименьшей ошибкой почти на всех горизонтах прогнозирования, в среднем за все 78 прогнозов ошибка оказалась ниже на 11.6%, чем у общей панели регионов. На втором месте – Приволжский округ: снижение ошибки здесь меньше на 8.3%. Напомним, что эти районы охватывают города, ближайšie к столице страны. Учет высокочастотных данных QUIET позволил улучшить in-sample-прогнозы ИПЦ для всех федеральных округов, но больше всего для Центрального и Уральского. По большинству округов также уменьшилась RMSE на прогнозном горизонте от 8 до 11 месяцев, выраженнее всего – в ЮФО. Наиболее равномерное улучшение на большей части прогнозных горизонтов можно отметить в Сибирском федеральном округе, где средняя RMSE для всех построенных предсказаний по сравнению с MIDAS для общей панели оказалась меньше на 7,3%. Таким образом, использование недельных данных инфляционных ожиданий при прогнозировании динамики инфляции месяц к месяцу действительно помогло несколько снизить прогнозную ошибку, но улучшение по большинству округов происходило неоднородно на разных горизонтах прогнозирования, склоняясь к более дальним горизонтам.

## **5. УСТОЙЧИВОСТЬ РЕЗУЛЬТАТОВ**

### **5.1. Разные периоды оценки**

Дополнительно к тем сравнениям с различными переменными, показанным выше, был еще проделан ряд тестов на робастность результатов. Произведена оценка основных моделей на двух периодах до и после значительных структурных изменений в экономике России. Первый период оценки охватывает время с января 2018 по январь 2022 года, второй период – с мая 2022 по август 2024 года. Исключение периода с февраля по апрель 2022 года позволило нам не вводить в модели дамми-переменную на аддитивный выброс марта 2022 года. Необходимо отметить, что сокращение количества наблюдений для модели по России может усугубить проблему оверпараметризации, однако мы наблюдаем схожие результаты в случае панельных данных, в которых данная проблема смягчена. Во всех моделях наблюдается статистическая значимость QUIET и положительная зависимость с динамикой инфляции, но лаговая структура несколько отличается от оценок на полном периоде. Так, для агрегированных данных до начала 2022 года инфляционные ожидания показывали значимый эффект на ИПЦ лишь в текущем моменте, тогда как после начала

2022 года значимое влияние частично сместилось на первый лаг, имея статистическую значимость на нулевом лаге лишь на уровне 10%. В случае панельных данных лаговая структура оказалась более равномерной, видна более сильная статистическая значимость на большем количестве лагов. На периоде с мая 2022 года можно заметить, что, как и в случае с общей моделью по России, коэффициент при первом лаге больше, чем при нулевом, но появляется значимость влияния второго лага. Таким образом, после начала структурной перестройки эффект от изменения инфляционных ожиданий домохозяйств приобрел немного более длительный характер. Это является косвенным подтверждением наличия эффекта inflation inattention (Bracha & Tang, 2025) в выборке QUIET, домохозяйства во время относительно низкого уровня инфляции уделяли меньше внимания теме инфляции, и связь информации из поисковых систем с ИПЦ была менее длительной.

Таблица 7. Результаты моделирования на различных периодах

Variable	Russia		Panel	
	01.2018–01.2022	05.2022–08.2024	01.2018–01.2022	05.2022–08.2024
L( $\pi$ )	0.722***	0.327*	0.431***	0.322***
Cgap	-0.636	0.286	-0.53	-0.429
L(Cgap)	1.589**	3.272***	0.847**	1.731***
L2(Cgap)	-1.156*	2.677*	-0.448	0.363
u	0.359	-2.117	-0.112	0.102
L(u)	-0.371	-0.015	-0.209	0.064
e	-0.729	0.327	-0.016	0.02
L(e)	-0.093	0.654*	-0.005	0.022
QUIET	0.506***	0.297*	0.971***	0.955***
L(QUIET)	-0.018	0.424***	0.578***	1.235***
L2(QUIET)	0.153	0.155	0.233	0.682**
L3(QUIET)	0.034	0.071	0.266	0.082
Constant	27.893**	67.545***	57.165***	68.136***
Observations	45	46	47	48
Adj. R2	0.702	0.859	0.445	0.48
F-stat	9.628***	14.653***	32.65***	23.65***
F-stat for QUIET (Wald Test)	6.867***	4.717**	9.697***	8.454***

Примечание. Зависимая переменная – это ИПЦ месяц к месяцу. Независимые переменные: Cgap – логарифм разрыва потребления (на основе оборота продовольственных, непродовольственных товаров, услуг, а также общественного питания), полученный с помощью HP-фильтра; u – разница логарифмов уровня безработицы; e – разница логарифмов обменного курса USD/RUB, умноженного на долю инвалютной задолженности в общей сумме задолженности; QUIET – первые разницы индикатора инфляционных ожиданий домохозяйств на основе поисковых запросов.

\*\*\* – показывает значимость на уровне 1%; \*\* – на уровне 5%; \* – на уровне 10%. По итогам тестирования не было обнаружено серийной корреляции и гетероскедастичности для ARDL по России.

## 5.2. Сравнение с индексом на основе информации из новостей

На сокращенном периоде появляется возможность сравнить оценки с еще одним схожим индикатором – индексом негативного воздействия новостей, основанным на анализе данных новостных публикаций за авторством Evstigneeva & Karpov (2023)<sup>4</sup>, который доступен до середины 2022 года. Авторы отмечали тесную связь сконструированного ими индекса с инфляционными ожиданиями населения, собираемыми ООО «инФОМ». Для моделирования выбран период, не включающий март 2022 года. Мы позволили себе сдвинуть временной ряд индекса новостей на одно наблюдение назад, так как при подборе спецификаций моделей данный подход именно с этим индикатором показал более высокую описательную способность ИПЦ. Оценки для модели с индексом на основе анализа новостей (BDNWS) сравнимы с QUIET. На период с января 2018 по январь 2022 года статистически значимо положительное влияние на инфляцию на нулевом лаге, то есть связь с зависимой переменной происходит только в текущий момент времени, что наблюдалось и для модели с QUIET. Разница с индикатором инфляционных ожиданий на базе поисковых запросов состоит в различных уровнях статистической значимости, для индекса негативного влияния СМИ значимость зафиксировалась на уровне 5%. По этой же причине Wald test дает информацию о совокупной незначимости эффекта от исследуемых параметров, в то время как для QUIET тест показывал более значимую оценку.

Таблица 8. Сравнение оценок QUIET и индекса негативного воздействия новостей

Variable	Exp=QUIET	Exp=BDNWS
L( $\pi$ )	0.722***	0.793***
Cgap	-0.636	0.813
L(Cgap)	1.589**	0.373
L2(Cgap)	-1.156*	-0.227
u	0.359	3.529
L(u)	-0.371	-2.597
e	-0.729	-0.716
L(e)	-0.093	1.176
Exp	0.506***	29.737**
L(Exp)	-0.018	-28.103*
L2(Exp)	0.153	-0.423
L3(Exp)	0.034	6.221
Constant	27.893**	20.781
Adj. R2	0.702	0.536
F-stat	9.628***	5.233***
F-stat for Exp (Wald Test)	6.867***	1.552

Примечание. Зависимая переменная – это ИПЦ месяц к месяцу. Независимые переменные: Cgap – логарифм разрыва потребления (на основе оборота продовольственных, непродовольственных товаров, услуг, а также общественного питания), полученный с помощью фильтра Hodrick-Prescott; u – разница логарифмов уровня безработицы; e – разница логарифмов обменного курса USD/RUB, умноженного на долю инвалютной задолженности в общей сумме задолженности; Exp – первая разница индикатора инфляционных ожиданий. Не было обнаружено серийной корреляции и гетероскедастичности в ошибках. \*\*\* – показывает значимость на уровне 1%; \*\* – на уровне 5%; \* – на уровне 10%.

<sup>4</sup> Автор благодарит Алину Евстигнееву за предоставленные временные ряды индекса новостей.

### 5.3. Оценки для ИПЦ недельной частоты

Раз мы имеем дело с показателями, доступными также в недельной частоте, мы попробовали смоделировать с помощью ARDL влияние QUIET на динамику оценки еженедельного ИПЦ, публикуемого Росстатом, но лишь в общем по России. Стоит отметить, что в этих данных существуют пропущенные значения, когда показатель не измеряется, связанные с новогодними праздниками в начале каждого года. Пропуски заполнены средними значениями ближайших наблюдений до и после пропуска. Период оценки в силу ограничений доступности данных по еженедельному индексу потребительских цен начинается 7 января 2019 года и заканчивается 2 сентября 2024 года. Как и в случае проверки устойчивости результатов для месячной частоты, дополнительно была проведена оценка на разных периодах – до и после марта 2022 года. При оценке полного семпла для периода аномальных значений также вводится дамми-переменная. В моделях не используются какие-либо еще независимые переменные, кроме инфляции и QUIET, из-за отсутствия данных недельной частоты для контрольных переменных, вводимых ранее. Лаговая составляющая была подобрана таким образом, чтобы обеспечить схожесть со спецификациями моделей, использующих помесечные временные ряды. Тесты на гетероскедастичность и серийную корреляцию ошибок давали разные результаты для разных периодов, поэтому мы контролировали эти особенности для каждого периода индивидуально, что отмечено в последних строках таблицы 9.

Результаты на полном исследуемом периоде похожи на то, что было получено в случае с месячными данными. Большинство коэффициентов при лагах инфляционных ожиданий населения на основе поисковых запросов положительны и значимы, исключение – 1, 9, 12 лаги. Коэффициенты при всех значимых лагах положительные. Очевидно, на лаговой структуре сказывается то, что использование недельной частоты позволяет уточнить влияние драйвера внутри месяца. На периоде до начала структурных изменений экономики связь с инфляцией более короткая и приходится по большей части на 4–7 лаги. Однако если аппроксимировать результаты оценок на месячную частоту, в моделях с разграничением на периоды нулевой месяц будет статистически малозначителен, то есть учет внутримесячной структуры связи немного сдвигает значимость по лагам. В случае с периодом после начала 2022 года значимость лагов также сдвигается назад до второго месяца при аппроксимации, но при этом частично сохраняется там, где наблюдалась в предыдущем периоде.

Таблица 9. Результаты оценок для еженедельной частоты

Variable	Whole period	02.04.2019– 28.02.2022	18.04.2022– 26.08.2024
L( $\pi$ )	0.42***	0.404***	0.471***
L2( $\pi$ )	-0.052	0.089	-0.095
L3( $\pi$ )	-0.243**	0.068	0.097
L4( $\pi$ )	-0.243**	0.147	-0.08
QUIET	0.045**	0.035*	0.024
L(QUIET)	0.015	-0.03	-0.01
L2(QUIET)	0.06**	0.019	0.026
L3(QUIET)	0.049***	0.035	0.055*
L4(QUIET)	0.057***	0.043**	0.06**
L5(QUIET)	0.041***	0.069***	0.032
L6(QUIET)	0.052***	0.048***	0.056*
L7(QUIET)	0.054**	0.059***	0.063**
L8(QUIET)	0.088***	0.03	0.063**
L9(QUIET)	0.033	-0.009	0.058**
L10(QUIET)	0.056***	0.005	0.067**
L11(QUIET)	0.058***	0.024	0.053**
L12(QUIET)	0.044*	-0.019	0.045*
L13(QUIET)	0.059***	0.016	0.044*
L14(QUIET)	0.06**	0	0.018
L15(QUIET)	0.053**	0.016	0.015
L16(QUIET)	0.053**	0.021	0.024
D0322	1.047***	-	-
Constant	0.098***	0.031***	0.076***
Observations	291	161	124
Adj. R2	0.776	0.476	0.342
F-stat	46.792***	7.93***	4.047***
F-stat for QUIET (Wald Test)	2.706***	2.49***	1.082
Newey-West standard errors	+	-	-
Huber-White-Hinkley standard errors	-	+	-

Примечание. Зависимой переменной является ИПЦ неделя к неделе; описывающие переменные: 4 лага недельного ИПЦ и первые разницы QUIET недельной частоты.

\*\*\* – показывает значимость на уровне 1%; \*\* – на уровне 5%; \* – на уровне 10%.

#### 5.4. Сентимент-индекс на основе поисковых запросов

Так как рост заинтересованности терминами, включенными в QUIET, тесно связан с ростом инфляции, можно предположить наличие негативной асимметрии у внимания людей к этим вопросам. Но вполне разумным будет ограничивающее допущение о существовании случаев, когда данная асимметрия исчезла бы. Например, есть вероятность, что аномально низкая инфляция, как и небольшая кратковременная дефляция, могла бы оказывать искажающее влияние на QUIET. Количество запросов, связанных с инфляцией,

оставалось бы на повышенном уровне при ИПЦ на относительно низком уровне. Мы делаем предположение, что такая ситуация возможна в двух случаях: если СМИ начнут создавать негативный информационный фон по поводу низкого уровня инфляции или дефляции либо когда сами граждане начнут на себе ощущать негативный эффект от дефляции и искать информацию о том, что происходит с экономикой.

В качестве контроля за этими явлениями можно использовать дополнительный сентимент-индекс на основе предложенного Antweiler & Frank (2004). Индекс был несколько модифицирован. С целью учета общего уровня обеспокоенности домашних хозяйств темой изменения цен добавлено нормирование к максимальному количеству запросов за весь период:

$$SentQUIET_t = \frac{(Inc_t - Dec_t)}{(Inc_t + Dec_t)} * \frac{(Inc_t + Dec_t)}{max(Inc + Dec)} \quad (5)$$

где  $Inc_t$  – количество поисковых запросов «рост цен» в поисковой системе Яндекс за месяц;  $Dec_t$  – количество поисковых запросов «снижение цен» в поисковой системе Яндекс за месяц.

Ситуацию, когда предложенный индикатор будет находится ниже нуля, а QUIET в этот же момент резко расти, можно причислить к одному из сигналов убывания негативной асимметрии. За рассматриваемый период с начала 2018 по август 2024 года сентимент-индекс никогда не переходил в отрицательные значения. Также было произведено сравнение результатов моделей с теми же характеристиками, что использовались в основной части исследования для случая общероссийских временных рядов и панели по регионам. Статистическая значимость связи и знаки коэффициентов при лагах переменных интереса подтверждают схожесть QUIET и сентимент-индекса на базе поисковых запросов в плане их взаимосвязи с ИПЦ. Для ARDL с данными в целом по России  $sentQUIET$  показывает более короткую связь с инфляцией, однако  $R^2$  у данной модели оказался даже выше, чем в случае использования обычного индикатора на основе поисковых запросов. В региональных панелях лаговая структура рассматриваемых параметров более похожа, а  $R^2$  у QUIET выше, что потенциально говорит о его лучшей описательной способности для региональных данных.

Таблица 10. Сравнение оценок QUIET и сентимент-индекса на основе поисковых запросов (sentQUIET)

Variable	Russia		Panel	
	Exp=QUIET	Exp=sentQUIET	Exp=QUIET	Exp=sentQUIET
L( $\pi$ )	0.214***	0.416***	0.191***	0.249***
Cgap	-0.784	-0.629	-0.616*	-0.511
L(Cgap)	1.151**	1.4**	1.035**	0.842**
L2(Cgap)	-0.168	0.179	-0.198	0.218
u	-2.491	0.172	-0.062	0.224
L(u)	1.476	1.6	-0.132	-0.115
e	0.316	-0.209	0.019	0.013
L(e)	0.597*	0.423	0.011	0.008
$\Delta$ Exp	0.39***	7.249***	1.112***	2.863***
L( $\Delta$ Exp)	0.255***	2.714***	0.777***	2.719***
L2( $\Delta$ Exp)	0.252***	2.557***	0.611***	2.596***
L3( $\Delta$ Exp)	0.195***	0.588	0.391**	1.39***
D0322	7.405***	6.387***	7.625***	7.608***
Constant	78.918***	58.645***	81.207***	75.463***
Adj. R2	0.926	0.938	0.835	0.82
F-stat	72.759***	87.93***	335.275***	301.666***
F-stat for Exp (Wald Test)	9.968***	20.263***	17.145***	13.79***

Примечание. Зависимая переменная – это ИПЦ месяц к месяцу. Независимые переменные: Cgap – логарифм разрыва потребления (на основе оборота продовольственных, непродовольственных товаров, услуг, а также общественного питания), полученный с помощью HP-фильтра; u – разница логарифмов уровня безработицы; e – разница логарифмов обменного курса USD/RUB, умноженного на долю инвалютной задолженности в общей сумме задолженности; QUIET – первые разницы индикатора инфляционных ожиданий домохозяйств на основе поисковых запросов.

\*\*\* – показывает значимость на уровне 1%; \*\* – на уровне 5%; \* – на уровне 10%.

## 6. ДИСКУССИЯ И ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Динамика инфляционных ожиданий в периоды структурной трансформации экономики и высокой волатильности цен на товары и услуги формирует дополнительный интерес для монетарной политики. Поиск информации в Интернете для домашних хозяйств во время экономической неопределенности становится одним из ключевых инструментов подтверждения и уточнения своих ожиданий (Bontempi et al., 2021). В этом исследовании презентуется новый индикатор инфляционных ожиданий населения на основе информации из поисковых систем и метода PCA, анализируются каналы его формирования и взаимосвязь с главной переменной интереса для большинства центральных банков – инфляцией. Рассматривается и прогнозная сила данного индикатора при предсказании

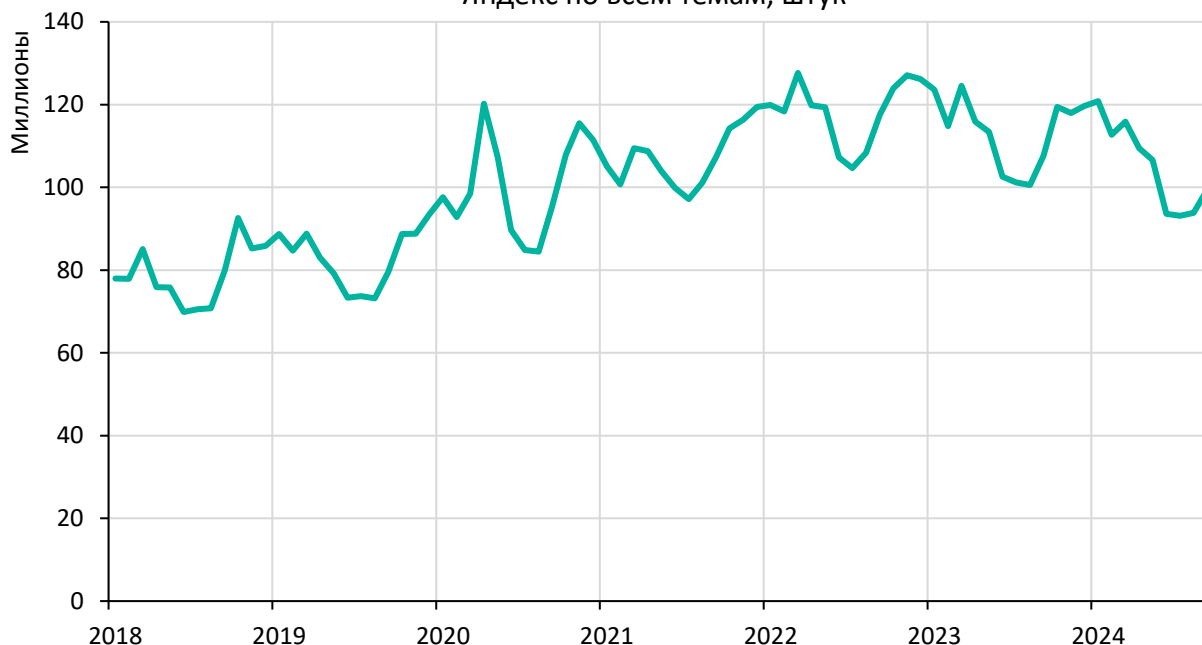
будущих значений индекса потребительских цен как на страновом уровне, так и на уровне регионов.

Мы видим ряд преимуществ использования индикатора на основе поисковых движков. Во-первых, он оперативный. Доступ к информации о количестве просмотров в поисковых системах Яндекс и Google осуществляется моментально и практически в реальном времени, что помогает при периодическом мониторинге текущей экономической ситуации и наукастинге. Компактность индекса из-за небольшого количества входящих в него компонентов тоже является позитивной особенностью при его обновлении. Во-вторых, он гибкий. Существует возможность, в отличие от опросных индексов, обогащения предыдущих периодов индикатора дополнительными темами поиска. К тому же аналитик может извлекать временные ряды в различных региональных разрезах и разной частоты: будь то ежемесячная, еженедельная или ежедневная периодичность. В-третьих, он «искренний». Прокси инфляционных ожиданий, сконструированные на базе опросных методов, могут быть подвержены искажению ответов со стороны респондентов из-за неискренности, страха отсутствия анонимности, непонимания особенностей вопросов. Статистика поисковых запросов, напротив, дает более откровенные установки пользователей, раскрывающие поведенческие предпосылки.

Вместе с тем необходимо отметить ряд ограничений. При обновлении индикаторов, основанных на поисковых запросах, есть возможность столкнуться с некоторым изменением временных рядов данных вследствие смены методики подсчета, особенно это присуще Google Trends. Также в информацию интереса по конкретному термину запроса может проникать шум в виде похожих, но нерелевантных запросов, хотя в исследовании мы старались подбирать поисковые теги так, чтобы избежать подобных смещений. Из-за наличия негативной асимметрии информации в компонентах QUIET мы предлагаем периодически сравнивать индикатор с сентимент-индексом, чтобы избежать искажения в случае исчезновения асимметрии. Было высказано предположение, что представленный индикатор может включать в себя часть информации оценки текущего уровня инфляции со стороны домашних хозяйств, однако теснота связи с инфляционными ожиданиями, фиксируемыми ООО «инФОМ», оказалась выше, чем с показателем наблюдаемой населением инфляции. Наличие относительно высокой прогнозной силы на краткосрочном горизонте тоже говорит в пользу наличия природы ожиданий в QUIET. Кроме этого, так как анализируются данные интернет-пользователей, то выборка не учитывает инфляционные ожидания, которые формируются у людей, не являющихся активными пользователями Интернета. В свою очередь, долгосрочный тренд изменений количества поисковых запросов иногда может быть связан с общим трендом возрастания количества

запросов по всем темам, с другой стороны, с 2021 года такого роста не наблюдается (рисунок 11), но нельзя исключать дальнейших разворотов движения из-за активного внедрения LLM-моделей, которые изменяют принцип поиска информации в интернет-пространстве.

Рисунок 11. Ежемесячное количество поисковых запросов в системе Яндекс по всем темам, штук



Не была отвергнута первая гипотеза исследования, которая говорит о наличии положительной связи QUIET с динамикой индекса потребительских цен, при этом связь оказалась более значимой, чем у других опросных индикаторов инфляционных ожиданий, а описательная способность – выше. В пользу второй гипотезы о краткосрочной природе инфляционных ожиданий на базе поисковых запросов говорят короткие лаговые структуры, хорошо видимые на визуализациях CDM, и превосходство прогнозной силы моделей с QUIET на горизонте до 5 месяцев. Так как задавание запроса в поисковой системе требует меньшего уровня подготовки и обдумывания, нежели участие в опросе, то статистика из такой системы дает информацию о более краткосрочном планировании домашних хозяйств. В то же время данные ценовых ожиданий респондентов «Мониторинга предприятий» Банка России показывают превосходящие результаты прогноза на более дальних горизонтах. Это коррелирует с тем, что предприятия склонны более осознанно отвечать в опросах по поводу своих ожиданий (Karlova et al., 2019). Учет высокочастотных еженедельных данных в моделях MIDAS привел к уменьшению ошибки прогноза лишь частично, хотя в третьей гипотезе было предположение о более стабильном улучшении прогноза по сравнению с моделями, использующими данные одинаковой частоты. Прогноз MIDAS был стабильно лучше на горизонтах 1 и 3 месяца. В дополнение к этому на примере

панельных данных регионов была отмечена меньшая ошибка в перспективе 8–12 месяцев, но этот результат требует дополнительной проверки, так как количество прогнозов на отдаленном периоде было меньше, чем на более коротком, а эффект наблюдается только на панелях.

Стоит отметить наличие потенциальной проблемы эндогенности поисковой активности по отношению к текущей инфляции, однако в исследовании эта проблема была смягчена наличием лаговой структуры. Зафиксирована значимость эффекта изменения ИПЦ на QUIET на 0 и 1 лагах, но статистически значимая связь в обратном направлении, от QUIET к ИПЦ, была более длинной, что дает аргументы в пользу наличия большей доли других источников в формировании ожиданий, помимо инфляции.

Для регулятора представленный индикатор инфляционных ожиданий населения может оказаться особенно ценным при шоках, когда индикаторы на основе опросных методов показывают инертность, а оперативность реакции критична. Наличие информации о заинтересованности деятельностью Банка России и динамикой ключевой ставки в составе QUIET также в какой-то мере отражает реакцию населения на коммуникационную политику, что позволяет наметить возможные пути совершенствования влияния на ожидания экономических агентов – например, через точечную калибровку содержания информационных сообщений и их частоту в регионах. Кроме того, выявленная гетерогенность эффектов воздействия инфляционных ожиданий на основе запросов на ИПЦ в регионах дает подсказки, где отдача от коммуникации с использованием интернет-ресурсов будет максимальной, а где стоит применять альтернативные каналы – например, более частые офлайн-встречи с разными слоями населения с целью разъяснения механизмов денежно-кредитной политики. При структурном моделировании включение представленного индикатора, например, в расширенные модификации уравнения кривой Филлипса в качестве ожиданий могло бы помочь объяснить часть шоков, которые не описываются другими макроэкономическими переменными.

Надеемся, что представленные результаты будут полезны для независимых аналитиков, бизнеса, исследователей. Особенную пользу мы предполагаем при использовании совместно с другими тематически связанными показателями, такими как инфляционные ожидания, собираемые ООО «инФОМ», и данные ценовых ожиданий «Мониторинга предприятий» Банка России. По нашему мнению, существуют перспективы расширения данного исследования в сторону детального выявления асимметрии в формировании ожиданий на базе поисковых запросов, анализа связи с сюрпризами монетарной политики в рамках парадигмы несовершенной информации, тестирования в более сложных моделях – например, BVAR со смешанной частотой или меняющимися во

времени коэффициентами. До текущего момента мы наблюдали репрезентативные индикаторы инфляционных ожиданий домохозяйств лишь на уровне всей страны, QUIET является кандидатом для заполнения ниши информативных показателей по регионам и еще одним общероссийским альтернативным индикатором настроений населения, что позволяет гибко использовать его как при дескриптивном анализе, так и при эмпирической оценке.

## ЛИТЕРАТУРА

- Song, M., & Shin, K. S. (2019). Forecasting economic indicators using a consumer sentiment index: Survey-based versus text-based data. *Journal of forecasting*, 38(6), 504-518.
- Tourangeau, R. (2000). *The psychology of survey response*. University of Cambridge.
- D'Acunto, F., Hoang, D., Paloviita, M., & Weber, M. (2019). Cognitive abilities and inflation expectations. In *AEA Papers and Proceedings* (Vol. 109, pp. 562-566). 2014 Broadway, Suite 305, Nashville, TN 37203: American Economic Association.
- Manski, C. F., & Molinari, F. (2010). Rounding probabilistic expectations in surveys. *Journal of Business & Economic Statistics*, 28(2), 219-231.
- Tourangeau, R., & Yan, T. (2007). Sensitive questions in surveys. *Psychological bulletin*, 133(5), 859.
- Valet, P., Adriaans, J., & Liebig, S. (2019). Comparing survey data and administrative records on gross earnings: nonreporting, misreporting, interviewer presence and earnings inequality. *Quality & Quantity*, 53, 471-491.
- Shlapentokh, V. (2006). Trust in public institutions in Russia: The lowest in the world. *Communist and Post-Communist Studies*, 39(2), 153-174.
- Kikuchi, J., & Nakazono, Y. (2023). The formation of inflation expectations: Microdata evidence from Japan. *Journal of Money, Credit and Banking*, 55(6), 1609-1632.
- Krumpal, I. (2013). Determinants of social desirability bias in sensitive surveys: a literature review. *Quality & quantity*, 47(4), 2025-2047.
- Polgreen, P. M., Chen, Y., Pennock, D. M., Nelson, F. D., & Weinstein, R. A. (2008). Using internet searches for influenza surveillance. *Clinical infectious diseases*, 47(11), 1443-1448.
- Knipe, D., Gunnell, D., Evans, H., John, A., & Fancourt, D. (2021). Is Google Trends a useful tool for tracking mental and social distress during a public health emergency? A time-series analysis. *Journal of affective disorders*, 294, 737-744.
- Rodionov, D., Ivanova, A., Konnikova, O., & Konnikov, E. (2022). Impact of COVID-19 on the Russian Labor Market: Comparative Analysis of the Physical and Informational Spread of the Coronavirus. *Economies*, 10(6), 136.
- Guriev, S., & Melnikov, N. (2016). War, inflation, and social capital. *American Economic Review*, 106(5), 230-235.
- Ettredge, M., Gerdes, J., & Karuga, G. (2005). Using web-based search data to predict macroeconomic statistics. *Communications of the ACM*, 48(11), 87-92.
- Kholodilin, K.A., Podstawski, M., Siliverstovs, B., Bürgi, C., 2009. Google searches as a means of improving the nowcasts of key macroeconomic variables. Tech. rep., Discussion papers, German Institute for Economic Research.
- Vosen, S., & Schmidt, T. (2011). Forecasting private consumption: survey-based indicators vs. Google trends. *Journal of forecasting*, 30(6), 565-578.
- Preis, T., Moat, H. S., & Stanley, H. E. (2013). Quantifying trading behavior in financial markets using Google Trends. *Scientific reports*, 3(1), 1-6.

- Moat, H. S., Curme, C., Avakian, A., Kenett, D. Y., Stanley, H. E., & Preis, T. (2013). Quantifying Wikipedia usage patterns before stock market moves. *Scientific reports*, 3(1), 1801.
- Kristoufek, L. (2013). BitCoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era. *Scientific reports*, 3(1), 3415.
- Nepp, A., & Karpeko, F. (2022). Hype as a Factor on the Global Market: The Case of Bitcoin. *Journal of Behavioral Finance*, 1-14.
- Guzman, G. (2011). Internet search behavior as an economic forecasting tool: The case of inflation expectations. *Journal of economic and social measurement*, 36(3), 119-167.
- Hassani, H., & Silva, E. S. (2018). Forecasting UK consumer price inflation using inflation forecasts. *Research in Economics*, 72(3), 367-378.
- Saakshi, Sahu, S., & Chattopadhyay, S. (2020). Epidemiology of inflation expectations and internet search: an analysis for India. *Journal of Economic Interaction and Coordination*, 15, 649-671.
- Angelico, C., Marcucci, J., Miccoli, M., & Quarta, F. (2022). Can we measure inflation expectations using Twitter?. *Journal of Econometrics*, 228(2), 259-277.
- Петрова, Д. А. (2022). Оценка инфляционных ожиданий на основе интернет-данных. *Прикладная эконометрика*, (2), 66.
- Li, X., Shang, W., Wang, S., & Ma, J. (2015). A MIDAS modelling framework for Chinese inflation index forecast incorporating Google search data. *Electronic Commerce Research and Applications*, 14(2), 112-125.
- Cavallo, A., Cruces, G., & Perez-Truglia, R. (2017). Inflation expectations, learning, and supermarket prices: Evidence from survey experiments. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 9(3), 1-35.
- Mankiw, N. G., & Reis, R. (2002). Sticky information versus sticky prices: a proposal to replace the New Keynesian Phillips curve. *The Quarterly Journal of Economics*, 117(4), 1295-1328.
- Woo, J., & Owen, A. L. (2019). Forecasting private consumption with Google Trends data. *Journal of Forecasting*, 38(2), 81-91.
- Clements, M. P., & Galvão, A. B. (2008). Macroeconomic forecasting with mixed-frequency data: Forecasting output growth in the United States. *Journal of Business & Economic Statistics*, 26(4), 546-554.
- Andreou, E., Ghysels, E., & Kourtellis, A. (2013). Should macroeconomic forecasters use daily financial data and how?. *Journal of Business & Economic Statistics*, 31(2), 240-251.
- Körs, M., & Karan, M. B. (2023). Stock exchange volatility forecasting under market stress with MIDAS regression. *International Journal of Finance & Economics*, 28(1), 295-306.
- Haldane, A. (2017). A little more conversation, a little less action. Bank of England-Speech.
- Kamada, K., Nakajima, J., & Nishiguchi, S. (2015). Are household inflation expectations anchored in Japan? (No. 15-E-8). Bank of Japan.
- Christelis, D., Georgarakos, D., Jappelli, T., & Van Rooij, M. (2020). Trust in the central bank and inflation expectation (No. 2375). ECB Working Paper.
- Harris, E. S., Kasman, B. C., Shapiro, M. D., & West, K. D. (2009). Oil and the macroeconomy: Lessons for monetary policy. In *US Monetary Policy Forum Report (Vol. 23, p. 2015)*. Washington, DC: Board of the Governors of the Federal Reserve System.

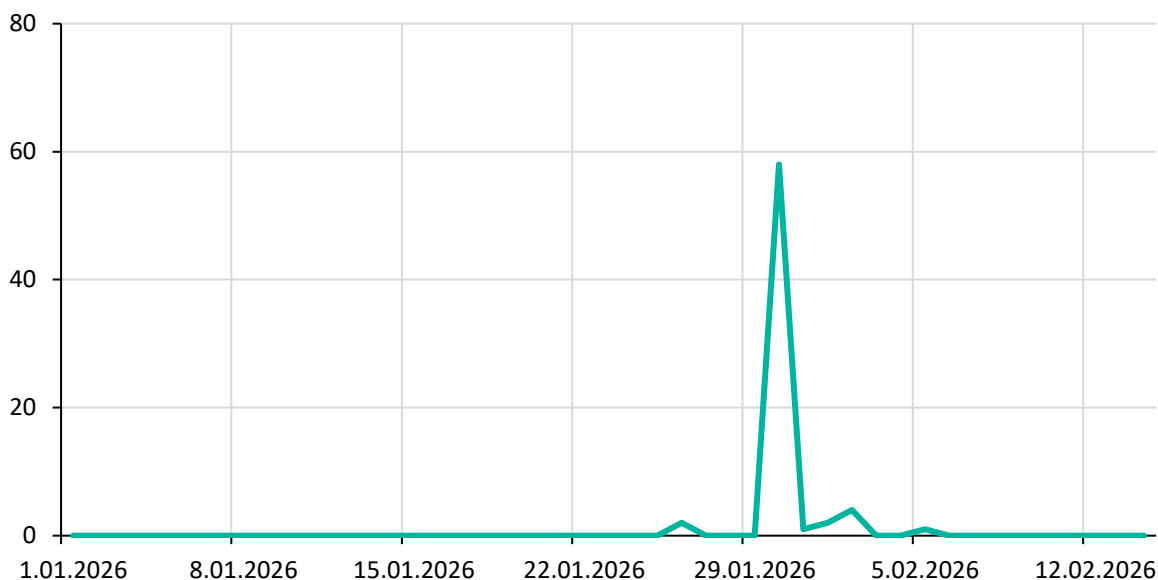
- Wong, B. (2015). Do inflation expectations propagate the inflationary impact of real oil price shocks?: Evidence from the michigan survey. *Journal of Money, Credit and Banking*, 47(8), 1673-1689.
- Coibion, O., Gorodnichenko, Y., Kumar, S., & Pedemonte, M. (2020). Inflation expectations as a policy tool?. *Journal of International Economics*, 124, 103297.
- Ravn, M. O., & Uhlig, H. (2002). On adjusting the Hodrick-Prescott filter for the frequency of observations. *Review of economics and statistics*, 84(2), 371-376.
- Pesaran, M. H. & Shin, Y. (1998). An autoregressive distributed-lag modelling approach to cointegration analysis. *Econometric Society Monographs*, 31, 371-413.
- Ghysels, E., Santa-Clara, P., Valkanov, R., 2004. *The Midas Touch: Mixed Data Sampling Regression Models*. University of North Carolina and UCLA.
- Andrews, D. W. (1993). Tests for parameter instability and structural change with unknown change point. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 821-856.
- Dziuban, C. D., & Shirkey, E. C. (1974). When is a correlation matrix appropriate for factor analysis? Some decision rules. *Psychological bulletin*, 81(6), 358.
- U.S. Census Bureau (2017). X-13ARIMA-SEATS Reference Manual, Version 1.1. Washington, DC: U.S. Census Bureau. URL: <https://www.census.gov/content/dam/Census/library/working-papers/2017/adrm/docx13ashtml.pdf>
- Coibion, O., & Gorodnichenko, Y. (2015). Information rigidity and the expectations formation process: A simple framework and new facts. *American Economic Review*, 105(8), 2644-2678.
- Pfajfar, D., & Santoro, E. (2013). News on inflation and the epidemiology of inflation expectations. *Journal of Money, Credit and Banking*, 45(6), 1045-1067.
- Beck, N., & Katz, J. N. (1995). What to do (and not to do) with time-series cross-section data. *American political science review*, 89(3), 634-647.
- Stock, J. H., & Watson, M. W. (2020). *Introduction to econometrics (Vol. 4, pp. 618-619)*. London: Pearson.
- Bracha, A., & Tang, J. (2025). Inflation levels and (in) attention. *Review of Economic Studies*, 92(3), 1564-1594.
- Evstigneeva, A., & Karpov, D. (2023). The impact of negative news on public perception of inflation (No. wps111). Bank of Russia.
- Antweiler, W., & Frank, M. Z. (2004). Is all that talk just noise? The information content of internet stock message boards. *The Journal of finance*, 59(3), 1259-1294.
- Bontempi, M. E., Frigeri, M., Golinelli, R., & Squadrani, M. (2021). EURQ: A new web search-based uncertainty index. *Economica*, 88(352), 969-1015
- Karlova, N., Puzanova, E., Bogacheva, I., & Morozov, A. (2019). The nature of companies' inflation expectations: survey results. Bank of Russia Research Note.

## ПРИЛОЖЕНИЕ А ПРОВЕРКА УЧЕТА ДАННЫХ ПОИСКОВОЙ СИСТЕМОЙ ЯНДЕКС

Для проверки особенности учета статистики запросов в сервисе Яндекс Вордстат было проведено два простых эксперимента:

1. В течение дня с трех устройств, имеющих три различные точки доступа в Интернет, было отправлено по 500 запросов редкой аббревиатуры COPAR (Copula Autoregresion) с каждого. Затем у данных устройств была произведена смена точки доступа в Интернет и послано еще 200 дополнительных запросов по тому же самому слову. Через несколько дней в ежедневной статистике Яндекс Вордстат мы обнаружили лишь 3 запроса по слову COPAR.
2. Для дополнительного удостоверения на счет природы учета данных мы попросили 58 человек в течение дня произвести запросы по обозначенной выше теме без использования VPN. Некоторые из участников эксперимента заявили, что произвели более одного запроса. По итогу в ежедневной статистике было выявлено 58 запросов.

Рисунок А1. Ежедневное количество запросов COPAR в Сахалинской области, штук



## ПРИЛОЖЕНИЕ В. СРАВНЕНИЕ МОДЕЛЕЙ С ПОИСКОВЫМИ ТЕРМИНАМИ И ТЕМАМИ GOOGLE TRENDS

x	Bank of Russia		Dollar		Inflation	
	Term	Topic	Term	Topic	Term	Topic
L( $\pi$ )	0.211*	0.246**	0.266***	0.261***	0.203***	0.205***
Q	1.192**	0.379	0.279**	0.29*	0.829***	0.858***
L(Q)	1.046	0.444*	0.278*	0.32**	0.654***	0.568***
L2(Q)	0.799	0.033	-0.034	-0.019	0.648***	0.629***
L3(Q)	0.43	0.063	-0.012	0.018	0.299**	0.256
D0322	6.973***	7.7***	7.769***	7.807***	7.642***	7.756***
Constant	79.202***	75.7***	73.705***	74.212***	80.061***	79.83***
Adj. R2	0.87	0.864	0.867	0.864	0.919	0.917
F-stat	84.971***	80.387***	82.522***	80.534***	143.68***	139.277***

x	Key rate		Crude oil		Yuan	
	Term	Topic	Term	Topic	Term	Topic
L( $\pi$ )	0.27***	0.266***	0.235***	0.229***	0.357***	0.315***
Q	0.225**	0.236**	0.401**	0.445**	0.439	0.105
L(Q)	0.333**	0.332**	0.429***	0.516***	-0.259	-0.231
L2(Q)	0.069	0.084	0.286	0.305	-0.16	-0.102
L3(Q)	0.106	0.098	0.259**	0.31***	-0.227	-0.253
D0322	7.919***	7.903***	7.964***	7.935***	7.642***	8.244***
Constant	73.323***	73.666***	76.783***	77.47***	64.517***	68.737***
Adj. R2	0.866	0.867	0.879	0.884	0.863	0.856
F-stat	81.846***	82.443***	91.78***	95.949***	79.43***	75.466***

Примечание. \*\*\* – показывает значимость на уровне 1%; \*\* – на уровне 5%; \* – на уровне 10%.

**ПРИЛОЖЕНИЕ С. КОРРЕЛЯЦИОННАЯ МАТРИЦА ПОКАЗАТЕЛЕЙ**

	π	C	u	e	Y(Bank of Russia)	Y(Dollar)	Y(Inflation)	Y(Key rate)	Y(Crude oil)	Y(Yuan)	G(Bank of Russia)	G(Dollar)	G(Inflation)	G(Key rate)	G(Crude oil)	G(Yuan)	MBBR	FOM
π	0.205	-0.012	0.110															
C	0.110																	
u	-0.815	-0.815																
e	0.546	-0.491	-0.815															
Y(Bank of Russia)	0.778	0.279	-0.124	-0.124														
Y(Dollar)	0.648	0.344	-0.281	-0.241	0.842													
Y(Inflation)	0.529	0.428	-0.267	-0.302	0.800	0.842												
Y(Key rate)	0.307	0.670	-0.569	-0.226	0.559	0.613	0.592											
Y(Crude oil)	0.378	-0.005	0.028	-0.008	0.503	0.459	0.572	0.453										
Y(Yuan)	0.427	0.788	-0.766	-0.448	0.510	0.679	0.485	0.649	0.163									
G(Bank of Russia)	0.671	0.432	-0.405	-0.259	0.816	0.893	0.536	0.642	0.359	0.183								
G(Dollar)	0.624	0.266	-0.220	-0.162	0.819	0.981	0.520	0.634	0.437	0.784	0.871							
G(Inflation)	0.776	0.461	-0.352	-0.253	0.906	0.813	0.834	0.585	0.414	0.811	0.811	0.758						
G(Key rate)	0.204	0.614	-0.539	-0.194	0.473	0.554	0.345	0.982	0.094	0.586	0.586	0.595	0.495					
G(Crude oil)	0.213	-0.349	0.288	0.308	0.193	0.205	0.171	-0.078	0.869	-0.155	0.085	0.239	0.066	-0.095				
G(Yuan)	0.475	0.726	-0.713	-0.413	0.537	0.729	0.463	0.643	0.179	0.988	0.817	0.676	0.674	0.579	-0.135			
MBBR	0.633	0.575	-0.331	-0.166	0.744	0.688	0.726	0.650	0.355	0.596	0.590	0.630	0.770	0.548	0.030	0.594		
FOM	0.539	0.637	-0.445	-0.360	0.692	0.588	0.637	0.613	0.108	0.568	0.584	0.524	0.730	0.506	-0.251	0.560	0.826	0.539

Примечание. π – ИПЦ, месяц к месяцу; C – потребление (оборот продовольственных, непродовольственных товаров, услуг, а также общественного питания); u – уровень безработицы; e – обменный курс USD/RUB, умноженный на долю инвалютной задолженности в общей сумме задолженности; переменные с буквой Y и G – статистика поисковых запросов по обозначенной в скобках теме из сервисов Яндекс и Google соответственно; MBBR – баланс ответов ценовых ожиданий предприятий, входящих в «Мониторинг предприятий» Банка России; FOM – инфляционные ожидания домохозяйств по версии ООО «инФОМ».

## ПРИЛОЖЕНИЕ D. ТЕСТИРОВАНИЕ НА НЕИЗВЕСТНУЮ ТОЧКУ СТРУКТУРНОГО РАЗРЫВА

Уравнения, на основе которых было проведено тестирование на неизвестную точку разрыва, выглядят следующим образом:

$$\pi_t = c_0 + \alpha_0 \pi_{t-1} + \sum_{i=0}^3 \beta_i \Delta \ln(Q)_{t-i} + \varepsilon_t \quad (6)$$

где  $\pi$  – индекс потребительских цен месяц к месяцу;  $Q$  – временной ряд поисковых запросов в Яндекс или Google по темам, связанным с инфляцией.

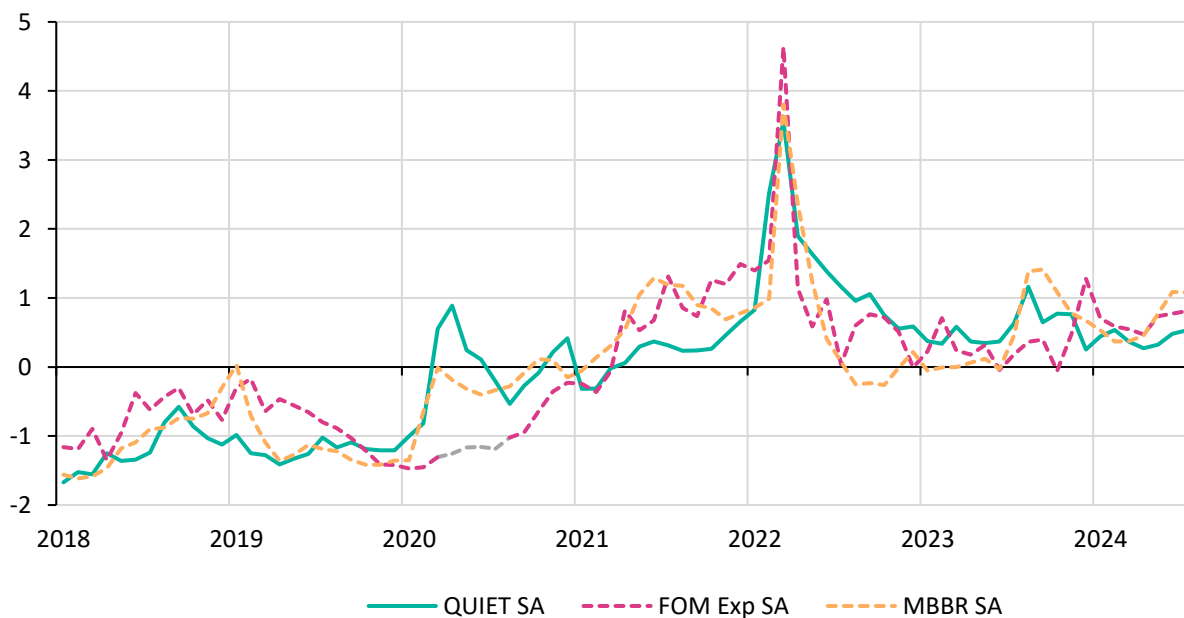
В 9 из 12 случаев тест выбирал март 2022 года в качестве точки разрыва, и ни в одном из данных случаев нулевая гипотеза не была отвергнута.

Таблица D1. Результаты теста Quandt-Andrews

Независимая переменная интереса	Идентифицированная дата разрыва	P-value для LR теста
Яндекс (Банк России)	2022M03	0.002
Яндекс (Доллар)	2022M03	0.000
Яндекс (Инфляция)	2022M02	0.072
Яндекс (Ключевая ставка)	2022M03	0.007
Яндекс (Нефть)	2022M04	0.048
Яндекс (Юань)	2022M03	0.000
Google (Банк России)	2022M03	0.000
Google (Доллар)	2022M03	0.000
Google (Инфляция)	2022M03	0.000
Google (Ключевая ставка)	2022M04	0.001
Google (Нефть)	2022M03	0.000
Google (Юань)	2022M03	0.000

Примечание. Нулевая гипотеза – отсутствие точки разрыва в рассматриваемом периоде.

## ПРИЛОЖЕНИЕ Е. СРАВНЕНИЕ СЕЗОННО СКОРРЕКТИРОВАННЫХ ПЕРЕМЕННЫХ ИНФЛЯЦИОННЫХ ОЖИДАНИЙ



Примечание. В период с апреля по июль 2020 года статистика для опроса ООО "инФОМ" не собиралась. Период заполнен с помощью Catmull-Rom Spline. Переменные стандартизированы.  
Корреляция между QUIET SA и FOM Exp SA: 0.768  
Корреляция между QUIET SA и MBBR SA: 0.86

## ПРИЛОЖЕНИЕ F. РЕЗУЛЬТАТЫ ОЦЕНОК ПАНЕЛЕЙ ПО ФЕДЕРАЛЬНЫМ ОКРУГАМ

Federal District	Общая панель	ЦФО	СЗФО	ЮФО	СКФО	ПФО	УФО	СФО	ДФО
Cross-sections included	79	18	10	6	7	14	4	10	10
L( $\pi$ )	0.191***	0.222***	0.122***	0.224***	0.25***	0.167***	0.203***	0.182***	0.165***
Cgap	-0.616*	-0.728	-0.442	-0.626	-0.374	-0.967*	-0.566	-0.725	-0.599*
L(Cgap)	1.035**	1.008	1.176**	1.31***	0.923**	1.453**	1.519**	0.896*	0.578*
L2(Cgap)	-0.198	-0.494	-0.064	-0.45	-0.123	-0.775	-0.297	0.164	0.104
u	-0.062	-0.387	-0.33	0.348	0.446	0.025	0.498	-0.284	0.15
L(u)	-0.132	-0.265	-0.071	-0.656	0.361	-0.232	0.101	-0.067	-0.015
e	0.019	-0.001	0.121	0.002	-0.04	0.026	0.188	0.055***	0.004
L(e)	0.011	0.068	0.118	0.071	-0.029	0.026	0.01	-0.028	-0.008
QUIET	1.112***	1.25***	1.153***	1.363***	1.486***	1.267***	1.011***	0.818***	0.566***
L(QUIET)	0.777***	0.979***	0.861***	0.851***	0.674***	0.823***	0.549*	0.769***	0.553***
L2(QUIET)	0.611***	0.767***	0.845***	0.857***	0.516**	0.715***	0.587**	0.362*	0.351**
L3(QUIET)	0.391**	0.451**	0.624***	0.289	0.149	0.504**	0.345	0.345*	0.205
D0322	7.625***	7.316***	8.083***	7.454***	7.894***	8.361***	7.564***	7.678***	6.518***
Constant	81.207***	78.104***	88.174***	77.882***	75.362***	83.654***	80.009***	82.149***	83.914***
Observations	6004	1368	760	456	532	1064	304	760	760
Adjusted R-squared	0.835	0.856	0.858	0.86	0.78	0.875	0.876	0.847	0.768
F-statistic	335.275***	271.432***	209.637***	156.468***	100.099***	288.019***	135.151***	191.867***	115.335***
F-stat for QUIET (Wald Test)	17.145***	16.484***	15.66***	12.743***	10.312***	15.799***	7.592***	8.822***	8.379***
Adj. R2 without controls & dummy	0.299	0.341	0.318	0.350	0.317	0.308	0.268	0.255	0.227

Примечание. Зависимой переменной является ИПЦ месяц к месяцу; независимые переменные: первый лаг ИПЦ месяц к месяцу, набор контрольных переменных, дамми для марта 2022 года и первая разность QUIET.

\*\*\* – показывает значимость на уровне 1%; \*\* – на уровне 5%; \* – на уровне 10%.

## ПРИЛОЖЕНИЕ G. РЕЗУЛЬТАТЫ ОЦЕНКИ ПАНЕЛЬНЫХ ДАННЫХ ПО ФЕДЕРАЛЬНЫМ ОКРУГАМ И НЕКОТОРАЯ ЭКОНОМИЧЕСКАЯ СТАТИСТИКА

Federal District	Общая панель	ЦФО	СЗФО	ЮФО	СКФО	ПФО	УФО	СФО	ДФО
Cross-sections included	79	18	10	6	7	14	4	10	10
Observations	6004	1368	760	456	532	1064	304	760	760
Adjusted R-squared	0.835	0.856	0.858	0.86	0.78	0.875	0.876	0.847	0.768
F-statistic	335.275***	271.432***	209.637***	156.468***	100.099***	288.019***	135.151***	191.867***	115.335***
F-stat for QUIET (Wald Test)	17.145***	16.484***	15.66***	12.743***	10.312***	15.799***	7.592***	8.822***	8.379***
Adj. R2 without controls & dummy	0.299	0.341	0.318	0.350	0.317	0.308	0.268	0.255	0.227
Численность на км2	8.532	61.978	8.226	37.044	60.496	27.396	6.754	3.781	1.131
Кратчайшая дистанция центра округа до Москвы, км	-	-	634	960	1359	401	1415	2811	6417
Оборот услуг телекоммуникаций, млрд руб.	1720.887	573.361	178.585	186.613	76.908	274.411	151.452	175.754	103.803

Примечание. Зависимой переменной является ИПЦ месяц к месяцу; независимые переменные: первый лаг ИПЦ месяц к месяцу, набор контрольных переменных, дамми для марта 2022 года и первая разность QUIET. Статистика о плотности населения и по обороту услуг за 2024 год получена с официального ресурса Росстата. Расстояние от центров федеральных округов до Москвы получено из ресурса Яндекс Карты.

\*\*\* – показывает значимость на уровне 1%; \*\* – на уровне 5%; \* – на уровне 10%.

## ПРИЛОЖЕНИЕ Н. СРАВНЕНИЕ RMSE ПРОГНОЗОВ ИПЦ ПАНЕЛЕЙ ПО ФЕДЕРАЛЬНЫМ ОКРУГАМ С QUIET

Горизонт прогноза	Количество прогнозов	Результаты ARDL							
		ЦФО	СЗФО	ЮФО	СКФО	ПФО	УФО	СФО	ДФО
in-sample	1	0.445	0.444	0.450	0.614	0.441(2)	0.398(1)	0.453	0.463
1 month	12	0.340(2)	0.387	0.357	0.479	0.331(1)	0.341	0.370	0.427
2 months	11	0.372(2)	0.418	0.389	0.524	0.370(1)	0.456	0.409	0.441
3 months	10	0.378(1)	0.435	0.413	0.552	0.386(2)	0.467	0.410	0.470
4 months	9	0.378(1)	0.431	0.406	0.564	0.392(2)	0.459	0.405	0.473
5 months	8	0.369(2)	0.419	0.407	0.525	0.369(1)	0.456	0.400	0.445
6 months	7	0.356(1)	0.439	0.455	0.536	0.409	0.401	0.393(2)	0.448
7 months	6	0.367(1)	0.451	0.475	0.513	0.424	0.411	0.401(2)	0.468
8 months	5	0.396(1)	0.488	0.519	0.493	0.441	0.431	0.430(2)	0.482
9 months	4	0.423(1)	0.506	0.555	0.541	0.451	0.442(2)	0.464	0.494
10 months	3	0.413(1)	0.474	0.552	0.546	0.428(2)	0.447	0.448	0.483
11 months	2	0.407(1)	0.479	0.533	0.536	0.417(2)	0.447	0.461	0.489
12 months	1	0.412(2)	0.500	0.461	0.574	0.408(1)	0.452	0.468	0.523
Mean	78	0.374(1)	0.435	0.431	0.526	0.389(2)	0.429	0.408	0.459

Горизонт прогноза	Количество прогнозов	Результаты U-MIDAS							
		ЦФО	СЗФО	ЮФО	СКФО	ПФО	УФО	СФО	ДФО
in-sample	1	0.413(2)	0.418	0.425	0.585	0.415	0.361(1)	0.430	0.457
1 month	12	0.355	0.403	0.355	0.465	0.337(2)	0.335(1)	0.361	0.437
2 months	11	0.405(2)	0.430	0.454	0.565	0.376(1)	0.424	0.406	0.458
3 months	10	0.382(2)	0.435	0.396	0.574	0.379(1)	0.484	0.407	0.458
4 months	9	0.477	0.468	0.458(2)	0.613	0.493	0.547	0.403(1)	0.500
5 months	8	0.434	0.421	0.407(2)	0.577	0.412	0.500	0.394(1)	0.481
6 months	7	0.410	0.413	0.389(2)	0.550	0.390	0.487	0.362(1)	0.448
7 months	6	0.430	0.431	0.416(2)	0.544	0.428	0.441	0.393(1)	0.484
8 months	5	0.411	0.423	0.489	0.520	0.389(2)	0.386(1)	0.402	0.477
9 months	4	0.401	0.441	0.480	0.578	0.389(2)	0.376(1)	0.390	0.460
10 months	3	0.401(1)	0.495	0.457	0.538	0.428	0.412(2)	0.415	0.458
11 months	2	0.394(1)	0.473	0.508	0.563	0.401(2)	0.451	0.436	0.463
12 months	1	0.455(1)	0.504	0.484	0.639	0.456(2)	0.478	0.504	0.504
Mean	78	0.408	0.433	0.424	0.552	0.398(2)	0.443	0.394(1)	0.465

Примечание. В скобках под номером 1 указан лучший прогноз на рассматриваемом горизонте, под номером 2 – второй по размеру ошибки прогноз. Для прогноза использованы модели с контрольными переменными и дамми. Тренировочная выборка охватывает период 01.2018–08.2023, тестовая – 09.2023–08.2024.

## ПРИЛОЖЕНИЕ I. КРАТКИЕ НАЗВАНИЯ РЕГИОНОВ

Республика Адыгея	Ady	Республика Мордовия	Mor
Республика Алтай	Altaj	Московская область	Mos
Алтайский край	Alt	Город Москва	gMos
Амурская область	Amu	Мурманская область	Mur
Архангельская область	Arh	Нижегородская область	Niz
Астраханская область	Ast	Новгородская область	Novg
Республика Башкортостан	Bas	Новосибирская область	Nov
Белгородская область	Bel	Омская область	Oms
Брянская область	Brj	Оренбургская область	Ore
Республика Бурятия	Bur	Орловская область	Orl
Чеченская Республика	Che	Республика Северная Осетия – Алания	Ose
Челябинская область	Chel	Пензенская область	Pen
Чувашская Республика	Chu	Пермский край	Per
Республика Дагестан	Dag	Приморский край	Pri
Еврейская автономная область	Evr	Псковская область	Psk
Хабаровский край	Hab	Рязанская область	Rja
Республика Хакасия	Hak	Ростовская область	Ros
Республика Ингушетия	Ing	Республика Саха	Saha
Иркутская область	Irk	Сахалинская область	Sah
Ивановская область	Iva	Самарская область	Sam
Ярославская область	Jar	Город Санкт-Петербург	San
Кабардино-Балкарская Республика	Kab	Саратовская область	Sar
Калининградская область	Kal	Смоленская область	Smo
Республика Калмыкия	Kalm	Ставропольский край	Sta
Калужская область	Kalu	Свердловская область	Sve
Камчатский край	Kam	Тамбовская область	Tam
Карачаево-Черкесская Республика	Kar	Республика Татарстан	Tat
Республика Карелия	Kare	Тюменская область	Tju
Кемеровская область	Kem	Томская область	Tom
Кировская область	Kir	Тульская область	Tul
Республика Коми	Kom	Республика Тыва	Tuv
Костромская область	Kos	Тверская область	Tve
Краснодарский край	Krasnd	Удмуртская Республика	Udm
Краснодарский край	Kra	Ульяновская область	Ulj
Курганская область	Kurg	Владимирская область	Vla
Курская область	Kur	Волгоградская область	Volg
Ленинградская область	Len	Вологодская область	Vol
Липецкая область	Lip	Воронежская область	Vor
Магаданская область	Mag	Забайкальский край	Zab
Республика Марий Эл	Mar		