

# ВЛИЯНИЕ НОВОСТНЫХ ПОТОКОВ НА ИНФЛЯЦИОННЫЕ ОЖИДАНИЯ В РОССИИ

М. А. Иванов, О. А. Клачкова

Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова,  
Москва, Россия

В статье проводится анализ влияния тематических новостных потоков на инфляционные ожидания в России отдельно для двух групп агентов – профессиональной аудитории (участников финансового рынка) и населения, а также для двух временных периодов – до 2022 г. и после. Для профессиональной аудитории в качестве показателя инфляционных ожиданий используется вмененная инфляция (BEIR), рассчитанная на основе доходностей облигаций федерального займа; для населения – данные опросов «инФОМ». В качестве новостных данных используется массив из почти 3 млн текстов из крупнейших российских СМИ. Тематическое содержание новостей выделяется с помощью регулярных выражений, и по каждой теме строятся ежедневные индикаторы. В исследовании применена байесовская версия модели AR-X-GARCH-X, позволяющая оценивать влияние новостей как на уровень ожиданий, так и на их волатильность. Результаты показывают, что до 2022 г. новости об инфляции повышали уровень инфляционных ожиданий профессиональных участников, а новости о политике снижали их неопределенность. После 2022 г. значимое понижающее влияние начинают оказывать новости о Банке России, что может свидетельствовать о росте доверия к его коммуникационной политике. Для населения ни один новостной индикатор не оказался значимым, что свидетельствует об адаптивном характере их ожиданий и согласуется с предыдущими исследованиями.

*Ключевые слова:* байесовские модели, вмененная инфляция, денежно-кредитная политика, доходность облигаций.

## THE IMPACT OF NEWS FLOWS ON INFLATION EXPECTATIONS IN RUSSIA

Mikhail A. Ivanov, Olga A. Klachkova

Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia

The article analyzes the impact of subject news flows on inflation expectations in Russia in respect of two separate groups of agents, i. e. the professional audience (finance market participants) and the population within two time periods – before 2022 and after the date. For the professional audience prescribed inflation (BEIR) estimated on the basis of profitability of federal loan bonds is used as the indicator of inflation expectations; for the population it is data of 'inFOM' surveys. As news data the research used the block of nearly 3M texts from the biggest Russian media. The subject content of news is identified by regular expressions and for each subject daily indicators are built. The research used Bayesian version of AR-X-GARCH-X model, which provides an opportunity to assess the impact of news both on expectation levels and their volatility. The findings show that before 2022 inflation news increased the level of inflation expectations of professional participants, while news on politics reduced their uncertainty. After 2022 serious drop in influence was caused by news about the Bank of Russia, which can testify to the rise in confidence to its communications policy. As for the population neither news indicator turned to be considerable, which can demonstrate adaptive nature of their expectations and agrees with previous investigations.

*Keywords:* Bayesian models, prescribed inflation, monetary and credit policy, bond profitability.

### Введение

В последние десятилетия одним из инструментов денежно-кредитной политики (ДКП), осуществляемой Центральным банком Российской Федерации для достижения целей по инфляции в рамках политики инфляционного тарге-

тирования, является коммуникационная политика, направленная в том числе на снижение инфляционных ожиданий.

Банк России базовую коммуникацию осуществляет в рамках пресс-релизов и новостей, публикуемых на собственном сай-

те. После перехода к режиму инфляционного таргетирования он дополнительно проводит встречи с аналитиками и инвесторами после решений по ставке (профессиональная аудитория). Для коммуникации с широкой (непрофессиональной) аудиторией публикуются ежемесячные комментарии об инфляции, приводятся видеоролики «Понятная экономика» на Youtube и доклад «Региональная экономика», ведется группа в VK, используется Telegram-канал, видеоблог «Что почему?» на Youtube-канале, портал «Эконс», посвященный экономическим и финансовым исследованиям, а также ресурс по финансовой грамотности «Финкульт» [13].

Известно, что на инфляционные ожидания агентов влияет не только коммуникация непосредственно Банка России, но и любая информация относительно инфляции [11]. В частности, информация, полученная через СМИ, также может воздействовать на ожидания как профессиональной, так и непрофессиональной аудитории.

Эффект СМИ известен для финансовых рядов [1]: новостной фон с выделенными темами влияет на волатильность фондового рынка России, причем распространенные темы составляют привычный для участников рынка новостной фон и слабо влияют на волатильность, тогда как редко встречающиеся (а следовательно, несущие больше информации) темы влияют на волатильность сильнее.

С другой стороны, по реакции на СМИ можно восстановить инфляционные ожидания населения. Исследователями И. О. Голощаповой и М. Л. Андреевым на основе комментариев читателей крупных экономических СМИ к статьям на тему «инфляция» за 2014–2016 гг. построены индикаторы, динамика которых с опережением примерно на один месяц описывает динамику соответствующих официальных индикаторов инфляционных ожиданий Банка России [3]. Аналогично с помощью текстовых данных из новостных сообществ («Ведомости», «Известия», «Интерфакс», «Коммерсантъ», «Лента.ру», «РБК», РИА

«Новости» и ТАСС) инфляционные ожидания измерены с использованием регулярных выражений по тематике инфляции [7]. В результате такой показатель на основе интернет-данных сильно коррелирует с фактической инфляцией. В работе А. М. Матевосовой построен высокочастотный индикатор инфляционных ожиданий на основе комментариев населения к новостным материалам СМИ [6].

Таким образом, мы ожидаем, что существует влияние тематических новостных потоков на динамику инфляционных ожиданий в России и их волатильность (как профессиональной, так и непрофессиональной аудитории). А это влияние в свою очередь важно принимать во внимание Банку России, проводящему коммуникационную политику. Дополнительно интересно, меняется ли влияние новостных потоков на инфляционные ожидания после 2022 г.

Исследование построено следующим образом: сначала описаны данные по инфляционным ожиданиям, далее рассмотрен процесс получения и обработки новостных данных, затем представлена методология построения регрессий и, наконец, приведено обсуждение результатов и сделаны выводы.

Для анализа влияния новостных потоков на инфляционные ожидания домохозяйств и трейдеров необходимы данные двух типов: об инфляционных ожиданиях и о новостях.

### **Инфляционные ожидания**

Инфляционные ожидания домохозяйств (непрофессиональная аудитория) измеряет ООО «инФОМ» на основе ежемесячных опросов населения. В исследовании был использован временной ряд прямых оценок годовой инфляции (данные находятся в открытом доступе)<sup>1</sup>.

Инфляционные ожидания участников фондового рынка (профессиональная аудитория) измеряют с помощью вменен-

<sup>1</sup> URL: [https://cbr.ru/statistics/ddkp/inflationary\\_expectations](https://cbr.ru/statistics/ddkp/inflationary_expectations)

ной инфляции (Break-Even Inflation Rate – BEIR) [4]. В отличие от ожиданий домохозяйств это более высокочастотный показатель. Он рассчитывается ежедневно как разность доходностей облигаций федерального займа с постоянным купонным доходом (ОФЗ-ПД) и ОФЗ с индексированным на инфляцию номиналом (ОФЗ-ИН). В пару каждой ОФЗ-ИН выбирают ОФЗ-ПД с максимально похожими характеристиками – сроком погашения и периодичностью выплаты купонов. В России измерение BEIR началось в середине 2015 г. с поступлением в обращение выпуска ОФЗ-ИН 52001. На дату написания статьи (май 2025) имелись пять выпусков ОФЗ-ИН. Их характеристики и пары ОФЗ-ПД представлены в табл. 1. Например, для ОФЗ-ИН 52001 парной будет ОФЗ-ПД 26215. Для всех перечисленных ОФЗ периодичность выплаты купонов составляет 2 раза в год.

Таблица 1  
ОФЗ-ИН и соответствующие ОФЗ-ПД

Облигация	Дата начала торгов	Дата погашения
ПД 26215	2013-09-04	2023-08-16
ИН 52001	2015-07-17	2023-08-16
ПД 26212	2013-01-23	2028-01-19
ИН 52002	2018-03-21	2028-02-02
ПД 26228	2019-04-24	2030-04-10
ИН 52003	2020-08-12	2030-07-17
ПД 26218	2015-10-28	2031-09-17
ИН 52004	2021-09-08	2032-03-17
ПД 26221	2017-02-15	2033-03-23
ИН 52005	2023-03-15	2033-05-11

Доходности облигаций в процентах предоставляются Мосбиржей и находятся в открытом доступе<sup>1</sup>. Для каждой пары облигаций вмененная инфляция вычисляется как разность соответствующих доходностей:

$$BEIR_t = y_t^{ПД} - y_t^{ИН}.$$

В расчетах были использованы только ОФЗ-ИН 52001 и 52002 (и соответствующие им ОФЗ-ПД), так как для этих выпусков имеется наибольшая продолжительность временного ряда BEIR: с начала 2018 до

конца 2024 г. В итоге получены две метрики инфляционных ожиданий, рассчитанные с помощью ОФЗ-ИН 52001 и 52002 соответственно.

### Новости

Полные тексты новостей за тот же период времени были получены с сайтов новостных агентств ТАСС и РИА «Новости», а также газеты «Коммерсантъ». Первые два источника – крупнейшие отечественные информагентства, а «Коммерсантъ» – одна из крупнейших деловых газет. В рамках данного исследования ТАСС и РИА «Новости» – источники новостей о России и мире вообще, а «Коммерсантъ» – об экономике и бизнесе.

Всего было получено чуть менее 3 млн новостей. Подробное распределение по источникам представлено в табл. 2, динамика числа новостей показана на рис. 1. Около половины текстов принадлежат ТАСС, количество новостей в целом растет, а длина отдельной новости скорее снижается.

Таблица 2  
Распределение новостей

Источник	Количество новостей
ТАСС	1 538 202
РИА «Новости»	939 953
«Коммерсантъ»	441 268
Всего	2 919 423

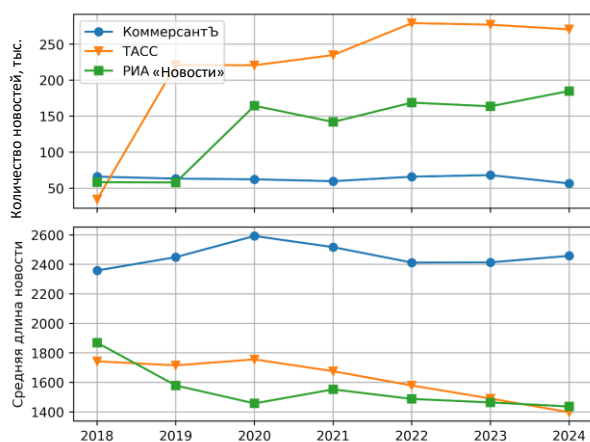


Рис. 1. Динамика числа новостей и средняя длина новости

<sup>1</sup> URL: <https://www.moex.com/ru/bondization/calc>

### Обработка новостей

Стандартный подход к преобразованию неструктурированных текстовых данных в вектор чисел для передачи в модель – тематическое моделирование. В его основе лежит предпосылка о том, что новости на разные темы могут по-разному влиять на целевую переменную (в данном исследовании – на инфляционные ожидания домохозяйств и участников рынка облигаций) [1].

Существует множество методов тематического моделирования. Наиболее простой в реализации – экспертный выбор набора тем и ручное составление списка слов и словосочетаний, являющихся маркерами каждой темы. Типичный пример использования этого метода – исследование С. Р. Бейкер, Н. Блум, С. Дж. Дэвис [8], в котором предложен индекс неопределенности экономической политики (Economic Policy Uncertainty – EPU). Индекс представляет собой нормированную долю новостей, в которых одновременно встречаются выбранные авторами слова и словосочетания, соответствующие темам «неопределенность», «экономика» и «политика». Для определения принадлежности новости к той или иной теме используют регулярные выражения [1]. Достоинство этого метода состоит в его интерпретируемости, так как принадлежность текста к каждой теме определяется задаваемым исследователем словарем. Также для применения этого метода практически не требуется предварительная обработка текстов, поскольку весь алгоритм поиска ключевых слов заключен в регулярных выражениях. Наиболее серьезный недостаток – в субъективности получающихся словарей: возможны как пропуск важных ключевых слов, так и ошибочное включение слов, не имеющих прямого отношения к интересующей теме.

Также распространены методы автоматического определения тем с использованием машинного обучения. К ним относятся использование латентного семантического анализа, латентного размещения

Дирихле (Latent Dirichlet Allocation – LDA), различных методов факторизации матриц «токен – документ», текстовых эмбедингов, языковых моделей и пр. Их основное преимущество – исключение человеческого фактора, т. е. субъективности при составлении словарей. Например, один из результатов работы LDA – отображение «тема – словарь», где словарь выучивается из текстов, а интерпретация смысла темы – задача исследователя.

Генеративные языковые модели могут определять темы текстов напрямую в режиме «вход: текст, выход: набор тем». Основной недостаток этих методов – высокая вычислительная сложность и, соответственно, значительные затраты времени. К тому же возникают дополнительные задачи: интерпретация словарей LDA (во многих случаях полученные словари затруднительно отнести к какой-либо теме) и проверка качества работы системы. В то время как при ручном составлении словарей к каждой теме будут отнесены только тексты, содержащие слова из соответствующего словаря, принципы классификации текстов генеративными языковыми моделями в целом неизвестны. Поэтому нет достоверной защиты от галлюцинаций и получения неверных результатов, которые сложно обнаружить при массовой обработке текстов.

Ввиду соображений интерпретируемости результатов и скорости работы в данном исследовании для классификации новостей по темам используется метод на основе регулярных выражений и словарей, составленных вручную.

Список тем составлен на основе ряда работ [3; 6] и включает в себя темы, связанные с инфляцией и инфляционными ожиданиями.

Приведем используемые в работе краткие условные обозначения:

- инфляция – infl;
- Банк России – cbr;
- кризис – crisis;
- политика – pol;
- неопределенность – uncert.

Соответствующие этим темам словари в виде регулярных выражений приведены в табл. 3.

Т а б л и ц а 3  
Регулярные выражения, использованные для выделения тем из текстов новостей\*

Тема	Регулярное выражение
infl	инфляц   стагфляц   ищ   (тепл.{0,30}\s+цен)   (рост   повыс   повыш   подня   (вы)?росл   (вы)?расту   взлетел).{0,30}\s+(цен   стоимо)   (цен   стоимо).{0,30}\s+(повыс   повыш   (вы)?рос   подня   (вы)?расту   взлетел)   (индекс.{0,30}\s+потребит.{0,30}\s+цен)   (по   у)дорожа   дороже
cbr	\впбр?\b   (банк.{0,5}\s+росси)   центробанк   эмисси   ставк.{0,30}\s+(процент   рефинанс)   (ключев   процент).{0,30}\s+ставк   репо   регулят   дкп   денежно-кредитн   кредитно-денеж   набиуллин   юдаев   заботкин   скоробога тов   тремасов   чистюхин   габуни   мамут   марданов   симановск
pol	президент   медведев   путин   песков   мишустин   кремл(ь   я   ем   ём   е)   дум(а   ы   ой   е)   думск   парламент   сов(ет.{0,5}\s+)?фед   совет.{0,5}\s+министр   правительств
uncert	неопред   неясн   не\s*понятн   неоднозначн   не стабильн   противореч   неустойч   нет?\s*уверен   запутан   двусмысл   не\s*предсказ   волатил   риск   трево(г   ж)   турбулентн
crisis	санкци(и   й   я   онн)   дефицит   банкрот   дефолт   убыт   кризис   рецесс   потрясени   засто(й   я   е)   спад   стагн   крах

\* Составлено по: [2].

### Построение тематических новостных индикаторов

Перед обработкой заголовков и текст каждой новости сцепляются в одну строку и приводятся к нижнему регистру. Для каждой темы строится отдельный индикатор, значения которого – доля новостей данного дня, для которых срабатывает соответствующее этой теме регулярное выражение. Следует обратить внимание на то, что, как и в модели LDA, каждая новость может быть отнесена одновременно к нескольким темам, что отражает действительность.

Пусть в датафрейме df два столбца: текст новости и дата ее выхода. Также REGEXES – отображение «тема – регулярное выражение». Тогда основную логику алгоритма создания новостных индикаторов можно реализовать в несколько строк

кода на Python с использованием библиотеки Polars:

```
indicators = df.sort("date").with_columns([
    pl.col("text").str.contains(regex).alias(topic)
    for topic, regex in REGEXES.items()
]).group_by_dynamic("date", every="1d").agg(
    pl.col(topic).mean() for topic in REGEXES
)
```

В результате получаем набор высокочастотных новостных индикаторов, отражающих тематическое содержание новостного потока за каждый день. Временные ряды индикаторов, соответствующих перечисленным выше темам, представлены на рис. 2. Временные ряды показаны в том же порядке (сверху вниз), в каком они перечислены в легенде и подписи к рисунку (слева направо). Например, теме econ соответствует первый (самый верхний) временной ряд, теме politics\_main – второй, теме crisis – третий, темы inflation и cbr – два почти совпадающих ряда в самом низу графика.

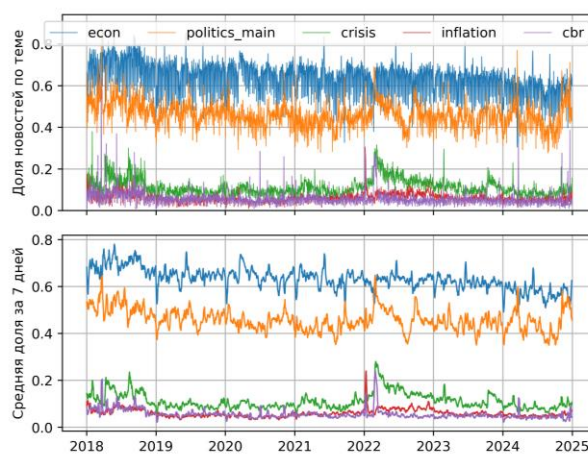


Рис. 2. Временные ряды новостных индикаторов:

econ – экономическая тематика; politics\_main – политическая тематика; crisis – по тематике кризиса; inflation – по тематике инфляции; cbr – по теме Банка России

Как видно из рис. 2, больше 60% всех новостей можно отнести к экономической тематике, около 40% – к политической тематике. Следует отметить, что есть дина-

мика во времени в новостных потоках по теме «инфляция» и «Банк России».

### Методология оценивания

Следующий этап исследования – построение эконометрических моделей с целью определения взаимосвязи между новостными индикаторами и инфляционными ожиданиями. Для этого используем модель семейства AR-X-GARCH-X, где X означает включение в модель экзогенных временных рядов (например, новостных индикаторов).

Важность одновременного моделирования и условного математического ожидания, и условной дисперсии инфляционных ожиданий объясняется следующими соображениями. Инфляционные ожидания представляют собой прогноз инфляции рыночными агентами. Широко известно, что при режиме инфляционного таргетирования одна из целей коммуникаций центральных банков – убеждение экономических агентов в достижимости заявленной цели по инфляции (в России – 4%). Иными словами, центральные банки стремятся контролировать математическое ожидание прогнозов инфляции. Измерить средние (или медианные) значения прогноза можно с помощью опросов населения и расчета вмененной инфляции. Однако другая важная характеристика прогнозов – степень их неопределенности и изменчивости – напрямую не наблюдается. Несмотря на это мониторинг и контроль изменчивости прогнозов также могут входить в цели центральных банков. Разумной целью центрального банка может быть снижение как уровня (математического ожидания) прогнозов, так и степени их неопределенности (дисперсии). Идеальный прогноз инфляции после соответствующего вмешательства банка должен иметь требуемое матожидание (например, 4%) и низкую (в идеале нулевую) дисперсию. Это будет свидетельствовать о том, что все рыночные агенты полностью уверены в том, что центральному банку удастся добиться целевой инфляции.

Поэтому полезно определить, что влияет на матожидание и дисперсию инфляционных ожиданий. Именно это помогают сделать модели класса AR-GARCH, в которых GARCH моделирует динамику дисперсии.

Вместе с тем обычная динамика GARCH [9] имеет серьезное ограничение – требование неотрицательности всех коэффициентов. Рассмотрим динамику дисперсии  $\sigma_t^2$  в модели GARCH(1,1)-X:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{f=1}^F w_f x_{t,f} + \alpha u_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2,$$

где  $t$  – время;

$w_f$  – интересующие коэффициенты при экзогенных временных рядах;

$x_{t,f}$  – экзогенные временные ряды (например, лаги  $F$  новостных индикаторов);

$u_{t-1}$  – остатки модели AR.

Заметим, что GARCH – частный случай более общего класса моделей Generalized Autoregressive Score (GAS) [12]. В моделях GAS динамика параметров  $\theta_t$  зависит от плотности распределения наблюдаемых величин  $p(u_t; \theta_t)$  и фактически представляет собой итерации стохастического градиентного подъема (при  $b = 1$  и  $\omega = 0$ ), направленного на максимизацию логарифма правдоподобия для отдельных наблюдений:

$$\theta_t = b\theta_{t-1} + \omega + aH_{t-1}^{-1} \nabla \ln p(u_{t-1}; \theta_{t-1}),$$

где  $\nabla$  – градиент по параметрам  $\theta$ ;

$H_t$  – гессиан, или информационная матрица Фишера (также по параметрам и также зависящая от плотности  $p(u_{t-1}; \theta_{t-1})$ ).

Коэффициент  $a > 0$  – темп обучения (learning rate).

Результат применения GAS к нормальному распределению  $N(0, \sigma_t^2)$  – динамика GARCH [12]. Таким образом, динамика GARCH тесно связана именно с нормальным распределением остатков  $u_t$ : при использовании других распределений (например, Стьюдента) получится другая динамика квадрата параметра масштаба [16]. Это наблюдение понадобится в даль-

нейшем для построения более удобной модели.

Будучи дисперсиями значения  $\sigma_t^2$  должны быть положительными, что обычно обеспечивается требованием positivity всех коэффициентов в динамике дисперсии, в том числе весов при  $x_{t,f}$ . Но в таком случае рост индикатора  $x_{t,f}$  всегда будет приводить к росту дисперсии, что ограничивает описательную способность модели. В частности, такая модель не позволит обнаружить желаемую отрицательную взаимосвязь между новостями о пресс-релизах центрального банка и дисперсией инфляционных ожиданий. Снижение дисперсии будет означать снижение неуверенности экономических агентов в своих прогнозах, а значит, успешность информационной политики центрального банка.

В не приведенных здесь экспериментах коэффициенты при некоторых новостных индикаторах в GARCH оказывались равными нулю, т. е. упирались в границу допустимого пространства параметров. Поэтому возникает потребность в моделях, допускающих отрицательные коэффициенты при объясняющих переменных.

### Модель динамики логарифма дисперсии

Отрицательные коэффициенты возможны в моделях семейства EGARCH (экспоненциальные GARCH), задающих динамику логарифма условной дисперсии. Этот класс моделей был предложен в работе Д. Б. Нельсона [18], где особое внимание уделено частному случаю:

$$u_t = e^{\frac{l_t}{2}} \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0, 1),$$

$$l_t = bl_{t-1} + o + a(|\varepsilon_{t-1}| - E|\varepsilon_{t-1}|) + \gamma\varepsilon_{t-1},$$

где  $l_t$  – логарифм условной дисперсии, который может принимать как положительные, так и отрицательные значения.

Заметим, что такая динамика не может соответствовать (в смысле градиентного подъема GAS) используемому нормальному распределению. Это видно, например, по тому, что в производной логарифма

плотности нормального распределения по параметру масштаба присутствует квадрат шума, а не его абсолютное значение, как в EGARCH.

Введем новую модель класса EGARCH, адаптированную для нормального распределения шума. Тогда GAS-динамика логарифма квадрата параметра масштаба для  $u_t \sim N(0, e^{l_t})$  будет следующей:

$$\begin{aligned} l_t &= bl_{t-1} + o + a(u_{t-1}^2 e^{-l_{t-1}} - 1) = \\ &= bl_{t-1} + o + a(\varepsilon_{t-1}^2 - 1). \end{aligned}$$

В моделях GAS в скобках приведена производная логарифма плотности  $N(0, e^l)$  по параметру  $l$ . Информация Фишера равна 1/4 и абсорбирована в темп обучения  $a$ .

Мы получили полный аналог динамики GARCH, но в логарифме дисперсии. Одно из интересных свойств этой модели – отсутствие ограничений на параметр  $o \in R$ . По аналогии с GARCH-X добавим экзогенные временные ряды. В отличие от GARCH-X коэффициенты  $w_{t,f}$  при них теперь могут быть как положительными, так и отрицательными:

$$l_t = bl_{t-1} + o + \sum_{f=1}^F w_f x_{t,f} + a(u_{t-1}^2 e^{-l_{t-1}} - 1).$$

Другое удобное свойство модели – отсутствие необходимости логарифмировать квадраты остатков, как, например, в моделях log-GARCH [14; 15]. Если хотя бы один остаток  $u_t$  слишком близок к нулю, его логарифм стремится к минус бесконечности, обнуляя таким образом все последующие дисперсии:  $\sigma_t^2 = e^{l_t} \rightarrow 0$  при  $l_t \rightarrow -\infty$ . В предложенной модели единственный нулевой остаток также снизит логарифм дисперсии, но лишь на  $-a > -\infty$ .

Предложенная модель динамики логарифма дисперсии аналогична (в смысле GAS) модели GARCH для нормального распределения остатков, но позволяет коэффициентам  $w_{t,f}$  при экзогенных переменных принимать произвольные значения. Это в свою очередь дает возможность отследить *понижающее* (отрицательное)

влияние новостей на дисперсию, если таковое имеется.

### Результаты оценивания

Поскольку новостной индикатор является высокочастотным показателем, в первую очередь построим модели для BEIR (инфляционные ожидания профессиональной аудиторией).

Тест Дики - Фуллера показал, что для временных рядов инфляционных ожиданий  $i_t$  для ОФЗ-ИН 52001 и 52002 нельзя отвергнуть нулевую гипотезу о нестационарности ввиду наличия единичного корня, поэтому для дальнейшего моделирования были использованы их первые разности  $\Delta i_t$ . Аналогичные тесты для новостных индикаторов отвергают нулевую гипотезу, поэтому эти временные ряды использовались без изменений. Для анализа влияния новостей на инфляционные ожидания BEIR была оценена следующая модель AR(2)-X(5)-LGARCH(1,1)-X(5):

$$\Delta i_t = \mu + a_1 \Delta i_{t-1} + a_2 \Delta i_{t-2} + \sum_{f=1}^5 v_f n_{t-1,f} + u_t,$$

$$u_t = e^{l_t} \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0, 1),$$

$$l_t = bl_{t-1} + o + \sum_{f=1}^5 w_f n_{t-1,f} + a(u_{t-1}^2 e^{-l_{t-1}} - 1).$$

Подбор лагов осуществлялся автоматически по информационным критериям.

Параметры интереса – коэффициенты  $v_f$  и  $w_f$  при лагах новостных индексов  $n_{t-1,f}$  в матожидании и логарифме дисперсии соответственно. Так как технически задача заключается в интерпретации этих коэффициентов, важно измерить степень неопределенности получаемых оценок. Для этого в работе применяются байесовские методы оценивания и анализируются апостериорные распределения параметров.

В отличие от метода максимального правдоподобия байесовский анализ требует введения априорных распределений для всех параметров модели. Предложенная модель удобна тем, что большинство ее параметров (кроме  $b$  и  $a$ ) могут принимать произвольные значения, а равенство параметра нулю означает отсутствие эффекта, как, например, в линейной регрес-

сии. Поэтому очевидным априорным распределением для всех параметров, кроме  $b$  и  $a$ , будет нормальное с нулевым матожиданием. Можно показать, что модель стационарна при  $b \in (-1,1)$  и  $a \in (0,1/2)$ , поэтому априорные распределения для этих параметров – равномерные на соответствующих интервалах.

Для оценки модели использованы языки программирования Python, Stan (язык описания байесовских моделей) и библиотека Nutpie, реализующая алгоритмы байесовского вывода на основе метода Монте-Карло с марковскими цепями (Markov Chain Monte-Carlo – MCMC). Сэмплирование из апостериорного распределения выполнено алгоритмом NUTS [17] с 8 цепями. Сначала симулированы 1 000 burn-in-наблюдений, которые затем были исключены как потенциально нерепрезентативные, а затем еще 2 000 наблюдений, использованные для расчета точечных оценок и интервалов максимальной апостериорной плотности (Highest Posterior Density Interval (HDI) – байесовская альтернатива доверительным интервалам), которые имеют следующую интерпретацию: неизвестный параметр (будучи, в отличие от частотнической интерпретации, случайной величиной) попадает в данный HDI с заданной пользователем вероятностью (например, 90%). В данном исследовании они вычисляются по процедуре М.-Х. Чен и К.-М. Шао [10].

### Модель ожиданий рынка без экзогенных рядов

Зафиксируем  $v_f = w_f = 0 \forall f$  (что означает отсутствие экзогенных временных рядов) и оценим простую модель AR(2)-LGARCH(1,1) для ОФЗ-ИН 52001. Ввиду небольшого количества параметров и достаточной скорости сэмплирования были симулированы 5 000 наблюдений (в том числе 2 000 burn-in) для каждой из четырех цепей. Статистика полученной выборки из апостериорного распределения представлена в табл. 4.  $\hat{R} \approx 1$  означает, что цепи достаточно хорошо смешались, т. е. оценки

не зависят от начальных значений параметров.

Отметим, что HDI для коэффициента «сдвига»  $o \in R$  в динамике логарифма дисперсии содержит только отрицательные числа, т. е. модель способна отражать по-

нижательную динамику дисперсии. Темп обучения  $a$  ожидаемо небольшой, а коэффициент  $b$  ожидаемо близок к единице (напомним,  $b = 1$  в динамике стохастического градиентного подъема).

Таблица 4

Статистика выборки MCMC для AR(2)-LGARCH(1,1) без новостных индексов

Параметр	Среднее	5%	95%	ESS	Rhat
$\mu$	0	-0,004	0,003	13 440	1
$a1$	-0,163	-0,225	-0,1	6 974	1
$a2$	0,05	-0,009	0,113	6 632	1,001
$o$	-0,648	-0,879	-0,401	3 524	1,002
$a$	0,083	0,058	0,107	4 293	1,002
$b$	0,879	0,834	0,923	3 475	1,002

### Модели ожиданий рынка с новостными индикаторами до 2022 г.

Убедившись в работоспособности базовой модели, расширим ее экзогенными переменными – лагами новостных индикаторов, представляющих собой доли ново-

стей по пяти заданным темам. Разделим выборку на две – до 2022 г. и после, ориентируясь на сильный скачок инфляции в 2022 г. Статистика полученных MCMC-выборок для ОФЗ-ИН 52001 и 52002 представлена в табл. 5 и 6.

Таблица 5

Статистика выборки MCMC для AR(2)-X(5)-LGARCH(1,1)-X(5) с новостными индексами до 2022 г.

Параметр	Среднее	5%	95%	ESS	Rhat
$\mu$	-0,044	-0,079	-0,007	7 105	1,001
$a1$	-0,179	-0,241	-0,12	12 724	1
$a2$	0,031	-0,03	0,09	12 934	1,001
$v\ infl$	<b>0,373</b>	<b>0,121</b>	<b>0,64</b>	9 933	1
$v\ cbr$	<b>-0,003</b>	<b>-0,2</b>	<b>0,209</b>	9 678	1,001
$v\ pol$	0,034	-0,05	0,11	7 356	1
$v\ uncert$	0,221	-0,03	0,475	10 493	1,001
$v\ crisis$	-0,121	-0,283	0,039	10 931	1
$w\ infl$	<b>1,09</b>	<b>-0,052</b>	<b>2,269</b>	11 780	1,001
$w\ cbr$	<b>-0,191</b>	<b>-1,41</b>	<b>1,009</b>	9 678	1
$w\ pol$	-0,829	-1,341	-0,3	8 081	1
$w\ uncert$	1,107	-0,092	2,308	9 309	1
$w\ crisis$	0,624	-0,184	1,438	8 865	1
$o$	-0,513	-0,8	-0,214	5 597	1
$a$	0,7	0,048	0,091	8 028	1
$b$	0,874	0,831	0,915	5 398	1

Примечание: инфляционные ожидания вычислены по ОФЗ-ИН 52001; названия коэффициентов при новостных индексах в динамике логарифма дисперсии начинаются с  $v$ .

Отметим, что для всех коэффициентов получен достаточный эффективный объем выборки, а  $\hat{R} \approx 1$ , что показывает сходимость марковских цепей к апостериорному распределению с разных начальных значений.

Проанализируем сначала точечные оценки – матожидания апостериорных распределений. В динамике матожидания BEIR положительные знаки коэффициентов при новостях об инфляции ( $v\ infl$ ) и неопределенности ( $v\ uncert$ ) естественны: логично, что новости по этим темам склоняли участников рынка к ожиданию роста инфляции. Столь же логичны положительные знаки соответствующих коэффициентов в динамике логарифма дисперсии ( $w\ infl$  и  $w\ uncert$ ): новости о росте цен и неопределенности делали прогнозы инфляции более неопределенными, более волатильными. Формально коэффициенты  $v\ uncert$ ,  $w\ infl$  и  $w\ uncert$  незначимы (90%-ные интервалы максимальной плотности содержат ноль), но вероятность того, что эти коэффициенты меньше или равны нулю, невелика.

Наибольший интерес представляют коэффициенты при новостях о деятельности Банка России и политике. Как видно из табл. 5, соответствующие коэффициенты в AR(2) явно незначимы, что показывают практически нулевые средние и HDI с центром около нуля. Коэффициент при новостях о Банке России в дисперсии отрицательный, но незначимый. Это свидетельствует о том, что в период с 2018 по 2022 г. коммуникации Банка России не имели должного воздействия на инфляционные ожидания рынка. Вероятно, опытные участники рынка способны достаточно точно предсказывать решения Центрального банка Российской Федерации и поэтому слабо реагируют на новости о них. Коэффициент при новостях о политике ( $w\ pol$ ) отрицательно значимый, что может свидетельствовать о доверии участников рынка власти.

Обратимся к коэффициентам аналогичной модели для вмененной инфляции, вычисленной по ОФЗ-ИН 52002 (табл. 6).

Таблица 6

Статистика выборки MCMC для AR(2)-X(5)-LGARCH(1,1)-X(5) с новостными индексами до 2022 г.

Параметр	Среднее	5%	95%	ESS	Rhat
$\mu$	-0,027	-0,051	-0,002	10 393	1,001
$a1$	0,036	-0,025	0,102	18 830	1
$a2$	-0,01	-0,068	0,05	16 383	1
$v\ infl$	<b>0,38</b>	<b>0,14</b>	<b>0,602</b>	15 337	1
$v\ cbr$	<b>-0,054</b>	<b>-0,241</b>	<b>0,139</b>	13 655	1
$v\ pol$	0,007	-0,057	0,068	10 021	1,001
$v\ uncert$	0,101	-0,122	0,329	12 454	1
$v\ crisis$	-0,048	-0,187	0,08	14 026	1,001
$w\ infl$	<b>0,031</b>	<b>-1,266</b>	<b>1,216</b>	14 297	1
$w\ cbr$	<b>1,245</b>	<b>-0,044</b>	<b>2,467</b>	12 809	1,001
$w\ pol$	-0,962	-1,444	-0,459	12 792	1
$w\ uncert$	0,439	-0,864	1,679	12 494	1
$w\ crisis$	0,92	0,0947	1,73	14 304	1
$o$	-0,617	-0,9	-0,333	8 644	1
$a$	0,102	0,072	0,132	10 408	1
$b$	0,867	0,822	0,913	8 076	1

Примечание: инфляционные ожидания вычислены по ОФЗ-ИН 52002; названия коэффициентов при новостных индексах в динамике логарифма дисперсии начинаются с  $v$ .

В уравнении динамики матожидания инфляционных ожиданий только HDI для коэффициента при новостях об инфляции не содержит нуля. Поэтому, как и в случае ОФЗ-ИН 52001, можно говорить о том, что новости об инфляции способствуют росту инфляционных ожиданий. Однако для ОФЗ-ИН 52002 этого нельзя сказать про соответствующий коэффициент в динамике логарифма дисперсии: там HDI фактически центрирован в нуле, т. е. велика вероятность того, что он равен нулю. В то время как для ОФЗ-ИН 52001 коэффициент при новостях о Банке России в динамике логарифма дисперсии был в среднем отрицательным, здесь он в среднем положительный, а ноль находится в левом конце соответствующего HDI. То есть новости о Банке России скорее повышают неопределенность прогноза инфляции.

Аналогичный вывод можно сделать для новостей о неопределенности и кризисах, что согласуется с выводами, полученными на основе ОФЗ-ИН 52001. Также согласует-

ся вывод о понижательном влиянии на инфляционные ожидания новостей о российской политике (*w pol*).

Итак, до 2022 г. новости об инфляции приводят к ожиданию роста инфляции, а новости о политике – к снижению волатильности. Новости, упоминающие Банк России, не способствовали снижению ни инфляционных ожиданий участников рынка, ни их волатильности.

### Модели ожиданий рынка с новостными индикаторами с начала 2023 по конец 2024 г.

Модель с новостными индикаторами также была оценена для периода времени с 3 января 2023 по 30 декабря 2024 г. включительно. Для анализа использовалась ОФЗ-ИН 52002, так как для нее доступно наибольшее число наблюдений: 510 по сравнению со 155 шумными наблюдениями для ОФЗ-52001, чей срок погашения наступил в августе 2023 г. Результаты представлены в табл. 7.

Таблица 7

Статистика выборки MCMC для AR(2)-X(5)-LGARCH(1,1)-X(5) с новостными индексами с 2023 г.

Параметр	Среднее	5%	95%	ESS	Rhat
<i>mu</i>	0,029	-0,055	0,115	4 182	1
<i>a1</i>	-0,037	-0,120	0,038	11 648	1
<i>a2</i>	0,072	-0,007	0,154	11 731	1
<i>v infl</i>	<b>-0,394</b>	<b>-1,029</b>	<b>0,212</b>	11 436	1
<i>v cbr</i>	<b>-0,420</b>	<b>-0,850</b>	<b>-0,013</b>	9 808	1
<i>v pol</i>	0,068	-0,092	0,235	4 452	1
<i>v uncert</i>	0,180	-0,338	0,674	8 582	1
<i>v crisis</i>	-0,253	-0,558	0,052	12 554	1
<i>w infl</i>	<b>-0,715</b>	<b>-2,016</b>	<b>0,672</b>	8 975	1
<i>w cbr</i>	<b>-0,167</b>	<b>-1,364</b>	<b>1,125</b>	11 405	1
<i>w pol</i>	0,181	-0,216	0,561	3 772	1
<i>w uncert</i>	-0,571	-1,914	0,826	6 022	1
<i>w crisis</i>	-1,33	-2,250	-0,469	6 675	1
<i>o</i>	0,058	-0,145	0,276	3 347	1
<i>a</i>	0,094	0,062	0,128	3 390	1
<i>b</i>	0,977	0,962	0,993	4 426	1

Примечание: инфляционные ожидания вычислены по ОФЗ-ИН 52002; названия коэффициентов при новостных индексах в динамике логарифма дисперсии начинаются с *v*.

Почти все интересующие коэффициенты оказались незначимыми. Однако в отличие от модели в периоде до 2022 г. в данном случае новости о Банке России значимо снижают уровень инфляционных ожиданий рынка, но по-прежнему не влияют на их неопределенность.

### Модели ожиданий населения

Обратимся к инфляционным ожиданиям населения (непрофессиональная аудитория). Здесь использованы ежемесячные данные инфляционных ожиданий населения (ООО «инФОМ») и инфляции, измеренной Росстатом. Ежедневные новостные индикаторы были агрегированы в ежемесячные путем усреднения: значение инди-

катора на конец месяца есть выборочное среднее ежедневных значений за данный месяц. Таким образом, и новостные индикаторы, и данные об инфляции вычислены на конец каждого месяца. За период с января 2018 по декабрь 2021 г. включительно имеется 48 наблюдений. Среди них значения инфляции за апрель, май, июнь и июль 2020 г. отсутствуют в связи с пандемией COVID-19 [5]. Эти наблюдения были заменены линейной интерполяцией между значениями апреля и августа 2020 г.

В связи с небольшим количеством наблюдений была оценена простая авторегрессионная модель с экзогенными переменными (новостными индикаторами).

$$\pi_t^B = \mu + w_1 \pi_{t-1}^B + w_2 \pi_{t-1} + \sum_{f=1}^F w_f x_{t-1,f} + e^{\omega/2} \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim N(0,1),$$

где  $\pi_t^B$  – инфляционные ожидания;

$\pi_t$  – инфляция Росстата.

В этой модели все коэффициенты при новостных индексах оказались незначимы. Типичный интервал наибольшей плотности (HDI) для них выглядит как [-0.1, 0.1]. Аналогичные результаты получились для

приращений инфляции  $\Delta \pi_t = \pi_t - \pi_{t-1}$  и для 24 наблюдений с января 2023 по декабрь 2024 г. включительно. При этом коэффициенты  $w_1$  и  $w_2$  при лагах инфляции во всех случаях значимы и положительные: HDI вида [0.3, 0.5]. Подробные значения коэффициентов приведены в табл. 8.

Таблица 8  
Статистика выборки MCMC для AR(1)-X(5) с новостными индексами до 2022 г. для инфляционных ожиданий населения

Параметр	Среднее	5%	95%	ESS	Rhat
$\mu$	0,096	-0,064	0,261	46 234	1
$w_1$	0,463	0,342	0,583	6 417	1
$w_2$	0,460	0,353	0,567	6 516	1
$w_{infl}$	0,003	-0,163	0,164	54 712	1
$w_{cbr}$	0,004	-0,163	0,163	50 795	1
$w_{pol}$	0,026	-0,138	0,189	50 969	1
$w_{uncert}$	0,005	-0,158	0,171	51 325	1
$w_{crisis}$	0,008	-0,148	0,181	50 453	1
$\omega$	0,772	0,425	1,105	42 875	1

Примечание: названия коэффициентов при новостных индексах в динамике логарифма дисперсии начинаются с  $w$ .

Увеличение или уменьшение дисперсии априорных нормальных распределений для коэффициентов не оказало качественного влияния на HDI: коэффициенты при лагах инфляции оставались значимы-

ми, а при новостных индикаторах – очевидно незначимыми.

В отличие от дневных данных об инфляционных ожиданиях профессиональных участников рынка для непрофессио-

нальной аудитории лаги инфляции оказались крайне важны. В этом смысле инфляционные ожидания населения носят адаптивный характер.

Результаты моделирования инфляционных ожиданий населения склоняют к выводу о том, что потребители, скорее всего, не опираются на новости за весь прошлый месяц при формировании ответа на опрос «инФОМ». Поэтому интересно проверить гипотезу о «короткой памяти» потребителей: возможно, на их инфляционные ожидания влияют лишь самые последние новости (например, за текущую неделю).

### Заключение

В условиях усиливающейся роли коммуникационной политики центральных банков и растущей значимости информационной среды понимание механизмов трансляции новостей в инфляционные ожидания агентов приобретает особую важность.

В исследовании используется масштабный массив данных – собраны почти 3 млн новостных публикаций из крупнейших российских информационных ресурсов, проведена их аккуратная предобработка, построены тематические индикаторы новостного фона, отражающие интенсивность упоминания ключевых тем, связанных с инфляцией, политикой, кризисами и деятельностью Банка России.

В статье применена байесовская методология оценивания, позволяющая не только получать точечные оценки, но и интерпретировать всю апостериорную неопределенность по каждому из параметров. Построено несколько различных моделей: с двумя целевыми переменными – инфляционными ожиданиями профессиональной аудитории (BEIR) и населения (опросы «инФОМ») – и на двух временных подвыборках – до и после 2022 г. Такой подход позволяет учесть возможные структурные сдвиги в восприятии информации различными группами агентов.

Для профессиональной аудитории показано, что до 2022 г. новостной поток на тему «инфляция» способствовал росту ожиданий, в то время как новости политического характера снижали волатильность ожиданий, что может свидетельствовать о наличии доверия к политическим институтам. При этом упоминания Банка России не имели значимого влияния. Напротив, в 2023–2024 гг. новости, касающиеся Банка России, стали значимо снижать уровень инфляционных ожиданий. Это может интерпретироваться как рост доверия рынка к действиям и коммуникационной политике монетарных властей – крайне позитивный сигнал с точки зрения эффективности ДКП.

Что касается инфляционных ожиданий населения, то полученные результаты указывают на отсутствие значимого влияния новостей. Вместо этого ключевую роль играют лаги фактической инфляции, что подтверждает адаптивный характер формирования ожиданий в этой группе. Этот результат согласуется с выводами ученых [13], которые подчеркивают ограниченность восприимчивости домохозяйств к официальной риторике и информационным сигналам.

Таким образом, ключевое различие между профессиональной и непрофессиональной аудиторией состоит в том, что у первой инфляционные ожидания чувствительны к новостному фону, а их динамика и волатильность изменяются в зависимости от характера новостей, тогда как у второй ожидания в первую очередь определяются лагами фактической инфляции. Это подтверждает наличие информационного канала влияния на ожидания профессионалов и адаптивного характера ожиданий домохозяйств.

Использованный метод выделения тем на основе регулярных выражений обеспечивает высокую интерпретируемость индикаторов, однако вносит элемент субъективности: составленные словари могут не охватывать всех релевантных ключевых слов или, наоборот, включать термины,

лишь косвенно относящиеся к теме. В дальнейшем интересно провести аналогичное исследование с использованием альтернативных подходов: эмбедингов и автоматического тематического моделирования.

В итоге исследование делает важный вклад в понимание роли информацион-

ной среды в формировании инфляционных ожиданий в России, выделяя различия в восприятии информации профессиональными участниками и широкой аудиторией, а также демонстрируя эволюцию влияния ключевых тем до и после 2022 г.

### Список литературы

1. Гаврилов В., Иванов М. А., Клачкова О. А., Королев В. Ю., Рощина Я. А. Влияние тематических новостных потоков на компоненты волатильности фондового рынка России // Вестник Института экономики Российской академии наук. – 2022. – № 2. – С. 93–111.
2. Голощанова И. О. Разработка методики построения высокочастотных индикаторов экономических ожиданий населения на основе больших данных (на примере инфляционных ожиданий) : дис. ... канд. экон. наук. – М., 2018.
3. Голощанова И. О., Андреев М. Л. Оценка инфляционных ожиданий российского населения методами машинного обучения // Вопросы экономики. – 2017. – № 6. – С. 71–93.
4. Жемков М. И., Кузнецова О. С. Измерение инфляционных ожиданий участников финансового рынка в России // Вопросы экономики. – 2017. – № 10. – С. 111–122.
5. Инфляционные ожидания и потребительские настроения. Информационно-аналитический комментарий. – 2020. – № 4 (40).
6. Матевосова А. М. Исследование инфляционных ожиданий российского населения в условиях санкций на основе больших данных // Вестник Института экономики Российской академии наук. – 2023. – № 5. – С. 181–200.
7. Петрова Д. А. Оценка инфляционных ожиданий на основе интернет-данных // Прикладная эконометрика. – 2022. – № 2 (66). – С. 25–38.
8. Baker S. R., Bloom N., Davis S. J. Measuring Economic Policy Uncertainty // The Quarterly Journal of Economics. – 2016. – Vol. 131. – N 4. – P. 1593–1636.
9. Bollerslev T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity // Journal of Econometrics. – 1986. – Vol. 31. – N 3. – P. 307–327.
10. Chen M.-H., Shao Q.-M. Monte Carlo Estimation of Bayesian Credible and HPD Intervals // Journal of Computational and Graphical Statistics. – 1999. – Vol. 8. – N 1. – P. 69–92.
11. Coibion O., Gorodnichenko Y., Weber M. Monetary Policy Communications and Their Effects on Household Inflation Expectations // Journal of Political Economy. – 2022. – Vol. 130. – N 6. – P. 1537–1584.
12. Creal D., Koopman S. J., Lucas A. Generalized Autoregressive Score Models with Applications // Journal of Applied Econometrics. – 2013. – Vol. 28. – N 5. – P. 777–795.
13. Erokhin A., Klachkova O. Influence of Readability and Tone of Bank of Russia Text on Inflation Expectations // Russian Journal of Money and Finance. – 2024. – Vol. 83. – N 4. – P. 27–47.
14. Francq C., Sucarrat G. An Exponential Chi-Squared QMLE for Log-GARCH Models Via the ARMA Representation // Journal of Financial Econometrics. – 2018. – Vol. 16. – N 1. – P. 129–154.
15. Francq C., Wintenberger O., Zakoïan J.-M. GARCH Models without Positivity Constraints: Exponential or log GARCH? // Journal of Econometrics. – 2013. – Vol. 177. – N 1. – P. 34–46.
16. Harvey A., Chakravarty T. Beta-t(E)GARCH. – Cambridge : University of Cambridge, 2008.

17. Hoffman M. D., Gelman A. The No-U-Turn Sampler: Adaptively Setting Path Lengths in Hamiltonian Monte Carlo // *Journal of Machine Learning Research*. – 2014. – Vol. 15. – P. 1593–1623.

18. Nelson D. B. Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach // *Econometrica*. – 1991. – Vol. 59. – N 2. – P. 347.

## References

1. Gavrilov V., Ivanov M. A., Klachkova O. A., Korolev V. Yu., Roshchina Ya. A. Vliyaniye tematicheskikh novostnykh potokov na komponenty volatilnosti fondovogo rynka Rossii [The Impact of Subject News Flows on Volatility Components of Stock Market in Russia]. *Vestnik Instituta ekonomiki Rossiyskoy akademii nauk* [Bulletin of the Institute of Economics of the Russian Academy of Sciences], 2022, No. 2, pp. 93–111. (In Russ.).

2. Goloshchapova I. O. Razrabotka metodiki postroeniya vysokochastotnykh indikatorov ekonomicheskikh ozhidaniy naseleniya na osnove bolshikh dannykh (na primere inflyatsionnykh ozhidaniy). Diss. kand. ekon. nauk [Developing Methodology of Building High-Frequency Indicators of Economic Expectations of Population on the Basis of Big Data (illustrated by Inflation Expectations). PhD econ. sci. diss.]. Moscow, 2018. (In Russ.).

3. Goloshchapova I. O., Andreev M. L. Otsenka inflyatsionnykh ozhidaniy rossiyskogo naseleniya metodami mashinnogo obucheniya [Assessing Inflation Expectations of Russian Population by Methods of Machine Learning]. *Voprosy ekonomiki* [Issues of Economics], 2017, No. 6, pp. 71–93. (In Russ.).

4. Zhemkov M. I., Kuznetsova O. S. Izmerenie inflyatsionnykh ozhidaniy uchastnikov finansovogo rynka v Rossii [Assessing Inflation Expectations of Finance Market Participants in Russia]. *Voprosy ekonomiki* [Issues of Economics], 2017, No. 10, pp. 111–122. (In Russ.).

5. Inflyatsionnye ozhidaniya i potrebitelskie nastroyeniya. Informatsionno-analiticheskiy kommentariy [Inflation Expectations and Customer Feelings. Information and Analytical Comments], 2020, № 4 (40). (In Russ.).

6. Matevosova A. M. Issledovanie inflyatsionnykh ozhidaniy rossiyskogo naseleniya v usloviyakh sanktsiy na osnove bolshikh dannykh [Studying Inflation Expectation of Russian Population in Conditions of Sanctions on the Basis of Big Data]. *Vestnik Instituta ekonomiki Rossiyskoy akademii nauk* [Bulletin of the Institute of Economics of the Russian Academy of Sciences], 2023, No. 5, pp. 181–200. (In Russ.).

7. Petrova D. A. Otsenka inflyatsionnykh ozhidaniy na osnove internet-dannykh [Assessing Inflation Expectations on the Basis of Internet-Data]. *Prikladnaya ekonometrika* [Applied Econometrics], 2022, No. 2 (66), pp. 25–38. (In Russ.).

8. Baker S. R., Bloom N., Davis S. J. Measuring Economic Policy Uncertainty. *The Quarterly Journal of Economics*, 2016, Vol. 131, No. 4, pp. 1593–1636.

9. Bollerslev T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 1986, Vol. 31, No. 3, pp. 307–327.

10. Chen M.-H., Shao Q.-M. Monte Carlo Estimation of Bayesian Credible and HPD Intervals. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 1999, Vol. 8, No. 1, pp. 69–92.

11. Coibion O., Gorodnichenko Y., Weber M. Monetary Policy Communications and Their Effects on Household Inflation Expectations. *Journal of Political Economy*, 2022, Vol. 130, No. 6, pp. 1537–1584.

12. Creal D., Koopman S. J., Lucas A. Generalized Autoregressive Score Models with Applications. *Journal of Applied Econometrics*, 2013, Vol. 28, No. 5, pp. 777–795.

13. Erokhin A., Klachkova O. Influence of Readability and Tone of Bank of Russia Text on Inflation Expectations. *Russian Journal of Money and Finance*, 2024, Vol. 83, No. 4, pp. 27–47.

14. Francq C., Sucarrat G. An Exponential Chi-Squared QMLE for Log-GARCH Models Via the ARMA Representation. *Journal of Financial Econometrics*, 2018, Vol. 16, No. 1, pp. 129–154.
15. Francq C., Wintenberger O., Zakoïan J.-M. GARCH Models without Positivity Constraints: Exponential or log GARCH? *Journal of Econometrics*, 2013, Vol. 177, No. 1, pp. 34–46.
16. Harvey A., Chakravarty T. Beta-t(E)GARCH. Cambridge, University of Cambridge, 2008.
17. Hoffman M. D., Gelman A. The No-U-Turn Sampler: Adaptively Setting Path Lengths in Hamiltonian Monte Carlo. *Journal of Machine Learning Research*, 2014, Vol. 15, pp. 1593–1623.
18. Nelson D. B. Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. *Econometrica*, 1991, Vol. 59, No. 2, p. 347.

Поступила: 11.07.2025

Принята к печати: 15.10.2025

#### Сведения об авторах

##### **Михаил Алоизович Иванов**

ассистент кафедры математических методов анализа экономики экономического факультета МГУ имени М. В. Ломоносова.  
Адрес: ФГБОУ ВО «Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова», 119991, Москва, Ленинские горы, д. 1, стр. 51.  
E-mail: mia.m5@yandex.ru

##### **Ольга Александровна Клачкова**

кандидат экономических наук, доцент кафедры математических методов анализа экономики экономического факультета МГУ имени М. В. Ломоносова.  
Адрес: ФГБОУ ВО «Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова», 119991, Москва, Ленинские горы, д. 1, стр. 51.  
E-mail: sparrow889@gmail.com  
ORCID: 0000-0002-5300-7930

#### Information about the authors

##### **Mikhail A. Ivanov**

Assistant Professor of the Department for Mathematical Methods of Economic Analysis, Faculty of Economics of the Lomonosov Moscow State University.  
Address: Lomonosov Moscow State University, building 51, 1 Leninskie Gory, Moscow, 119991, Russian Federation.  
E-mail: mia.m5@yandex.ru

##### **Olga A. Klachkova**

PhD, Associate Professor of the Department for Mathematical Methods of Economic Analysis, Faculty of Economics of the Lomonosov Moscow State University.  
Address: Lomonosov Moscow State University, building 51, 1 Leninskie Gory, Moscow, 119991, Russian Federation.  
E-mail: sparrow889@gmail.com  
ORCID: 0000-0002-5300-7930