



Lomonosov Moscow State University

Moscow, Russian Federation

<http://www.econ.msu.ru>

Preprint series of the economic department 009/2023

Исследование инфляционных ожиданий российского населения в условиях санкций на основе больших данных

Аннотация

В 2022 году российская экономика столкнулась с беспрецедентным санкционным давлением со стороны коллективного Запада. В таких условиях Правительству и ЦБ необходимо осуществлять постоянный мониторинг экономической ситуации в РФ для принятия своевременных и эффективных мер. В решении данной задачи может помочь высокочастотный индикатор инфляционных ожиданий на основе больших данных. В работе продемонстрированы существенные недостатки, ведущие к неприменимости существующих распространённых подходов к оценке инфляционных ожиданий в условиях санкций. На основе построенных высокочастотных индикаторов инфляционных ожиданий, вклада санкций в формирование инфляционных ожиданий и санкционной обеспокоенности проанализировано влияние санкций на инфляционные ожидания российского населения. Приведённый в статье способ оценки инфляционных ожиданий на основе больших данных подтвердил свою эффективность в условиях санкций. Данный способ доказал влияние санкций на формирование инфляционных ожиданий российского населения.

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

JEL: F51, E31, D84, C55, C82

The research of Russian's inflation expectations under sanctions based on big data

Annotation

In 2022, Russian economy faced unprecedented sanctions pressure from the collective West. 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 the solution of this problem. The article presents significant shortcomings leading to the inapplicability of existing common approaches to the assessment of inflation expectations under sanctions. Based on the constructed high-frequency indicators of inflation expectations, contribution of sanctions to the formation of inflation expectations and sanctions concerns, the impact of sanctions on the inflation expectations of Russian population is analyzed. The method of the assessment inflation expectations based on big data has confirmed its effectiveness in the conditions of sanctions. This method proved the impact of sanctions on the formation of inflation expectations of the Russian population.

Key words: sanctions, inflation expectations, high-frequency indicator, inflation.

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 неопределённости. Для принятия эффективных мер по преодолению антироссийских санкций регулирующим органам РФ необходимо контролировать их влияние на экономику и ожидания населения. Помимо контроля текущей экономической ситуации необходимо оценивать перспективы по преодолению санкций российской экономикой. В решении данной задачи Правительству и ЦБ 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. Фирмы и домохозяйства принимают решения на основе своих ожиданий относительно динамики цен в будущем, определяя таким образом объёмы

производства и инвестиций, потребления и сбережений. Инфляционные ожидания играют значимую роль в формировании составляющих основного макроэкономического тождества, спроса и предложения, уровня выпуска и цен в экономике. Инфляционные ожидания - важный фактор, влияющий не только на уровень инфляции, но и на реальные показатели посредством решения экономических агентов. Данный показатель является важным ориентиром для ЦБ при проведении денежно-кредитной политики и достижения цели по инфляции.

Основная проблема использования показателя инфляционных ожиданий при анализе экономической ситуации – корректность и частотность его измерения. Банк России осуществляет оценку инфляционных ожиданий на основе ежемесячных опросов ФОМ, что не позволяет измерять инфляционные ожидания чаще одного раза в месяц. Однако в условиях санкционного давления на российскую экономику необходим постоянный контроль за инфляционными ожиданиями населения, который позволил бы регулятору принимать своевременные решения. Другой распространённый способ оценки инфляционных ожиданий, основанный на биржевых показателях, обладающих высокой частотностью, тоже имеет свои недостатки. Степень корректности результатов данного метода существенно снизилась после введения антироссийских санкций. Приостановка торгов, вынужденные регуляторные ограничения на бирже, сильные структурные изменения всего российского финансового рынка под влиянием санкций привели к тому, что динамика биржевых показателей может существенно отличаться от динамики инфляционных ожиданий населения и не позволяет проследить влияние санкций на них. Описанные существенные недостатки применения двух основных подходов к оценке инфляционных ожиданий заставляют искать новые подходы к измерению инфляционных ожиданий в России в настоящее время.

Распространение технологий текстовой обработки больших данных и машинного обучения открывают новые возможности для оценки инфляционных ожиданий с использованием инновационных методов. 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.

Объектом исследования являются инфляционные ожидания российского населения за сентябрь 2021 – декабрь 2022 года. Предметом исследования – высокочастотный

индикатор инфляционных ожиданий российского населения, построенный на основе методов текстовой обработки больших данных.

Целью исследования является изучение влияния санкций на инфляционные ожидания российского населения на основе больших данных.

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 Голощаповой И. О. [Голощапова, 2018].
3. Построены индикаторы влияния санкций на инфляционные ожидания российского населения и санкционной обеспокоенности, на основе которых проанализировано влияние санкций на объект исследования.

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

В настоящее время самый распространённый способ оценки инфляционных ожиданий опирается на результаты социологических опросов. Данный подход впервые был реализован Мичиганским университетом США во второй половине XX века, а сейчас он используется центральными банками во многих странах мира, в том числе и Банком России. Начиная с 2009 года, Фонд «Общественное мнение» проводит ежемесячные опросы населения по заказу Банка России с целью выявления инфляционных ожиданий и потребительских настроений российского населения. Важными преимуществами данного подхода является 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, формируемые домохозяйствами, но также инфляционные ожидания фирм и аналитиков с помощью отдельных опросов, которые также проводятся Банком России. Но данный подход имеет ряд существенных недостатков:

1. *Чувствительность результатов к формулировке вопросов, особенностям выборки и условиям проведения опроса.* Результаты социологических опросов подвержены эффекту фрейминга.
2. *Проблема квантификации и неустойчивости к способам расчёта.* Для выявления инфляционных ожиданий в анкетах используются как качественные, так и количественные вопросы. Но оба типа вопросов 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 расчётах осложняется проблемой квантификации. В своих расчётах Банк России применяет вероятностный метод квантификации [Berk, 1999], недостатком которого является наличие априорного распределения ожиданий.
3. *Большие организационные издержки.* Опросы проводятся по месту жительства в режиме личного интервью и затрагивают 100 населённых пунктов в 43 субъектах РФ. В каждом ежемесячном опросе участвуют 2000 человек, при этом выборки респондентов могут пересекаться не более одного раза в полгода. Внесение в базу ответов респондентов и проверка корректности также требуют дополнительных ресурсов. Таким образом, поддержание репрезентативности выборки и корректности полученных данных в рамках этого подхода требует больших финансовых затрат.
4. *Низкая частотность измерения инфляционных ожиданий.* Как уже было описано выше процедура организации такого исследования является довольно сложной и многоэтапной. Сбор и обработка данных для расчёта индикатора занимают длительное время, что делает практически невозможным публикацию результатов чаще одного раза в месяц и ведёт 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, в результате чего сложно выделить вклад каждого отдельного

события. В текущих условиях постоянного давления на российскую экономику и введения всё 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 распространённый 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 ЕЦБ и заключается в использовании инфляционных свопов. Альтернативный способ применения биржевого подхода основан на оценке вменённой инфляции. Расчёт вменённой инфляции основан на разнице между номинальной и реальной кривой доходности [Bernanke, 2004], в основном для этих целей используются облигации федерального займа. Успешным примером использования такого подхода служит исследование Жемкова М. И., Кузнецовой О. С., в котором рассматривается разница доходностей номинальной и индексируемой на инфляцию ОФЗ [Жемков, Кузнецова, 2017]. 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 обычных домохозяйств и фирм, не являющихся участниками финансового рынка.* Также на результаты оценок влияют предпочтения инвесторов.
2. *Не учитывается лаг в индексации облигаций,* в результате чего доходность облигаций, индексируемых на инфляцию, не отражает реальную доходность облигаций.
3. *Необходимость исключения влияния рисков и системных сдвигов в конъюнктуре финансового рынка при расчёте инфляционных ожиданий.* В настоящее время выявление чистого вклада инфляционных ожиданий осложнено турбулентностью на финансовых рынках. Приостановка торгов на фондовой бирже весной 2022 года, 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 неопределённость приводят к

некорректности применения биржевого подхода для оценки инфляционных ожиданий.

Существенные в условиях санкционного давления недостатки наиболее распространённых подходов по оценке инфляционных ожиданий, ведут к необходимости поиска новых способов оценки инфляционных ожиданий, не обладающих ключевыми недостатками первых двух подходов. Такими способами являются методики оценки инфляционных ожиданий на основе анализа больших данных. Эти подходы обладают следующими ключевыми преимуществами: высокой частотностью расчётов в режиме реального времени при сохранении низких издержек осуществления расчётов, а также возможностью выявления внешних эффектов, влияющих на динамику инфляционных ожиданий. Репрезентативность в подходах на основе анализа больших данных увеличивается за счёт распространения сети Интернет в последние десятилетия и уже является довольно высокой.

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

- 1. Высокая частотность и возможность обновления результатов в режиме реального времени;*
- 2. Низкие издержки осуществления расчётов;*
- 3. Репрезентативность в результате широкого охвата аудитории;*
- 4. Возможность пересчёта показателей в случае корректировки правил.*

Эффективность подходов на основе данных сети Интернет объясняется значительным влиянием экономических новостей на формирование инфляционных ожиданий населения [Bauer, 2015].

Характерно, что серьёзным толчком к проведению исследований в этой области послужил мировой экономический кризис, начавшийся в 2008 году. Кризис требовал получения оперативной информации об экономических показателях для своевременной реакции регулятора и тем самым выявил существенные недостатки существующих подходов к оценке некоторых экономических показателей. Низкая частотность измерения таких показателей, как безработица, экономическая активность и различных видов 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 таких показателей. Первые исследования в области высокочастотных измерений

экономических показателей на основе данных сети Интернет были опубликованы в 2009-2010 годах и оценивали на основе данных запросов в поисковой системе Google текущий уровень безработицы [Askitas, Zimmerman, 2009; D'Amuri, 2009], или экономической активности [Choi, Varian, 2009]. Одним из первых примеров использования больших данных при оценке инфляционных ожиданий является исследование Гузман, основанное на статистике поисковых запросов слова «инфляция» по данным Google Trends [Guzman, 2011]. 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 [Aromí, Llada, 2020], Италии [Angelico, Marcucci, Miccoli, Quarta, 2021] с использованием данных распространённой в тех регионах мира социальной сети Twitter.

Одной из первых публикаций в этой области является работа российских исследователей: Голощаповой И. О. и Андреева М. Л. [Голощапова, Андреев, 2017]. В своей диссертации Ирина Олеговна предложила общую методику построения высокочастотных индикаторов экономических ожиданий населения для разных областей экономических ожиданий на основе анализа больших объёмов текстовых данных [Голощапова, 2018]. Сама методика основана на подсчёте 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 Голощаповой И. О. будет рассмотрена в параграфе 1.2 при построении высокочастотного индикатора инфляционных ожиданий. Кроме общей методики построения индикатора экономических ожиданий населения в работе Голощаповой И. О. предложен алгоритм выявления факторов изменения экономических ожиданий населения. Методика построения высокочастотных показателей вкладов различных факторов на основе анализа частоты их упоминания в текстах тематических комментариев будет подробно рассмотрена и применена мною в параграфе 2.1. 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 в исследовании, была успешно апробирована Голощаповой И. О. посредством построения соответствующего индикатора инфляционных ожиданий российского населения с января 2014 по февраль 2018 г. Моё исследование также подтверждает эффективность данной методологии на основе рассмотрения инфляционных ожиданий российского населения за период с сентября 2021 года по конец 2022 года в условиях беспрецедентного санкционного давления на российскую экономику.

1.2 Построение высокочастотного индикатора инфляционных ожиданий.

В данной статье мною был построен высокочастотный индикатор инфляционных ожиданий по методологии Голощаповой И. О., которая была описана ею в диссертации [Голощапова, 2018] и апробирована в проекте «Big Data Indicators» [Голощапова, Андреев, 2017].

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 выражений. Четвёртый этап включает непосредственный расчёт временного ряда индикатора инфляционных ожиданий на основе полученных на предыдущих этапах данных. Индикатор инфляционных ожиданий в определённый 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 (рис. 1).

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



Источник: расчёты автора

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 происходил по принципу наличия в тексте постов ключевых слов с основой «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 19700 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 мною программы на Python¹, использующей библиотеку request и методы vk api (см. Приложение 1).

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



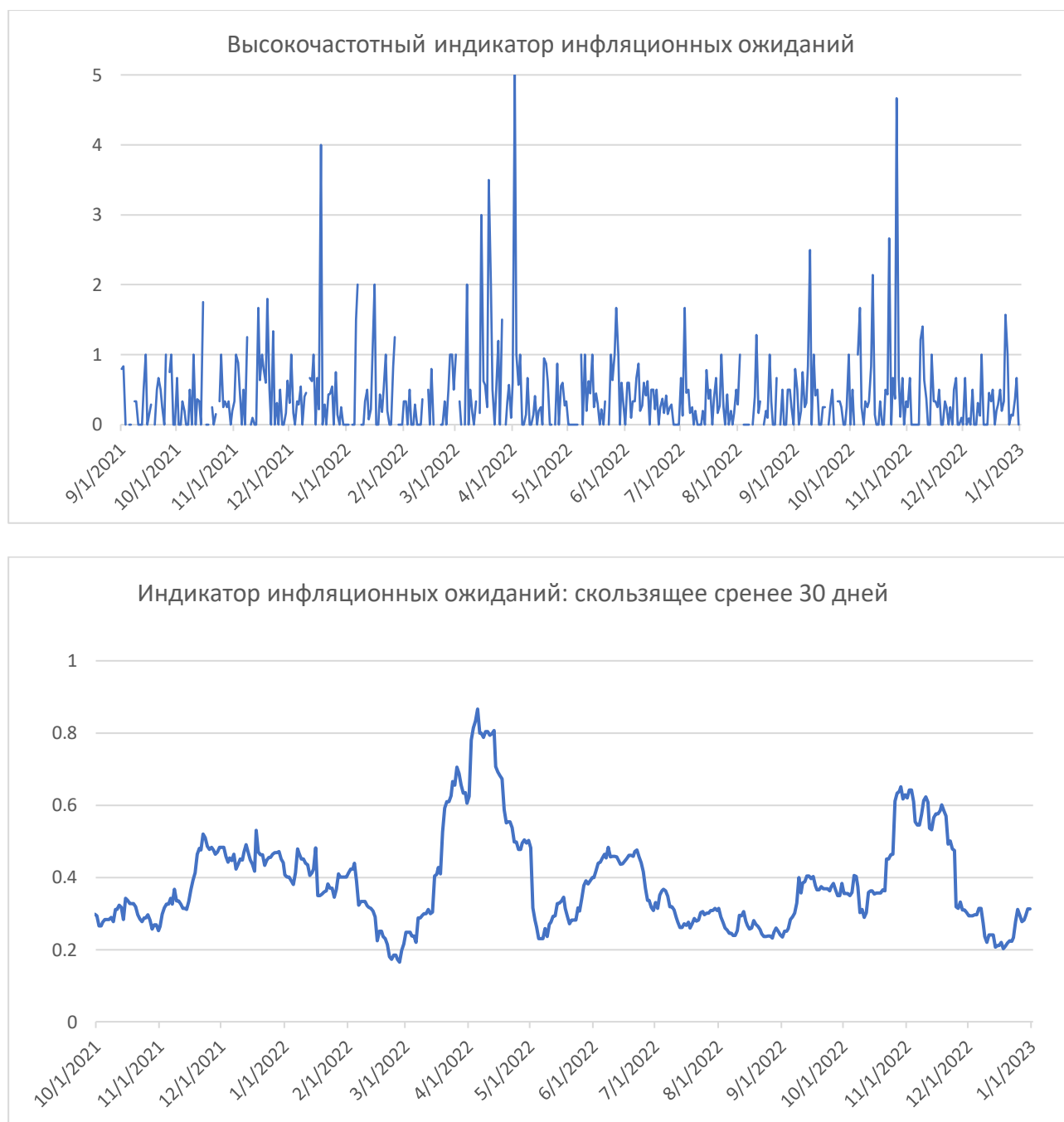
Источник: расчёты автора

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 Голощаповой И. О. [Голощапова, 2018].

Затем с помощью написанной мною на Python программы произведён расчёт Big Data индикатора инфляционных ожиданий с ежедневной частотностью за период с сентября 2021 по декабрь 2022 г. (см. Приложение 2) График полученного индикатора представлен на рис. 3.

¹ 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>

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



Источник: расчёты автора

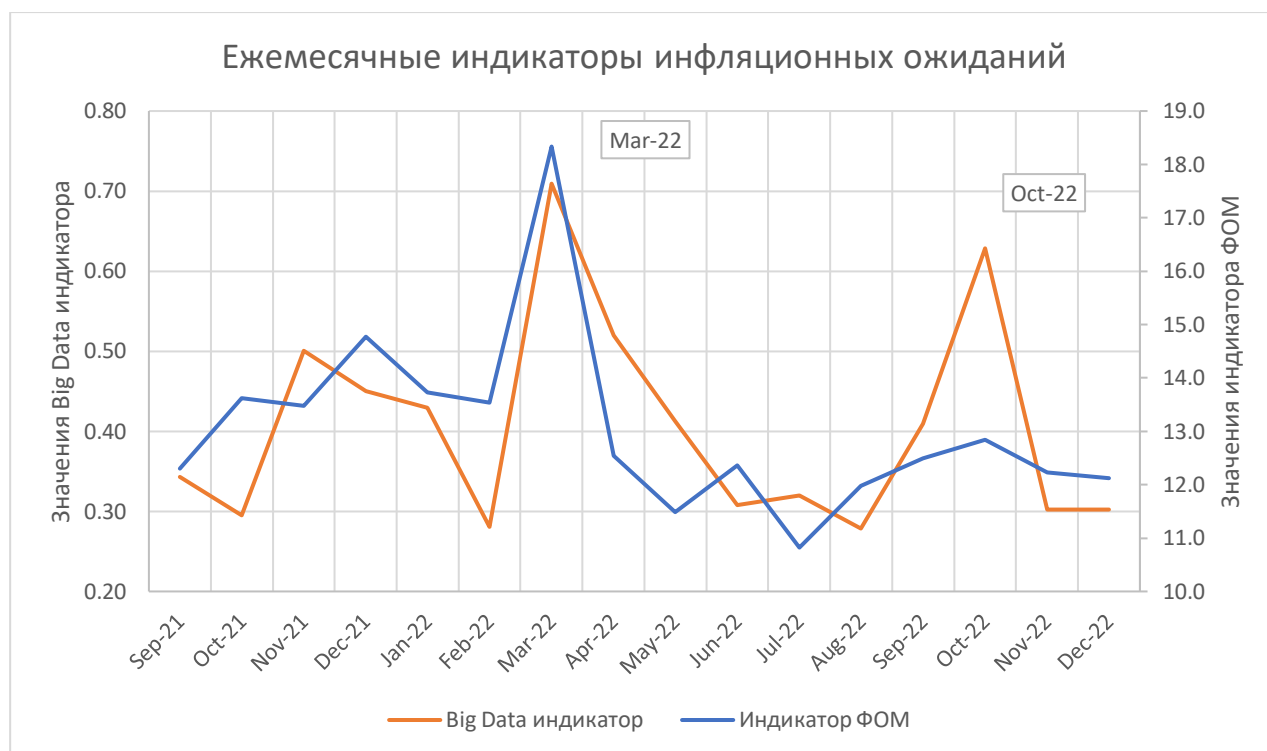
Полученный индикатор отражает инфляционные ожидания российского населения, то есть домохозяйств. Отметим, что инфляционные ожидания в экономике зависят не только от инфляционных ожиданий домохозяйств, свой вклад вносят и другие группы экономических агентов: фирмы, государство, а также экспертное сообщество. Но инфляционные ожидания домохозяйств оказывают значимое влияние на состояние

экономики, так как именно домохозяйства определяют объёмы потребления и сбережений, а также предложение на рынке труда.

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 слоёв населения в то время, как индикаторы на основе биржевого подхода направлены на выявление ожиданий участников финансового рынка. Конечно, их соотнесение 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 разделе 1.1 недостатки, служат инфляционные ожидания, измеренные на основе опросов населения. Для сопоставления показателей возьмём медианный индикатор инфляционных ожиданий ФОМ. Этот индикатор так же, как и построенный нами на основе больших данных, выявляет инфляционные ожидания домохозяйств, поэтому подходит для оценки релевантности искомого индикатора. В силу того, что индикатор ФОМ публикуется с ежемесячной частотой, рассчитанный нами высокочастотный индикатор инфляционных ожиданий необходимо агрегировать до месячных показателей. Будем вычислять значения Big Data индикатора в конкретный месяц с помощью усреднения ежедневных показателей в течение месяца. График получившегося Big Data индикатора инфляционных ожиданий с ежемесячной частотностью представлен на рис. 4 вместе с графиком инфляционных ожиданий, измеренных на основе опросов ФОМ.

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



Источник: расчёты автора на основе данных [Банка России](#)

Как видно из рис. 4 в период с сентября 2021 года по январь 2022 года построенный мною индикатор хорошо сопоставим с индикатором инфляционных ожиданий ФОМ и в своей динамике опережает индикатор-аналог на один месяц. Однако в феврале 2022 года Big Data индикатор не демонстрирует опережающего роста и продолжает своё падение. В марте 2022 года 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 неопределённости. 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 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 «чёрного лебедя», проявившийся в конце февраля, привёл 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 напряжённости, вызвавшим новую волну неопределённости. Как видно из графика, Big Data индикатор сильнее отреагировал на новую волну роста инфляционных ожиданий, чем индикатор на основе опросов. В ноябре-декабре 2022 года оба индикатора вновь показали схожую динамику, снизившись до летних уровней. Таким образом, Big Data индикатор достигает пиковых значений в марте и октябре 2022 года 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 таблицы 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 учётом различных лагов между временными рядами Big Data индикатора инфляционных ожиданий и индикатора на основе опросов ФОМ.

	Лag, 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: расчёты автора на основе данных [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 Построение высокочастотного индикатора вклада санкций в формирование инфляционных ожиданий.

Чтобы оценить влияние санкций на инфляционные ожидания российского населения в разные моменты времени мною построен высокочастотный индикатор вклада санкций в

формирование инфляционных ожиданий по методике Голощаповой И. О. [Голощапова, 2018].

Данный индикатор основан на предположении, что население связывает инфляционные ожидания с факторами, упоминаемыми интернет-пользователями в текстах комментариев совместно с ожиданиями роста цен. Показатель вклада фактора рассчитывается как отношение числа тематических комментариев, содержащих упоминание данного фактора к сумме количеств выделенных факторов, упоминающихся в комментарии, по всем тематическим комментариям за данный промежуток времени. То есть каждый комментарий участвует в сумме из знаменателя столько раз, сколько упоминаний различных потенциальных факторов, влияющих на инфляционные ожидания, содержится в нём. Наличие упоминания фактора в комментарии определяется с использованием регулярных выражений на основе индивидуальных правил, составленных для каждого фактора, потенциально влияющего на инфляционные ожидания (см. таб.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»]
Неопределённость	[«неопред» «непонят» «нестабильн» «неуверен» «неизв» «непредск» «неустойч» «неясн»]

Источник: составлено автором

На основе сформированных правил отбора был построен высокочастотный индикатор вклада санкций в формирование инфляционных ожиданий населения (см. код в Приложении 3). Данный индикатор можно использовать для выявления событий и новостных сообщений, повлиявших на всплеск обсуждаемости санкций в контексте инфляционных ожиданий.

2.2 Анализ вклада санкций в формирование инфляционных ожиданий российского населения.

Для выявления общих тенденций влияния санкций на инфляционные ожидания был построен ежемесячный индикатор вклада санкций с помощью усреднения показателей внутри одного месяца.

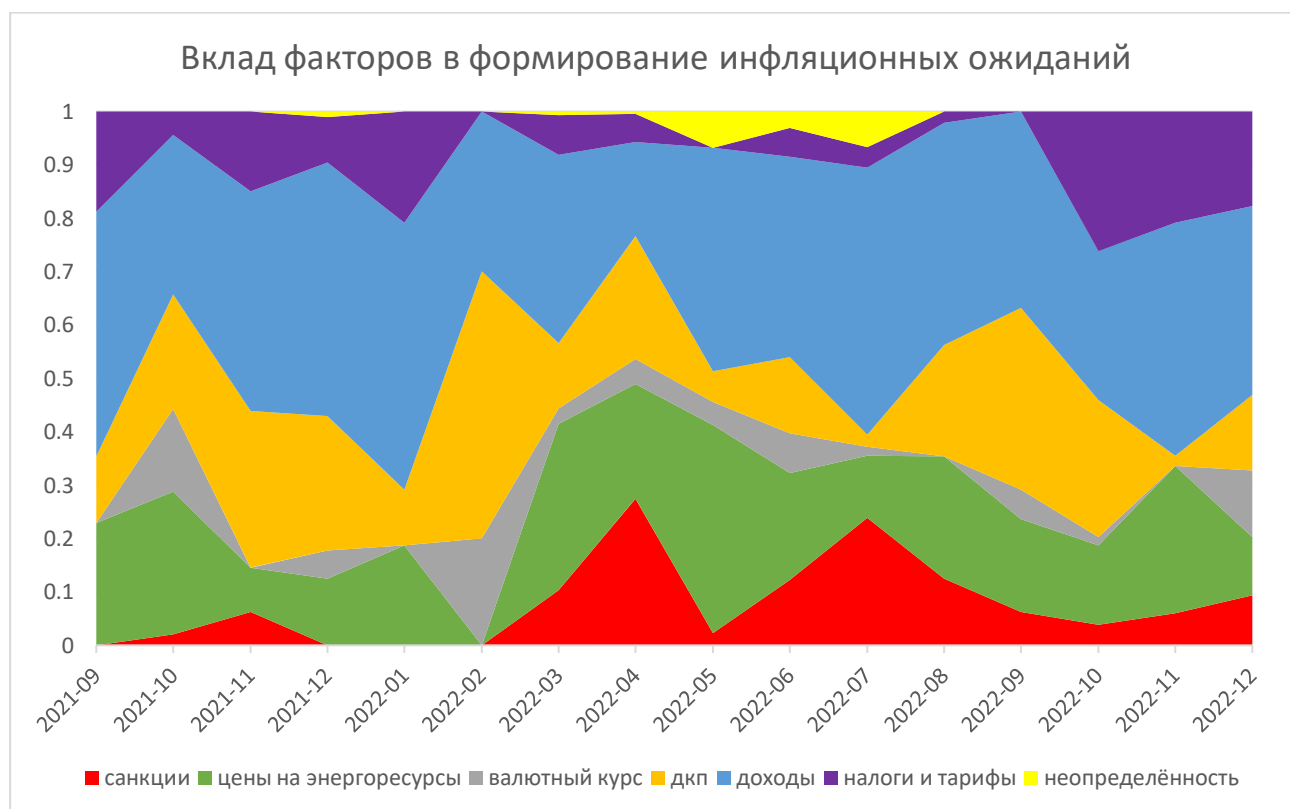
Рисунок 5 График индикатора вклада санкций в формирование инфляционных ожиданий с ежемесячной частотой.



Источник: расчёты автора

Как видно из графика индикатора вклада санкций в формирование инфляционных ожиданий с ежемесячной частотой (рис. 5), в феврале 2022 года ещё не наблюдался рост индикатора, несмотря на введение первых трёх пакетов антироссийских санкций в конце февраля. Такая динамика связана с низкой упоминаемостью инфляционных ожиданий в комментариях на протяжении февраля, которое было вызвано феноменом «чёрного лебедя», произошедшем только в конце месяца, а также первоначальным снижением обсуждаемости инфляции после начала событий в связи с обеспокоенностью населения другими проблемами. Как видно из рис. 6 в феврале наблюдался рост влияния на инфляционные ожидания таких факторов, как проводимая денежно-кредитная политика и валютный курс.

Рисунок 6 Вклад факторов в формирование инфляционных ожиданий российского населения, рассчитанный на основе данных индикаторов.



Источник: расчёты автора

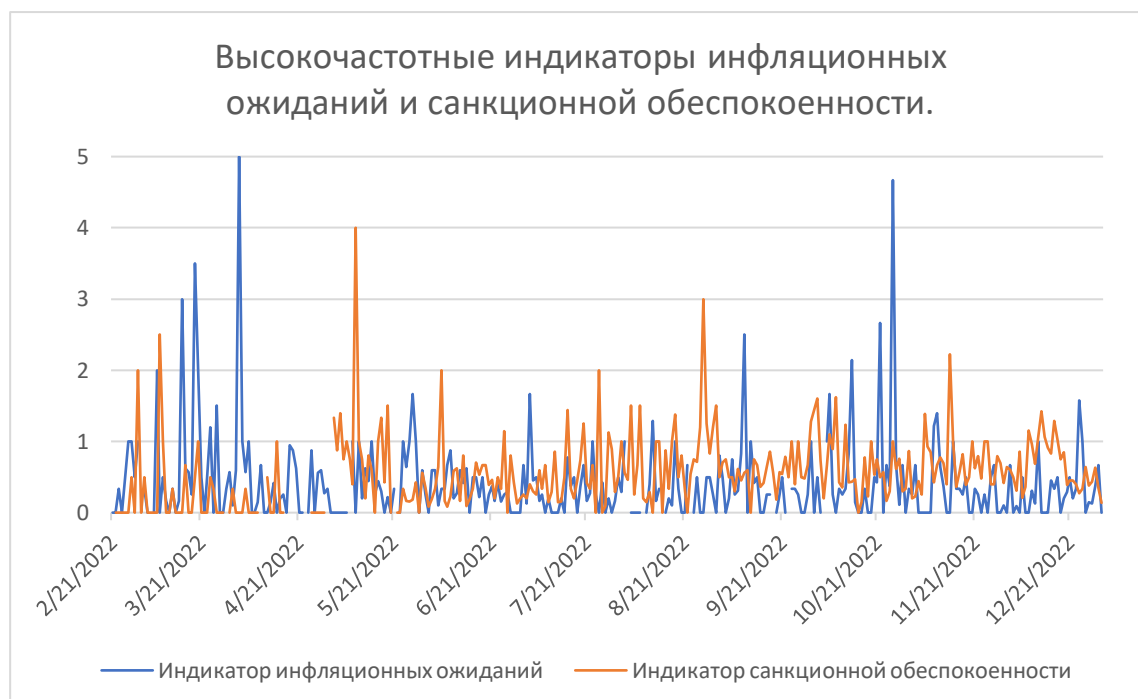
Отсутствие роста индикатора вклада санкций в инфляционные ожидания в феврале объясняется, во-первых, продолжающимся падением Big Data индикатора инфляционных ожиданий с ежемесячной частотой, а во-вторых, первоначальной обеспокоенностью населения общим обострением геополитической ситуации. Конкретизация же аспектов усиления геополитической напряжённости начинает происходить только в марте 2022 года, что отражено в начавшемся росте индикатора вклада санкций в формирование инфляционных ожиданий, который достигает своего пика в апреле 2022 года, когда были введены уже 5 пакетов антироссийских санкций. В мае индикатор вклада санкций в формирование инфляционных ожиданий демонстрирует значительное падение, которое совпадает со снижением инфляционных ожиданий населения на фоне адаптации российской экономики к масштабным ограничениям. Снижение относительного вклада санкций в формирование инфляционных ожиданий связано с увеличением относительного вклада других факторов: доходов и цен на энергоресурсы (рис.6). Увеличение вклада цен на энергоресурсы в формирование 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, их влияние на инфляционные ожидания вновь начало расти, достигнув пика в июле. Отметим, что исходя из динамики индикатора, санкции оказывали влияние на инфляционные ожидания и в конце 2021 года. Это объясняется тем, что Россия подвергалась санкционному давлению, начиная с 2014 года. На протяжении периода с 2014 по 2021 год антироссийские санкции расширялись и продлевались, но по своему масштабу оставались несопоставимыми с беспрецедентными санкциями 2022 года.

2.3 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 мною 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 проведён тест Грейнджера для высокочастотных временных рядов индикаторов санкционной обеспокоенности и инфляционных ожиданий (рис. 7).

Рисунок 7 Высокочастотные индикаторы инфляционных ожиданий и санкционной обеспокоенности.



Источник: расчёты автора

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

Заключение

Таким образом, оказываемое санкционное давление на российскую экономику ведёт 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 эффективность в условиях санкционного давления, а также доказал значимый вклад санкций в формирование инфляционных ожиданий населения в исследуемый период. Тем самым, данное исследование продемонстрировало перспективность высокочастотных подходов к измерению экономических показателей на основе больших данных в условиях санкций.

Библиография

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. Москва, 2018.
2. Голощапова И. О., Андреев М. Л. Оценка инфляционных ожиданий российского населения методами машинного обучения // Вопросы экономики. 2017. №6.
3. Жемков М. И., Кузнецова О. С. Измерение инфляционных ожиданий участников финансового рынка в России // Вопросы экономики. 2017. №10.
4. Методика исследования инфляционных ожиданий и потребительских настроений населения, Банк России.
5. Методика квантификации инфляционных ожиданий населения Банка России, Банк России.
6. Оценка вменённой инфляции из цен на индексируемые на инфляцию облигации, Методологический комментарий, Банк России. 2021.
7. 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.
8. Aromí J.D., Llada M. Forecasting inflation with twitter // Asociación Argentina de Economía Política. 2020. №43080.
9. Askitas, N. and Zimmerman, K., Google econometrics and unemployment forecasting // Applied Economics Quarterly. 2009. Vol. 55 Iss. 2. pp. 107-120.
10. Bauer M.D. Inflation Expectations and the News // International Journal of Central Banking. 2015. Vol. 11. Iss. 2. pp. 1-40.
11. Berk J.M. Measuring inflation expectations: a survey data approach // Applied Economics. 1999. Vol. 31. Iss. 11. pp. 1467-1480.
12. Bernanke B. What policymakers can learn from asset prices // Speech before the Investment Analyst Society of Chicago. 2004. April 15.
13. Choi, H., and Varian, H. Predicting the present with Google Trends // Technical Report, Google Inc. 2009.
14. D'Amuri, F., Predicting unemployment in short samples with internet job search query data // MPRA Paper 18403. 2009.
15. 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.

Приложение 1

Написанная мною программа на Python с использованием методов vk api для парсинга постов и комментариев в социальной сети ВКонтакте на примере официальной страницы Коммерсанта.

```
import requests
import pandas as pd
import time
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')
token="здесь должен быть токен"
group_name="kommersant"
count=100
all_posts= []
all_comments= []
offset=0
while offset<1700:
    req=requests.get('https://api.vk.com/method/wall.search',
        params= {
            'access_token': token,
            'v': 5.131,
            'domain': group_name,
            'owners_only': 1,
            'query': 'инфляци',
            'count': count,
            'offset': offset
        })
    res=req.json()['response']['items']
    offset+=100
    time.sleep(1)
    all_posts.extend(res)
res=req.json()['response']['items']
all_posts.extend(res)
df = pd.json_normalize(all_posts)
df.to_csv('Неочищенные посты Коммерсант.csv', index=False)
df=df[["id", "owner_id", "date", "text", "comments.count"]]
df.rename(columns={'date': 'post_time','text':'post_text'}, inplace=True)
df=df[(df['post_time']>=1630454400) & (df['post_time'] <1675209600)]
owner_id=-23482909
posts_id=list(df[df['comments.count']!=0]['id'])
for post_id in posts_id:
    req=requests.get('https://api.vk.com/method/wall.getComments',
        params= {
            'access_token': token,
            'v': 5.131,
            'owner_id': owner_id,
            'post_id': post_id,
            'count': 100
        })
    time.sleep(1)
    res=req.json()['response']['items']
    all_comments.extend(res)
data = pd.json_normalize(all_comments)
```

```

data.to_csv('Неочищенные комментарии Коммерсант.csv', index=False)
data=data[["post_id", "text", "date", "from_id"]]
data.rename(columns={'date': 'comment_time', 'id': 'comment_id'}, inplace=True)
data=data.dropna()
data['post_id'] = data['post_id'].astype(int)
df.to_csv('kommersant_posts.csv', index=False)
data.to_csv('kommersant_comments.csv', index=False)

```

Приложение 2

Написанная мною программа на Python для расчёта индикатора инфляционных ожиданий с ежедневной частотностью.

```

import pandas as pd
import string
import re
import datetime
import time
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')
df=pd.DataFrame()
df['date_num']=list(range(18871, 19358, 1))
df['date']=pd.date_range('2021-09-01', '2022-12-31')
df=df.set_index('date_num')
df['num_posts']=0
df['num_c_with']=0
df['num_c']=0

def work_with_comments(comments):
    comments['clean_text']="
    comments['keyword_i']=0
    i=0
    for i in range (len(comments)):
        c=0
        s=comments.iloc[i]['text']
        s=str(s)
        s=s.lower()
        for p in string.punctuation:
            if p in s:
                s=s.replace(p, "")
        s=s.replace('\n', ' ')
        comments.loc[i,'clean_text']=s
        c=bool(re.search(r'инфляц|цен', s))*bool(re.search(r'выс|выш|рост|раст', s))
        comments.loc[i,'keyword_i']=comments['keyword_i'][i]+c
    return comments

def work_with_df(posts, comments_res, df):
    i=0
    for i in range(len(posts)):
        if posts['post_time'][i]<1672531200:

```

```

df.loc[posts['post_time'][i]//86400, 'num_posts']=df['num_posts'][posts['post_time'][i]//86400]+1
i=0
for i in range(len(comments)):
    if comments['comment_time'][i]<1672531200:
        df.loc[comments['comment_time'][i]//86400,
'num_c_with']=df['num_c_with'][comments['comment_time'][i]//86400]+comments['keyword_i'][i]
        df.loc[comments['comment_time'][i]//86400,
'num_c']=df['num_c'][comments['comment_time'][i]//86400]+1
    return df

comments=pd.read_csv('kommersant_comments.csv')
posts=pd.read_csv('kommersant_posts.csv')
comments_res=work_with_comments(comments)
df=work_with_df(posts, comments_res, df)

... (предыдущие 4 строки кода применяются ко всем 10 источникам)

df=df[df['date']!='2023-02-01']
df['indicator']=df['num_c_with']/df['num_posts']
df['date_num']=df.index
df=df.set_index('date')
df['date']=df.index
df.to_csv('indicator.csv', index=False)

```

Приложение 3

Написанная мною программа на Python для расчёта индикаторов вклада факторов в формирование инфляционных ожиданий.

```

import pandas as pd
import string
import re
import datetime
import time
import math
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')

factors=['санкции', 'цены на энергоресурсы', 'валютный курс', 'дкп', 'доходы','налоги и тарифы',
'неопределённость']
num_with_f=0

def work_with_comments(comments):
    comments['clean_text']="
    comments['keyword_i']=0
    comments['with_f']=0
    comments['sum_f']=0
    for f in factors:
        comments[f]=0
    i=0
    for i in range (len(comments)):
        c=0
        s=comments.iloc[i]['text']
        s=str(s)

```

```

s=s.lower()
for p in string.punctuation:
    if p in s:
        s=s.replace(p, '')
s=s.replace('\n', ' ')
comments.loc[i,'clean_text']=s
c=bool(re.search(r'инфляц|цен', s))*bool(re.search(r'выс|выш|рост|раст', s))
comments.loc[i,'keyword_i']=comments['keyword_i'][i]+c
i=0
for i in range (len(comments)):
    s=comments.iloc[i]['clean_text']
    s=str(s)
    c=bool(re.search(r'санкц', s))*comments['keyword_i'][i]
    comments.loc[i,'санкции']=comments.iloc[i]['санкции']+c
    comments.loc[i, 'sum_f']=comments.iloc[i]['sum_f']+c

    c=bool(re.search(r'нефт|газ|опек|баррель', s))*comments['keyword_i'][i]
    comments.loc[i,'цены на энергоресурсы']=comments.iloc[i]['цены на энергоресурсы']+c
    comments.loc[i, 'sum_f']=comments.iloc[i]['sum_f']+c

    c=bool(re.search(r'курс|укреп|ослаб', s))*bool(re.search(r'валют|рубл|евро|доллар',
s))*comments['keyword_i'][i]
    comments.loc[i,'валютный курс']=comments.iloc[i]['валютный курс']+c
    comments.loc[i, 'sum_f']=comments.iloc[i]['sum_f']+c

    c=bool(re.search(r'ключ|ставк|цб|рефинанс|репо|дкп|денежно-кредитн|центробанк',
s))*comments['keyword_i'][i]
    comments.loc[i,'дкп']=comments.iloc[i]['дкп']+c
    comments.loc[i, 'sum_f']=comments.iloc[i]['sum_f']+c

    c=bool(re.search(r'заработ|зарп|зп|з/п|пенс|доход', s))*comments['keyword_i'][i]
    comments.loc[i,'доходы']=comments.iloc[i]['доходы']+c
    comments.loc[i, 'sum_f']=comments.iloc[i]['sum_f']+c

    c=bool(re.search(r'налог|ндс|ндфл|тариф', s))*comments['keyword_i'][i]
    comments.loc[i,'налоги и тарифы']=comments.iloc[i]['налоги и тарифы']+c
    comments.loc[i, 'sum_f']=comments.iloc[i]['sum_f']+c

    c=bool(re.search(r'неопред|непонят|нестабильн|неуверен|неизв|непредск|неустойч|неясн',
s))*comments['keyword_i'][i]
    comments.loc[i,'неопределённость']=comments.iloc[i]['неопределённость']+c
    comments.loc[i, 'sum_f']=comments.iloc[i]['sum_f']+c

    if comments['sum_f'][i]>0: comments['with_f']=comments['with_f']+1

return comments

def work_with_df(comments, df):
    for i in range(len(comments)):
        if comments['comment_time'][i]<1672531200:
            df.loc[comments['comment_time'][i]//86400,
'sum_f']=df['sum_f'][comments['comment_time'][i]//86400]+comments['sum_f'][i]
            for f in factors:
                df.loc[comments['comment_time'][i]//86400,
f]=df[f][comments['comment_time'][i]//86400]+comments[f][i]
    return df

```

```

df=pd.DataFrame()
df['date_num']=list(range(18871, 19358, 1))
df['date']=pd.date_range('2021-09-01', '2022-12-31')
df=df.set_index('date_num')
df['sum_f']=0
for f in factors:
    df[f]=0

```

```

comments=pd.read_csv('kommersant_comments.csv')
comments=work_with_comments(comments)
df=work_with_df(comments, df)
num_with_f=num_with_f+comments['with_f'][0]

```

... (предыдущие 4 строки кода применяются ко всем 10 источникам)

```

indicator=pd.DataFrame()
indicator['date']=pd.date_range('2021-09-01', '2022-12-31')
for i in range(len(df)):
    for f in factors:
        indicator.loc[i,f]=df[f][i+18871]/df['sum_f'][i+18871]

```

```

indicator_month=pd.DataFrame()
indicator_month['date']=['2021-09', '2021-10', '2021-11', '2021-12', '2022-01', '2022-02', '2022-03', '2022-04', '2022-05', '2022-06', '2022-07', '2022-08', '2022-09', '2022-10', '2022-11', '2022-12']
indicator_month['sum_i']=0
indicator_month['n']=0
indicator_month=indicator_month.set_index('date')
indicator_month['date']=indicator_month.index

```

```

for f in factors:
    indicator_month['sum_i']=0
    indicator_month['n']=0
    i=0
    for i in range (len(df)):
        if math.isnan(indicator[f][i])==False and math.isinf(indicator[f][i])==False:

```

```

indicator_month.loc[str(indicator['date'][i]):7,'sum_i']=indicator_month['sum_i'][str(indicator['date'][i])[7]]+indicator[f][i]

```

```

indicator_month.loc[str(indicator['date'][i]):7,'n']=indicator_month['n'][str(indicator['date'][i])[7]]+1
indicator_month[f]=indicator_month['sum_i']/indicator_month['n']

```