

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ИНФЛЯЦИОННЫХ ПРОЦЕССОВ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ

Дернин Д.А. (ВШМ СПбГУ)

Научный руководитель – кандидат экономических наук, доцент Соболева Е.Н.
(ТГУ)

Введение. Сегодня большинство центральных банков реализует режим инфляционного таргетирования, стремясь стабилизировать инфляцию на низком, но положительном уровне в среднесрочной перспективе. При данном режиме, который предполагает установление центральным банком конкретной количественной цели по инфляции и проведение монетарной политики для ее достижения, ключевую роль играют инфляционные ожидания экономических агентов, влияющие на их потребительское и инвестиционное поведение. Ценовые ожидания, привязанные к заявленной цели центрального банка, помогают поддерживать ценовую стабильность, а также повышают эффективность монетарной политики. Однако точная и своевременная оценка инфляционных ожиданий по-прежнему является большим вызовом для экономической науки. Традиционные модели, основанные на официальных опросах потребителей и фирм, среди которых Индекс восприятия инфляции, Индекс потребительских настроений, Индикатор бизнес-климата, обладают такими недостатками, как ограниченность выборки, запаздывание данных и редкость проведения и публикации результатов – ежеквартально или ежемесячно. Оценки инфляционных ожиданий рынка (инфляционные свопы, форвардные инфляционные ставки) хотя и доступны с большей частотностью, не в полной мере отражают ожидания из-за изменяющейся во времени премии за риск и характеристики контрактов, на которых они основаны [3].

С развитием методов машинного обучения и текстового анализа все более актуальными становятся альтернативные способы оценки инфляционных ожиданий на основе информации из медиа, в особенности – из социальных сетей. При формировании инфляционных ожиданий люди полагаются на определенные общие источники информации, главным из которых являются СМИ. В данном контексте выделяются работы таких авторов, как С. Angelico, J. Marucci [3], которые создают индекс инфляционных ожиданий, используя сообщений в Twitter, а также исследование В. Щербакова и др. [4], в котором рассматриваются восходящие и нисходящие инфляционные тренды в Омской области на основании данных социальной сети ВКонтакте. Данная работа дополняет существующий корпус исследований, применяя сообщения из новостных каналов социальной сети Telegram в качестве основы для анализа инфляционных ожиданий.

Основная часть. В данной работе мы исходим из предпосылки, что негативный или позитивный сигнал, содержащиеся в новостных сообщениях экономической тематики, передается экономическим агентам и формирует их инфляционные ожидания. Эффект новостных сообщений на инфляционные ожидания мы моделируем с помощью созданного нами на основе постов в социальной сети Telegram Индекса настроений экономических новостей (ИНЭН). Для построения индекса мы составляем выборку из всех сообщений в 28 новостных Telegram-каналах, таких как «Медуза», «The Bell», «РБК», «Интерфакс», «Коммерсант», «Russia Today» и других, за период с 1 января 2022 г. по 17 апреля 2024 г., объемом 1 043 000 постов. Для сбора сообщений была использована программа, написанная на Python. Выборка была подвергнута стандартной процедуре предварительной обработки с удалением стоп-слов, редких слов и ненужных символов, и лемматизаций. Для фильтрации сообщений экономической тематики был использован алгоритм семплирования Гиббса для Дирихле-мультиномиального распределения (GSDMM) [5], разработанный специально для коротких, разреженных текстов большой размерности. Важной особенностью данного алгоритма является автоматическое определение количества тематических кластеров. После его применения к составленной выборке было сформировано 27 экономических кластеров и отобрано 89 278 сообщений экономической тематики. Для оценки настроения (сигнала)

выбранных сообщений использовался Тональный словарь русского языка КартаСловСент [2], содержащего 28 197 слов и выражений русского языка. Для каждого слова определена тональная метка (положительная или отрицательная) и скалярное значение силы эмоционального заряда в диапазоне от -1 до 1. Индекс рассчитывается, как сумма эмоциональных зарядов слов в сообщении, деленая на их количество. Низкие значения индекса соответствуют преобладанию негативного настроения в экономически постах, более высокие - преобладанию положительного эмоционального заряда.

Выводы. Для оценки релевантности ИНЭН и его потенциального применения в прогнозных моделях, мы провели сравнение его среднемесячных значений с существующими оценками экономических настроений и инфляционных ожиданий потребителей и фирм. По коэффициенту корреляции Пирсона ИНЭН сильнее всего связан с Индексом потребительских настроений (0,75), в то время как связь с ожидаемой инфляцией [1] менее выражена. При включении ИНЭН в модель линейной регрессией, где ожидаемый уровень инфляции выступает в роли зависимой переменной, коэффициент при ИНЭН оказался статистически значимым на уровне 5%. Отрицательное значение этого коэффициента, а также коэффициента корреляции между ИНЭН и ожидаемой инфляцией указывают на то, что улучшение настроений экономических сообщений связано со снижением инфляционных ожиданий. Таким образом, Индекс настроений экономических новостей может служить альтернативным высокочастотным индикатором инфляционных ожиданий и быть интегрирован в прогнозные модели различных макроэкономических показателей, в частности - уровня инфляции. Использование данных из социальных сетей позволяет получать высокочастотные оценки инфляционных ожиданий без задержек, связанных с традиционными методами сбора данных. В дальнейшем планируется повысить точность ИНЭН за счет применения больших языковых моделей для оценки настроений сообщений, а также рассчитывать и публиковать индекс на ежедневной основе.

Список использованных источников:

1. Инфляционные ожидания и потребительские настроения / Банк России. [Б.м.], - 2024. - №4 (88). URL: https://www.cbr.ru/analytics/dkp/inflationary_expectations/Infl_exp_24-04/ (дата обращения 01.05.2024).
2. Кулагин Д.И. Открытый тональный словарь русского языка КартаСловСен // Компьютерная лингвистика и интеллектуальные технологии: по материалам ежегодной Международной конференции «Диалог». Москва: Издательство РГГУ. – 2021. – Выпуск 20. – С. 1106–1119. – URL: <https://github.com/dkulagin/kartaslov/blob/master/README.md> (дата обращения 01.04.2024).
3. Angelico C. Can We Measure Inflation Expectations Using Twitter? / C. Angelico, J. Marcucci, M. Miccoli, F. Quarta // Bank of Italy Temi di Discussione (Working Papers). – 2021. – N 1318
4. Karpov I. Regional inflation analysis using social network data / V. Shcherbakov, I. Karpov // Economy of Region. – 2024. – Vol. 20, № 4. – P. 1-23
5. Yin J. A Dirichlet Multinomial Mixture Model-Based Approach for Short Text Clustering / J Yin, J. Wang. // Proceedings of the 20th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'14). – Association for Computing Machinery, 2014. – P. 233–242.