

ПУБЛИКАЦИИ МОЛОДЫХ АВТОРОВ

А.М. МАТЕВОСОВА

студент бакалавриата экономического факультета МГУ
имени М.В. Ломоносова, старший лаборант Центра исследований
международной макроэкономики и внешнеэкономических связей
ФГБУН Институт экономики РАН

ИССЛЕДОВАНИЕ ИНФЛЯЦИОННЫХ ОЖИДАНИЙ РОССИЙСКОГО НАСЕЛЕНИЯ В УСЛОВИЯХ САНКЦИЙ НА ОСНОВЕ БОЛЬШИХ ДАННЫХ

В 2022 г. российская экономика столкнулась с беспрецедентным санкционным давлением со стороны коллективного Запада. В таких условиях правительству и ЦБ РФ необходимо осуществлять постоянный мониторинг экономической ситуации в нашей стране для принятия своевременных и эффективных мер. В решении данной задачи может помочь высокочастотный индикатор инфляционных ожиданий на основе больших данных. В работе рассматриваются недостатки существующих подходов к оценке инфляционных ожиданий населения, ставящие под сомнение возможность их применения в условиях санкций. На основе построенных высокочастотных индикаторов инфляционных ожиданий, санкционной обеспокоенности и упоминаемости санкций в контексте инфляционных ожиданий проанализировано влияние санкций на инфляционные ожидания российского населения. Данный способ оценки инфляционных ожиданий на основе больших данных подтвердил свою эффективность в условиях санкций и доказал влияние санкций на формирование инфляционных ожиданий российского населения.

Ключевые слова: санкции, инфляционные ожидания, высокочастотный индикатор, инфляция.

УДК: 330.47, 330.43, 336.748.12, 341.655

EDN: ZBJKRC

DOI: 10.52180/2073-6487_2023_5_181_200

Введение

Важную роль при оценке последствий санкций играет не только их прямое влияние на российскую экономику посредством законодательных ограничений, но и восприятие санкций населением России в условиях высокой степени неопределенности. Для принятия эффективных мер по преодолению влияния антироссийских санкций на эко-

номику нашей страны и на инфляционные ожидания населения регулирующим органам РФ необходимо не только контролировать текущую экономическую ситуацию в России, но и оценивать перспективы развития национальной экономики в условиях проводимой недружественными государствами Запада и США санкционной политики для предотвращения последствий вводимых санкций. В решении данной задачи правительству и ЦБ РФ может помочь высокочастотный индикатор инфляционных ожиданий.

Инфляционные ожидания представляют собой один из важнейших показателей, отражающих текущее состояние экономики и влияющих на экономическую конъюнктуру в последующие периоды. Экономические агенты принимают решения на основе своих ожиданий относительно динамики цен в будущем, определяя, таким образом, объемы производства и инвестиций, потребления и сбережений. Инфляционные ожидания играют значимую роль в формировании составляющих основного макроэкономического тождества, спроса и предложения, а также цен в экономике. Инфляционные ожидания – важный фактор, влияющий не только на уровень инфляции и реальные экономические показатели, но и являющийся ориентиром для ЦБ при проведении денежно-кредитной политики и таргетирования инфляции.

Основная проблема использования показателя инфляционных ожиданий при анализе экономической ситуации – корректность и частота его измерения. Однако в условиях санкционного давления на российскую экономику необходим постоянный контроль за инфляционными ожиданиями населения, который позволил бы регулятору принимать своевременные решения. В настоящее время Банк России в основном опирается на низкочастотные и недостаточно репрезентативные инструменты при оценке инфляционных ожиданий (более подробно см. п. 1.1).

В данном исследовании рассматривается альтернативный способ измерения инфляционных ожиданий российского населения в условиях санкций с помощью высокочастотного индикатора инфляционных ожиданий на основе больших данных. Этот способ позволяет преодолеть недостатки применяемых способов оценки инфляционных ожиданий, что отражает его новизну и актуальность.

Целью работы является исследование влияния санкций на инфляционные ожидания российского населения на основе больших данных. Объектом исследования выступают инфляционные ожидания российского населения за сентябрь 2021 – декабрь 2022 г. Предметом исследования является формирование инфляционных ожиданий в ответ на санкционное давление.

Для достижения поставленной цели в работе поставлены и решены следующие задачи:

1. Проанализированы существующие подходы к измерению инфляционных ожиданий, выделены их преимущества и недостатки, а также рассмотрена их применимость при измерении инфляционных ожиданий в России в условиях санкций.

2. Построен высокочастотный индикатор инфляционных ожиданий российского населения на основе текстовой обработки комментариев в сети Интернет по методологии, предложенной И.О. Голощаповой [1].

3. Построены индикаторы упоминаемости санкций в контексте инфляционных ожиданий и санкционной обеспокоенности, на основе которых подтверждено влияние санкций на объект исследования; выявлены основные факторы, формирующие инфляционные ожидания населения.

1.1. Анализ существующих подходов к оценке инфляционных ожиданий и их применимости в условиях санкций¹

В настоящее время самый распространенный способ оценки инфляционных ожиданий опирается на результаты социологических опросов. Данный подход впервые был реализован Мичиганским университетом США во второй половине XX в., а сейчас он используется центральными банками во многих странах мира, в том числе и Банком России. Начиная с 2009 г. Фонд «Общественное мнение» (далее – ФОМ) проводит ежемесячные опросы населения по заказу Банка России с целью выявления инфляционных ожиданий и потребительских настроений российского населения. Важными преимуществами данного подхода являются репрезентативность выборки населения, а также возможность измерения инфляционных ожиданий, как на краткосрочном, так и на среднесрочном горизонте, согласно методике Банка России. С помощью опросов возможно оценивать не только инфляционные ожидания населения, но также инфляционные ожидания фирм и аналитиков на основе отдельных опросов, которые также проводятся Банком России. Но данный подход имеет ряд существенных недостатков:

1. *Чувствительность результатов к формулировке вопросов, к особенностям выборки и условиям проведения опроса.* Результаты социологических опросов подвержены эффекту фрейминга.

2. *Проблема квантификации и неустойчивости к способам расчета.* Для выявления инфляционных ожиданий в анкетах используются как качественные, так и количественные вопросы. Но оба типа вопросов

¹ В статье применен авторский способ нумерации параграфов.

имеют свои недостатки. Многие респонденты испытывают затруднения при ответе на количественные вопросы об оценке будущей инфляции либо же склоны систематически завышать значения как наблюдаемой, так и ожидаемой инфляции. Второй тип вопросов решает проблему систематического завышения, так как основывается на сравнении ожидаемой респондентом инфляции с наблюдаемой им и не требует от него количественных оценок. Но использование результатов такого вопроса в итоговых расчетах осложняется проблемой квантификации. В своих расчетах Банк России применяет вероятностный метод квантификации [9], недостатком которого является наличие априорного распределения ожиданий.

3. *Большие организационные издержки.* Опросы проводятся по месту жительства в режиме личного интервью. Поддержание репрезентативности выборки и корректности полученных данных в рамках этого подхода требует больших финансовых затрат.

4. *Низкая частотность измерения инфляционных ожиданий.* Сбор и обработка данных для расчета индикатора занимают длительное время, что делает практически невозможным публикацию результатов чаще одного раза в месяц и ведет к появлению временных лагов. Это является существенным недостатком данного способа измерения инфляционных ожиданий, так как не позволяет регулятору своевременно реагировать на изменение показателя, что критично в рамках проведения политики инфляционного таргетирования и текущей ситуации.

Низкая частотность делает проблематичным анализ влияния различных факторов на инфляционные ожидания, так как невозможно уловить распределение большого числа происходящих событий/новостей во времени внутри одного месяца, и в результате этого сложно выделить вклад каждого отдельного события. В текущих условиях постоянного давления на российскую экономику и введения все новых пакетов санкций необходимо своевременное реагирование регулирующих органов на происходящие изменения, а также дезагрегирование влияния потока новостей на инфляционные ожидания, что делает данный недостаток критичным для применения этого метода.

В отличие от подхода, базирующегося на опросах населения, второй, достаточно распространенный способ оценки инфляционных ожиданий, основанный на биржевых показателях, не обладает существенным недостатком первого подхода – низкой частотностью. Первый способ реализации биржевого подхода по оценке инфляционных ожиданий участников финансового рынка используется Европейским центральным банком и заключается в применении инфляционных свопов. Альтернативный способ применения биржевого подхода основан на оценке вмененной инфляции. Расчет вмененной инфляции

основан на разнице между номинальной и реальной кривой доходности [10]. В основном для этих целей используются облигации федерального займа. Успешным примером использования такого подхода служит исследование М.И. Жемкова, О.С. Кузнецовой [3], в котором рассматривается разница между номинальной и индексируемой на инфляцию доходностями облигаций федерального займа. Несмотря на такое важное преимущество данного подхода, как возможность высокочастотной оценки инфляционных ожиданий в режиме реального времени с низкими издержками, он имеет ряд существенных недостатков:

1. *Данный подход не отражает ожидания обычного населения и фирм, не являющихся участниками финансового рынка.* Также на результаты оценок влияют предпочтения инвесторов.

2. *Необходимость исключения влияния рисков и системных сдвигов в конъюнктуре финансового рынка при расчете инфляционных ожиданий.* В настоящее время выявление чистого вклада инфляционных ожиданий осложнено турбулентностью на финансовых рынках. Приостановка торгов на фондовой бирже весной 2022 г., ограничения для нерезидентов и изменение структуры торгуемых финансовых активов в результате введения санкций привели к существенному перераспределению рисков и изменению поведения инвесторов. Структурные изменения на финансовом рынке и возросшая неопределенность приводят к некорректности применения биржевого подхода для оценки инфляционных ожиданий и не позволяют проследить влияние санкций на них.

Существенные в условиях санкционного давления недостатки наиболее распространенных подходов по оценке инфляционных ожиданий ведут к необходимости поиска новых способов оценки инфляционных ожиданий, не обладающих недостатками первых двух подходов. Такими способами являются методики оценки инфляционных ожиданий на основе анализа больших данных. Эти подходы обладают следующими ключевыми преимуществами: высокой частотностью расчетов в режиме реального времени при сохранении низких издержек осуществления расчетов, а также возможностью выявления внешних факторов, влияющих на динамику инфляционных ожиданий. Репрезентативность в подходах на основе анализа больших данных обеспечивается широким использованием населением сети Интернет.

Таким образом, можно отметить следующие преимущества использования методов оценки инфляционных ожиданий на основе больших данных сети Интернет:

1. *Высокая частотность и возможность получения результатов в режиме реального времени;*
2. *Низкие издержки осуществления расчетов;*

3. Репрезентативность в результате широкого охвата аудитории;
4. Возможность пересчета показателей в случае корректировки правил.

Обоснованность использования данных сети Интернет объясняется значительным влиянием экономических новостей на формирование инфляционных ожиданий населения [8].

Характерно, что серьезным толчком к проведению исследований в этой области послужил мировой экономической кризис, начавшийся в 2008 г. Кризис требовал получения оперативной информации об экономических показателях для своевременной реакции регулятора и тем самым выявил недостатки существующих подходов к оценке некоторых экономических показателей. Низкая частотность измерения таких показателей, как безработица, экономическая активность и различные виды ожиданий экономических агентов, не позволяла своевременно реагировать на изменения данных показателей и проводить эффективную стабилизационную политику в силу большого внутреннего лага. Эта проблема вынудила искать способы высокочастотной оценки данных показателей.

Первые исследования в области высокочастотных измерений экономических показателей на основе данных сети Интернет были опубликованы в 2009–2010 гг., в них на основе данных запросов в поисковой системе Google оценивался текущий уровень безработицы [7; 13] или экономической активности [12]. Одним из первых примеров использования больших данных при оценке инфляционных ожиданий является исследование Гузман [14], основанное на статистике поисковых запросов слова «инфляция» по данным Google Trends.

Высокая частотность в совокупности с хорошей точностью данного метода подтверждают эффективность и перспективность методов на основе больших данных для оценки инфляционных ожиданий. Частота поисковых запросов в браузере отражает степень заинтересованности населения проблемой инфляции, но только косвенным образом показывает степень обсуждаемости данного явления среди населения. Поэтому следующим этапом развития исследований в области использования больших данных для оценки инфляционных ожиданий являются работы на основе анализа данных популярных социальных сетей и комментариев интернет-пользователей. Уже есть примеры реализации данных подходов в различных странах мира: Аргентине [6], Италии [5] с использованием данных распространенной в тех регионах мира социальной сети Twitter.

Одной из первых российских публикаций в этой области является работа И.О. Голощаповой и М.Л. Андреева [2]. В своей диссертации [1] И.О. Голощапова предложила общую методику построения высокочастотных индикаторов экономических ожиданий населения для разных областей экономических ожиданий на основе анализа

больших объемов текстовых данных. Сама методика основана на подсчете числа комментариев, релевантных заданной области экономических ожиданий населения среди всех комментариев к новостям по заданной тематике. Таким образом, методика учитывает не только обсуждаемость конкретной темы в результате анализа комментариев, но также корректирует полученные результаты на медиа-ожидания. Более подробно методология И.О. Голощаповой будет рассмотрена в параграфе 1.2 при построении высокочастотного индикатора инфляционных ожиданий. Также в работе И.О. Голощаповой предложен алгоритм выявления факторов, с которыми население связывает изменения экономических ожиданий. Он будет применен автором в параграфе 2.2 при построении высокочастотных индикаторов упоминаемости факторов в контексте инфляционных ожиданий. Эта методика позволяет в режиме реального времени выявлять причины наблюдаемых изменений экономических ожиданий населения и может помочь регулятору своевременно принимать необходимые меры для предотвращения нежелательных колебаний экономических показателей.

Методология, описанная И.О. Голощаповой в исследовании, была успешно апробирована ею посредством построения соответствующего индикатора инфляционных ожиданий российского населения с января 2014 по февраль 2018 г. Проведенное автором статьи исследование также подтверждает эффективность данной методологии на основе рассмотрения инфляционных ожиданий российского населения за период с сентября 2021 г. по конец 2022 г. в условиях беспрецедентного санкционного давления на российскую экономику.

1.2. Построение высокочастотного индикатора инфляционных ожиданий

В данной статье автором построен высокочастотный индикатор инфляционных ожиданий по методологии И.О. Голощаповой, которая была описана ею в диссертации [1] и апробирована в проекте «Big Data Indicators».

Методика построения индикатора включает в себя несколько основных этапов.

На первом этапе необходимо составить репрезентативную выборку СМИ и источников, содержащих комментарии населения к новостным материалам этих СМИ. Второй этап включает отбор новостей, соответствующих тематике инфляции. На третьем этапе отбираются комментарии к заданному на предыдущем этапе тематическому набору новостей, содержащие упоминания об инфляции. Отбор новостей и комментариев релевантных тематике инфляционных ожиданий осуществляется с помощью регулярных выраже-

ний. Четвертый этап включает непосредственный расчет временного ряда индикатора инфляционных ожиданий на основе полученных на предыдущих этапах данных. Индикатор инфляционных ожиданий в определенный период времени рассчитывается как отношение числа тематических комментариев, отобранных на этапе 3, к числу тематических новостных постов, отобранных на этапе 2, за данный промежуток времени. Стоит подчеркнуть, что тематические комментарии, отобранные на этапе 3, относятся только к выделенным на втором этапе постам. Рассчитанный индикатор отражает интенсивность инфляционных ожиданий и аппроксимирует инфляционные ожидания населения.

Отметим, что на интенсивность обсуждения темы инфляции российским населением влияют как непосредственно инфляционные ожидания населения, так и частота публикаций новостных статей СМИ на данную тему. Поэтому деление на количество постов, релевантных тематике инфляции, необходимо для нивелирования эффекта искусственной популяризации темы со стороны СМИ и выделения вклада инфляционных ожиданий населения.

Переходя к применению данной методики, на первом этапе была составлена выборка из 10 крупных российских СМИ, публикующих экономические новости (см. рис. 1).



Источник: расчеты автора.

Рис. 1. Распределение отобранных постов социальной сети ВКонтакте по новостным источникам

В качестве источника для сбора комментариев к статьям СМИ были выбраны официальные страницы этих СМИ в социальной сети ВКонтакте, которая является одним из основных ресурсов для обсуждения новостей российским населением. На втором этапе были выделены посты, соответствующие тематике инфляции и опубликованные данными СМИ на официальных страницах в сети ВКонтакте. Отбор про-

исходил по принципу наличия в тексте постов ключевых слов с основной «инфляци». Всего было отобрано 2323 новостных постов, их распределение по новостным источникам представлено на рис. 1. Затем были собраны комментарии к выделенным постам. Всего было собрано 19 700 комментариев за период с сентября 2021 по декабрь 2022 г. Структура распределения комментариев на официальных страницах ВКонтакте выбранных СМИ представлена на рис. 2. Все данные о постах и комментариях были собраны с помощью написанной автором программы на Python², использующей библиотеку request и методы vk api.

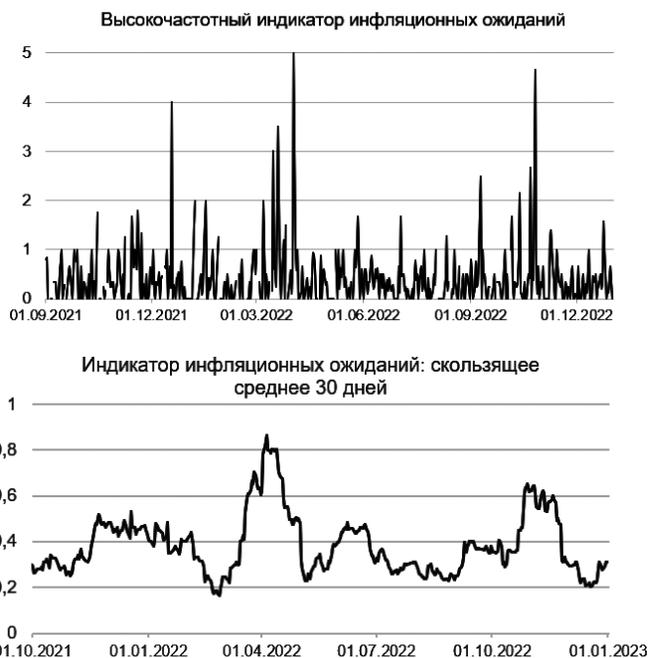


Источник: расчеты автора.

Рис. 2. Распределение комментариев к отобранным постам социальной сети ВКонтакте по новостным источникам

На третьем этапе среди собранных комментариев к тематическим постам на основе правил отбора с использованием регулярных выражений были выделены комментарии, упоминающие инфляционные ожидания. Правило основано на отборе комментариев, содержащих упоминание инфляции или цен совместно со словами, обозначающими рост: [«инфляц»|«цен»] & [«выс»|«выш»|«рост»|«раст»]. Устойчивость полученного индикатора инфляционных ожиданий к правилам отбора комментариев была подтверждена в исследовании И.О. Голощаповой [1]. Затем с помощью написанной автором на Python программы произведен расчет Big Data индикатора инфляционных ожиданий с ежедневной частотностью за период с сентября 2021 по декабрь 2022 г. Полученный индикатор аппроксимирует инфляционные ожидания российского населения. Его график представлен на рис. 3.

² Написанный код для сбора данных и построения индикаторов вместе с собранными данными размещены в репозитории: <https://github.com/AMatevosova/Modeling-the-impact-of-sanctions-on-inflation-expectations>



Источник: расчеты автора.

Рис. 3. Индикатор инфляционных ожиданий российского населения с ежедневной частотностью за период с сентября 2021 по декабрь 2022 г.

1.3. Проверка релевантности построенного индикатора инфляционных ожиданий

Для оценки релевантности построенного индикатора цели измерения инфляционных ожиданий сравним его динамику с динамикой индикаторов-аналогов. Полученный высокочастотный индикатор плохо сопоставим с индикаторами инфляционных ожиданий, рассчитываемыми на основе биржевых показателей, так как он в большей степени отражает инфляционные ожидания широких слоев населения, в то время как индикаторы на основе биржевого подхода направлены на выявление ожиданий участников финансового рынка. Конечно, их соотношение может сказать об общих тенденциях инфляционных ожиданий в российской экономике, но плохо подходит для проверки релевантности высокочастотного индикатора на основе больших данных.

Подходящим для проверки релевантности индикатором-аналогом, несмотря на описанные в параграфе 1.1 недостатки, служат инфляционные ожидания, измеренные на основе опросов населения. Для сопоставления показателей возьмем медианный индикатор инфляционных ожиданий ФОМ. Этот индикатор так же, как и индикатор, построенный

на основе больших данных, выявляет инфляционные ожидания населения, поэтому подходит для оценки релевантности искомого индикатора. В силу того, что индикатор ФОМ публикуется с ежемесячной частотой, рассчитанный высокочастотный индикатор инфляционных ожиданий необходимо агрегировать до месячных показателей с помощью усреднения ежедневных показателей в течение месяца.



Источник: рассчитано автором по данным Банка России.

Рис. 4. График динамики Big Data индикатора и индикатора инфляционных ожиданий на основе опросов ФОМ

Как видно из рис. 4, в период с сентября 2021 г. по январь 2022 г. построенный автором индикатор хорошо сопоставим с индикатором инфляционных ожиданий ФОМ и в своей динамике опережает индикатор-аналог на один месяц. Однако в феврале 2022 г. Big Data индикатор не демонстрирует опережающего роста и продолжает свое падение. В марте 2022 г. оба индикатора совместно достигают своего глобального максимума за исследуемый период. Резкий рост инфляционных ожиданий населения в марте обусловлен масштабными изменениями в российской экономике на фоне беспрецедентного санкционного давления, вызвавшего резкий рост неопределенности. В этот период появились опасения со стороны населения относительно исчезновения части товаров в результате санкционных ограничений и разрыва логистических цепочек, что привело к возникновению ажиотажного спроса и к увеличению инфляционных ожиданий. Отсутствие опережающего роста Big Data индикатора в феврале связано с тем, что кардинальные изменения в российской экономике начали наблюдаться только в конце февраля и были непредсказуемы на протяжении большей части месяца. Феномен «черного лебедя», проявившийся в конце февраля, привел к резкому увеличению значений обоих индикаторов инфляционных ожиданий в марте. Но уже в апреле оба индикатора

начинают стремительное падение, которое замедляется в мае и приводит к относительной стабилизации индикаторов на уровне ниже докризисных значений в последующие 3 месяца на фоне адаптации российской экономики к новым условиям. В сентябре–октябре наблюдается рост индикаторов, и они совместно достигают максимума в октябре, что связано с усилением геополитической напряженности, вызвавшим новую волну неопределенности. Как видно из графика, Big Data индикатор сильнее отреагировал на новую волну роста инфляционных ожиданий, чем индикатор на основе опросов. В ноябре–декабре 2022 г. оба индикатора вновь показали схожую динамику, снизившись до летних уровней. Таким образом, Big Data индикатор достигает пиковых значений в марте и октябре 2022 г. совместно с индикатором ФОМ, в промежутках демонстрируя динамику, опережающую или отстающую от индикатора-аналога не более чем на 1 месяц.

Выявленная с помощью визуального анализа графиков взаимосвязь динамики двух индикаторов подтверждается и статистически. Как видно из табл. 1, наибольшая корреляция достигается в предположении о синхронной динамике индикаторов. В этом случае наблюдается статистически значимая на уровне 1% корреляция, которая составляет 63,4%.

Таблица 1

Корреляция с учетом различных лагов между временными рядами Big Data индикатора инфляционных ожиданий и индикатора на основе опросов ФОМ

	Лаг, мес.						
	-3	-2	-1	0	1	2	3
Корреляция Big Data индикатора с индикатором ФОМ	-0,002	-0,185	-0,191	0,634	0,426	0,049	-0,027

Источник: рассчитано автором по данным Банка России.

Полученные результаты согласовываются с выводами визуального анализа, демонстрируя значительную связь между индикаторами и подтверждая релевантность Big Data индикатора цели измерения инфляционных ожиданий.

2.1. Формирование инфляционных ожиданий населения

В экономической науке существуют две базовые теории, объясняющие формирование инфляционных ожиданий: концепция адаптивных ожиданий и концепция рациональных ожиданий. Однако в настоящее время эмпирические результаты все больше подтверж-

дают наличие смешанного характера формирования инфляционных ожиданий, в том числе на российских данных. Концепция рациональных ожиданий предполагает их формирование на основе всей доступной информации и учитывает влияние различных факторов. Но наличие информационного арбитража ведет к частичному нарушению рациональности ожиданий населения.

В исследовании Кэрролла [11] на основе анализа эмпирических данных выявлено, что формирование инфляционных ожиданий широких слоев населения в значительной мере происходит под воздействием мнений экспертов, представленных в СМИ. В работе Ларсена [15] на основе анализа больших объемов данных с использованием методов машинного обучения подтверждается влияние новостей СМИ на инфляционные ожидания. Исходя из концепции рациональной невнимательности, на российских данных была предпринята попытка рассмотрения негативных новостей в предположении, что население обращает на них особое внимание. В результате было подтверждено влияние негативных новостей на формирование инфляционных ожиданий российского населения [4]. В связи с этим можно отметить, что в современном мире формирование инфляционных ожиданий населения во многом происходит через призму новостей и мнений экспертов, ожидания которых хорошо описываются концепцией рациональных ожиданий. Таким образом, на инфляционные ожидания российского населения оказывает влияние целая совокупность факторов.

2.2. Определение факторов, с которыми население связывает инфляционные ожидания

Предполагается, что население связывает инфляционные ожидания с факторами, упоминаемыми интернет-пользователями в текстах комментариев совместно с ожиданиями роста цен. Опираясь на экономическую теорию, проведя выборочный анализ текстов тематических комментариев, а также учитывая результаты ответов респондентов на открытый вопрос ФОМ: «Почему Вы думаете, что цены вырастут сильно?», был составлен список факторов, потенциально влияющих на инфляционные ожидания российского населения в исследуемый период. Этот список включает следующие семь факторов: санкции, цены на энергоресурсы, валютный курс, денежно-кредитную политику, доходы, налоги и тарифы, неопределенность. В данном параграфе будет проверена гипотеза о потенциальном вкладе этих семи факторов в формирование инфляционных ожиданий российского населения. Для проверки этой гипотезы была построена система из семи индикаторов относительной упоминаемости потенциаль-

ных факторов в контексте инфляционных ожиданий по методике И.О. Голощаповой [1].

Индикатор упоминаемости фактора в контексте инфляционных ожиданий рассчитывается как отношение числа тематических комментариев, содержащих упоминание данного фактора к сумме числа выделенных факторов, содержащихся в комментарии, по всем тематическим комментариям за данный промежуток времени. То есть каждый комментарий участвует в сумме из знаменателя столько раз, сколько различных потенциальных факторов, влияющих на инфляционные ожидания, содержится в нем. Согласно методологии, один и тот же комментарий может быть отнесен к различным факторам. Наличие упоминания фактора в комментарии определяется с использованием регулярных выражений на основе индивидуальных правил, составленных для каждого фактора, потенциально влияющего на инфляционные ожидания (см. табл. 2).

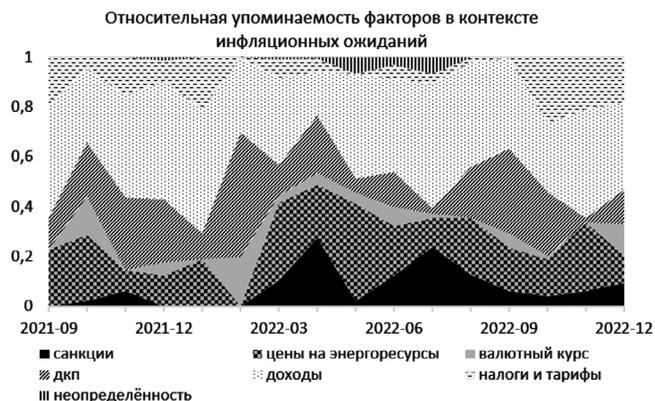
Таблица 2

Перечень факторов, влияющих на инфляционные ожидания, и правил отбора тематических комментариев

Фактор	Правило отбора
Санкции	[«санкц»]
Цены на энергоресурсы	[«нефт» «газ» «опек» «баррель»]
Валютный курс	[«курс» «укреп» «ослаб»] & [«валют» «рубл» «евро» «доллар»]
Денежно-кредитная политика	[«ключ» «ставк» «цб» «рефинанс» «репо» «дкп» «денежно-кредитн» «центробанк»]
Доходы	[«заработ» «зарп» «зп» «з/п» «пенс» «доход»]
Налоги и тарифы	[«налог» «ндс» «ндфл» «тариф»]
Неопределенность	[«неопред» «непонят» «нестабильн» «неуверен» «неизв» «непредск» «неустойч» «неясн»]

Источник: составлено автором.

На основе сформированных правил отбора была построена система из семи высокочастотных индикаторов относительной упоминаемости выделенных факторов в контексте инфляционных ожиданий. Результаты расчетов отражены на графике (см. рис. 5), из которого видно, что все семь выделенных факторов вносят значимый вклад в формирование инфляционных ожиданий российского населения в исследуемый период, что подтверждает сформулированную гипотезу.



Источник: расчеты автора.

Рис. 5. Факторы, с которыми население связывает инфляционные ожидания

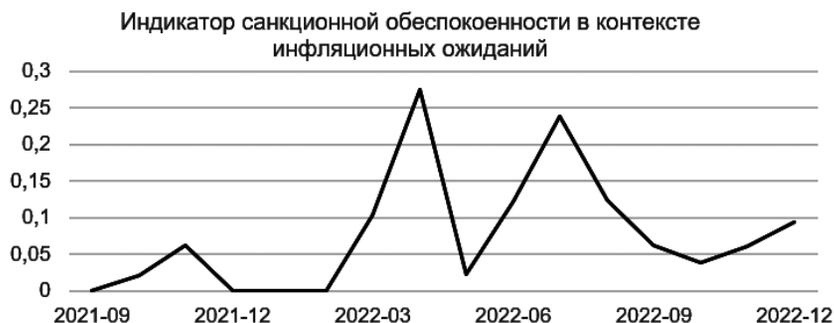
Как видно из графика (см. рис. 5), в течение исследуемого периода меняется роль различных факторов в формировании инфляционных ожиданий российского населения, что во многом связано с изменениями внешних условий и новостного потока.

2.3. Анализ относительной упоминаемости санкций в контексте инфляционных ожиданий

Так как целью работы является исследование влияния санкций на инфляционные ожидания российского населения, то особый интерес в построенной системе из семи факторных индикаторов представляет индикатор упоминаемости санкций в контексте инфляционных ожиданий. Поэтому дальнейший анализ будет сконцентрирован на одном из семи построенных в предыдущем параграфе факторных индикаторов, а именно на индикаторе упоминаемости санкций в контексте инфляционных ожиданий.

Как видно из графика индикатора упоминаемости санкций в контексте инфляционных ожиданий с ежемесячной частотой (см. рис. 6), в феврале 2022 г. еще не наблюдался рост индикатора, несмотря на введение первых трех пакетов антироссийских санкций в конце февраля.

В это время население стало больше связывать инфляционные ожидания с такими факторами, как проводимая денежно-кредитная политика и валютный курс, что видно из роста индикаторов относительной упоминаемости денежно-кредитной политики и валютного курса в контексте инфляционных ожиданий (см. рис. 5). Отсутствие роста индикатора упоминаемости санкций в контексте инфляционных ожиданий в феврале объясняется, во-первых, феноменом «черного лебедя», проявившимся только в конце месяца, а, во-вторых, пер-



Источник: расчеты автора.

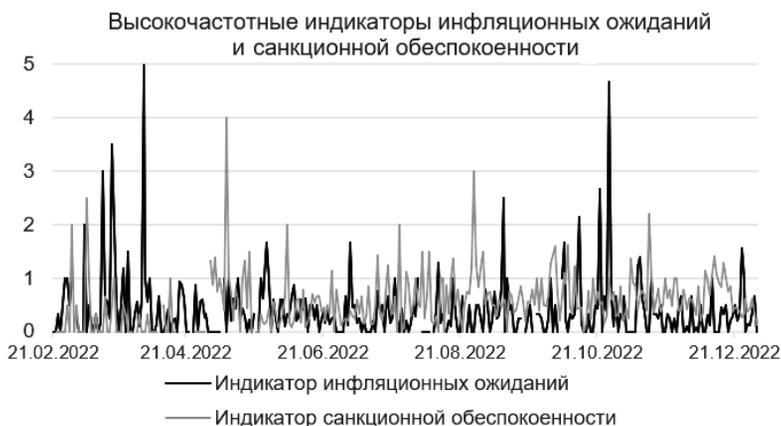
Рис. 6. График индикатора упоминаемости санкций в контексте инфляционных ожиданий с ежемесячной частотой

воначальной обеспокоенностью населения его последствиями – ослаблением курса рубля и повышением ключевой ставки до 20% годовых.

Население начинает связывать инфляционные ожидания непосредственно с санкциями только в марте 2022 г., что отражено в начавшемся росте индикатора упоминаемости санкций в контексте инфляционных ожиданий, который достигает своего пика в апреле 2022 г., когда были введены уже пять пакетов антироссийских санкций. В мае индикатор упоминаемости санкций в контексте инфляционных ожиданий демонстрирует значительное падение, которое совпадает со снижением инфляционных ожиданий населения на фоне адаптации российской экономики к масштабным ограничениям. Снижение относительной упоминаемости санкций в контексте инфляционных ожиданий связано с увеличением степени соотношения населением инфляционных ожиданий с другими факторами – с доходами и ценами на энергоресурсы, что видно из роста индикаторов упоминаемости соответствующих факторов в контексте инфляционных ожиданий (см. рис. 5). Увеличение упоминаемости цен на энергоресурсы в контексте инфляционных ожиданий в мае связано с обсуждением введения эмбарго на российскую нефть со стороны Евросоюза. В летний период Big Data индикатор инфляционных ожиданий стабилизировался на уровне ниже докризисных значений, но на фоне введения шестого и седьмого пакетов санкций обеспокоенность ими со стороны населения вновь начала расти, достигнув пика в июле. Исходя из динамики индикатора, видно, что население в некоторой степени связывало инфляционные ожидания с санкциями и в конце 2021 г. Это объясняется тем, что Россия подвергалась санкционному давлению, начиная с 2014 г. На протяжении периода с 2014 по 2021 г. антироссийские санкции расширялись и продлевались, но по своему масштабу оставались несопоставимыми с беспрецедентными санкциями 2022 г.

2.4. Анализ влияния санкций на инфляционные ожидания российского населения

Для анализа влияния санкций на инфляционные ожидания российского населения был построен высокочастотный индикатор санкционной обеспокоенности. Данный индикатор отражает интенсивность обсуждения тематики санкций среди населения. Методика построения этого индикатора схожа с методикой построения высокочастотного индикатора инфляционных ожиданий. Вначале были выделены посты, соответствующие тематике санкций и опубликованные 10 крупными российскими СМИ на официальных страницах в сети ВКонтакте. Отбор происходил по принципу наличия в тексте постов ключевых слов с основой «санкции». Затем с помощью написанной автором программы на Python были собраны комментарии к выделенным постам, среди которых на основе регулярных выражений были выделены комментарии, содержащие упоминание санкций. Индикатор санкционной обеспокоенности был рассчитан как отношение числа тематических комментариев, соответствующих тематике санкций, к числу тематических новостных постов, содержащих упоминание санкций. С целью оценки влияния санкций на инфляционные ожидания российского населения был проведен тест Грейнджера для высокочастотных временных рядов индикаторов санкционной обеспокоенности и инфляционных ожиданий (см. рис. 7).



Источник: расчеты автора.

Рис. 7. Высокочастотные индикаторы инфляционных ожиданий и санкционной обеспокоенности

По результатам проведенного теста Грейнджера на уровне значимости 10% санкционная обеспокоенность оказалась причиной по Грейнджеру для инфляционных ожиданий.

Заключение

Таким образом, оказываемое санкционное давление на российскую экономику ведет к необходимости повышения эффективности проводимой экономической политики посредством применения инновационных подходов для измерения инфляционных ожиданий на высокочастотном уровне в режиме реального времени. Рассмотренный в статье высокочастотный способ оценки инфляционных ожиданий на основе больших данных подтвердил свою релевантность и эффективность в условиях санкционного давления, а также доказал значимый вклад санкций в формирование инфляционных ожиданий населения в исследуемый период. С помощью построенных высокочастотных индикаторов на уровне значимости 10% установлено, что санкционная обеспокоенность является причиной по Грейнджеру для инфляционных ожиданий российского населения. Тем самым данное исследование продемонстрировало перспективность высокочастотных подходов к измерению экономических показателей на основе больших данных в условиях санкций.

ЛИТЕРАТУРА

1. Голощапова И.О. Разработка методики построения высокочастотных индикаторов экономических ожиданий населения на основе больших данных (на примере инфляционных ожиданий) // Автореф. дисс. ...канд. экон. наук. М., 2018.
2. Голощапова И.О., Андреев М.Л. Оценка инфляционных ожиданий российского населения методами машинного обучения // Вопросы экономики. 2017. № 6. С. 71–93.
3. Жемков М.И., Кузнецова О.С. Измерение инфляционных ожиданий участников финансового рынка в России // Вопросы экономики. 2017. № 10. С. 111–122.
4. Евстигнеева А., Карпов Д. Влияние негативных новостей на восприятие инфляции населением // Серия докладов об экономических исследованиях Банка России. 2023. № 111.
5. Angelico C., Marucci J., Miccoli M., Quarta F. Can we measure inflation expectations using Twitter? // Journal of Econometrics. 2022. Vol. 228. Iss. 2. Pp. 259–277.
6. Aromí J.D., Llada M. Forecasting inflation with twitter // Asociación Argentina de Economía Política. 2020. № 43080.
7. Askitas N., Zimmerman K. Google econometrics and unemployment forecasting // Applied Economics Quarterly. 2009. Vol. 55. Iss. 2. Pp. 107–120.
8. Bauer M.D. Inflation Expectations and the News // International Journal of Central Banking. 2015. Vol. 11. Iss. 2. Pp. 1–40.
9. Berk J.M. Measuring inflation expectations: a survey data approach // Applied Economics. 1999. Vol. 31. Iss. 11. Pp. 1467–1480.
10. Bernanke B. What policymakers can learn from asset prices // Speech before the Investment Analyst Society of Chicago, 2004. April 15.
11. Carroll C.D. Macroeconomic Expectations of Households and Professional Forecasters // Quarterly Journal of Economics. 2003. Vol. 118. Iss. 1. Pp. 269–298.

12. *Choi, H., Varian H.* Predicting the present with Google Trends // Technical Report, Google Inc, 2009.
13. *D'Amuri F.* Predicting unemployment in short samples with internet job search query data // MPRA Paper 18403, 2009.
14. *Guzman G.* Internet Search Behavior as an Economic Forecasting Tool: The Case of Inflation Expectations // The Journal of Economic and Social Measurement. 2011. No. 3. Vol. 36.
15. *Larsen V.H., Thorsrud L.A., Zhulanova J.* News-driven Inflation Expectations and Information Rigidities // Journal of Monetary Economics. 2020. Vol. 117. Pp. 507–520.

REFERENCES

1. *Goloshchapova I.O.* Development of a methodology for constructing high-frequency indicators of economic expectations of the population based on big data (on the example of inflation expectations) // Autoref. diss.... candidate of Economic Sciences. M., 2018. (In Russ.)
2. *Goloshchapova I., Andreev M.* Measuring inflation expectations of the Russian population with the help of machine learning // Voprosy Ekonomiki. 2017. № 6. P. 71–93. (In Russ.)
3. *Zhemkov M., Kuznetsova O.* Measuring inflation expectations in Russia using stock market data // Voprosy Ekonomiki. 2017. № 10. P. 111–122. (In Russ.)
4. *Evstigneeva A., Karpov D.* The Impact of Negative News on Public Perception of Inflation // Bank of Russia Working Paper Series. 2023. No. 111. (In Russ.)
5. *Angelico C., Marucci J., Miccoli M., Quarta F.* Can we measure inflation expectations using Twitter? // Journal of Econometrics. 2022. Vol. 228. Iss. 2. Pp. 259–277.
6. *Aromí J.D., Llada M.* Forecasting inflation with twitter // Asociación Argentina de Economía Política. 2020. № 43080.
7. *Askitas, N., Zimmerman, K.* Google econometrics and unemployment forecasting // Applied Economics Quarterly. 2009. Vol. 55. Iss. 2. Pp. 107–120.
8. *Bauer M.D.* Inflation Expectations and the News // International Journal of Central Banking. 2015. Vol. 11. Iss. 2. Pp. 1–40.
9. *Berk J.M.* Measuring inflation expectations: a survey data approach // Applied Economics. 1999. Vol. 31. Iss. 11. Pp. 1467–1480.
10. *Bernanke B.* What policymakers can learn from asset prices // Speech before the Investment Analyst Society of Chicago. 2004. April 15.
11. *Caroll C.D.* Macroeconomic Expectations of Households and Professional Forecasters // Quarterly Journal of Economics. 2003. Vol. 118. Iss. 1. Pp. 269–298.
12. *Choi, H., Varian, H.* Predicting the present with Google Trends // Technical Report, Google Inc, 2009.
13. *D'Amuri F.* Predicting unemployment in short samples with internet job search query data // MPRA Paper 18403, 2009.
14. *Guzman G.* Internet Search Behavior as an Economic Forecasting Tool: The Case of Inflation Expectations // The Journal of Economic and Social Measurement. 2011. Vol. 36. No. 3.
15. *Larsen V.H., Thorsrud L. A., Zhulanova J.* News-driven Inflation Expectations and Information Rigidities // Journal of Monetary Economics. 2020. Vol. 117. Pp. 507–520.

Дата поступления рукописи: 30.06.2023 г.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Матевосова Анастасия Михайловна – студент бакалавриата экономического факультета МГУ имени М.В. Ломоносова, старший лаборант Центра исследований международной макроэкономики и внешнеэкономических связей ФГБУН Институт экономики РАН, Москва, Россия
nastya.m.2003@yandex.ru

ABOUT THE AUTHOR

Anastasia M. Matevosova – student of the Faculty of Economics of Moscow State University named after M.V. Lomonosov, senior laboratory assistant at the Institute of Economics of the Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia
nastya.m.2003@yandex.ru

RUSSIANS' INFLATION EXPECTATIONS UNDER SANCTIONS: BIG DATA RESEARCH

In 2022, Russian economy faced unprecedented sanctions pressure from the Western countries. Against this background, the government and the Central Bank need to constantly monitor the economic situation in the Russian Federation in order to take timely and effective measures. A high-frequency indicator of inflation expectations based on big data can help in solving this problem. The author identifies significant shortcomings of the existing approaches to the assessment of inflation expectations that make the possibility of their application under sanctions questionable. Based on the developed high-frequency indicators of inflation expectations, sanctions concern and the frequency of sanctions mentioning in the context of inflation expectations, she analyzes the impact of sanctions on the inflation expectations of the Russian population. The method of assessing inflation expectations based on big data has proved effective under sanctions and demonstrated the impact of sanctions on forming inflation expectations of the Russian population.

Keywords: *sanctions, inflation expectations, high-frequency indicator, inflation.*

JEL: F51, E31, D84, C55, C82.