

Применение нейронных сетей для оценки доверия населения к центральному банку

Выполнила студентка группы э401:
Матевосова Анастасия Михайловна

Научный руководитель:
д.э.н., доцент Картаев Филипп Сергеевич

МГУ имени М.В. Ломоносова
Экономический факультет

Актуальность и новизна

- Доверие к центральному банку - один из важнейших факторов, влияющих на эффективность ДКП и экономическую конъюнктуру в целом.
- Высокие значения показателя доверия к ЦБ помогают заякорить инфляционные ожидания населения, позволяя ЦБ с меньшими потерями для выпуска и экономической активности достигать цели по инфляции.
- Для повышения эффективности ДКП центральному банку необходимо опираться на показатель доверия в процессе принятия решений, а также контролировать его динамику.
- Предлагается авторская методология построения индикатора доверия к ЦБ, которая ставит перед собой цель построения первого в своём роде индикатора доверия к центральному банку.
- Данная методология опирается на современные методы сентимент-анализа текстовых данных социальных сетей.

Цель и задачи

Цель исследования: оценка динамики доверия населения к центральному банку посредством построения индикатора на основе сентимент-анализа социальной сети.

Задачи

1. Выделить факторы формирования доверия к центральному банку на основе анализа теоретических и эмпирических исследований.
2. Проанализировать достоинства и недостатки существующих способов количественного измерения доверия к ЦБ.
3. Определить преимущества использования технологий обработки естественного языка (NLP) для измерения доверия к центральному банку.
4. Разработать методологию для построения индикатора доверия к ЦБ на основе сентимент-анализа текстов комментариев.
5. Сравнить различные подходы на основе классических алгоритмов машинного обучения и нейронных сетей, в том числе больших языковых моделей (LLMs), для решения задачи классификации комментариев пользователей по тональности в рамках одного из этапов методологии.
6. Апробировать методологию посредством построения индикатора доверия населения к Банку России на основе собранных комментариев пользователей социальной сети ВКонтакте.
7. Проверить релевантность и устойчивость индикатора доверия к ЦБ.
8. Выделить сферы применения предлагаемого индикатора доверия к ЦБ.

1.1. Роль и факторы формирования доверия к ЦБ

Определение доверия к центральному банку:

- «субъективная оценка вероятности того, что фактический уровень инфляции будет совпадать с тем уровнем, который предсказывают государственные власти» [Гуров, Лолейт, 2011, с. 60]
- «вера в то, что центральный банк, являющийся агентом в отношениях принципал-агент, выполнит заявленные им цели перед своими принципалами, то есть гражданами» [Ehrmann et al., 2013, с. 782]

Увеличение доверия снижает величину и неопределённость инфляционных ожиданий, закоривая их на цели по инфляции [Christelis et al., 2020]

Факторы формирования доверия к ЦБ и инфляционных ожиданий	
Финансовая грамотность	[Bruine de Bruin et al., 2010; Christelis et al., 2020]
Осведомлённость о целях ЦБ	[Ehrmann et al., 2013; Cruijssen, Jansen, 2015; Christelis et al., 2020]
Информированность об инструментах ДКП	[Brouwer, de Haan, 2022]
Прозрачность ДКП	[Картаев, Тубденов, 2021; Евстигнеева и др., 2022; Apel Grimaldi, 2014] [Blinder et al., 2008; Yudaeva, 2018; Картаев, Леденёва, 2021]
Ясность коммуникаций и адресность	[Evstigneeva, Sidorovskiy, 2021; Ferrara, Angino, 2022] [Blinder et al., 2024]

Также на доверие к ЦБ и инфляционные ожидания индивида влияют:

- Новости СМИ [Caroll, 2003; Larsen et al., 2020; Евстигнеева, Карпов, 2023]
- Социально-экономические характеристики индивида [Bruine de Bruin et al., 2010; Ehrmann et al., 2013; Cruijssen, Jansen, 2015]
- Макроэкономическая конъюнктура [Wälti, 2012; Ehrmann et al., 2013]

1.2 Стандартные способы оценки доверия к ЦБ на основе опросов

Преимущества подходов на основе социологических опросов:

- Репрезентативность выборки населения
- Возможность изучения влияния индивидуальных характеристик и ответов на другие вопросы

Недостатки подходов на основе социологических опросов:

- Высокая чувствительность результатов к постановке и структуре вопросов
- Несопоставимость показателей при изменении условий опроса
- Высокие организационные издержки и финансовые затраты
- Низкая частота измерения

Практика оценки доверия к ЦБ на основе социологических опросов:

- Опрос ФОМ по заказу Банка России: раздел периодического мониторинга «Отношение к Банку России»
«Если говорить в целом, то Вы доверяете Банку России или не доверяете?», – «доверяю», «не доверяю», «затрудняюсь ответить»

«А как, по Вашему мнению, Банк России справляется с регулированием инфляции – очень хорошо, хорошо, удовлетворительно, плохо или очень плохо?»
- Опрос Евробарометра
Вопрос о доверии к ЕЦБ (3 варианта ответа: «доверяю» / «не доверяю» / «не знаю»)
- Опрос компании Ipsos, проводимый от имени Банка Англии
«Насколько вы удовлетворены или недовольны тем, как Банк Англии выполняет свою работу по установлению процентных ставок для контроля инфляции?» – «очень/вполне (не) удовлетворён»/ «не испытываю удовлетворённости/неудовлетворённости» / «не знаю»)
- Опрос американской компании Gallup *Вопрос о доверии к ФРС*
- Специальные онлайн-опросы голландских домохозяйств
Оценка уровня доверия к ЕЦБ по шкале от 0 до 10 [Christelis et al., 2021]

Чистое доверие к ЦБ = доля респондентов, доверяющих ЕЦБ – доля респондентов, не доверяющих ЕЦБ [Ehrmann et al., 2013]

2.1 Измерение экономических показателей с использованием методов обработки и анализа текстовых данных

- Подходы на основе правил и ключевых выражений для измерения инфляционных ожиданий на основе данных социальных сетей [Голощапова, Андреев, 2017; Aromí et al., 2020; Angelico et al., 2022; Матевосова, 2024]
- Сентимент-анализ комментариев с использованием классических моделей машинного обучения для оценки неопределённости инфляционных ожиданий [Голощапова, Андреев, 2017]
- Применение нейронных сетей для оценки ясности коммуникаций [Evstigneeva, Sidorovskiy, 2021]
- Использование больших языковых моделей [Huang et al., 2023; Kirtac, Germano, 2024; Ardekani, 2024; Alonso-Robisco, 2023; Pfeifer, Marohl, 2023].

Преимущества подходов на основе больших текстовых данных для построения экономических показателей:

- + Оперативность измерения (в режиме реального времени)
- + Низкие издержки осуществления расчетов
- + Широкий охват аудитории -> репрезентативность
- + Возможности пересчёта показателей в прошлом при корректировки методологии
- + Возможность высокочастотной оценки показателей и построения моделей на их основе [Матевосова, 2024]
- + Потенциал для выявления новых явлений и эффектов

2.2 Сравнение методов обработки текстовых данных

Классические алгоритмы машинного обучения

- Простота (+/-)
- Для них хорошо работают векторные представления на основе частоты встречаемости слов. Недостатки использования таких способов векторизации:
 - Высокая размерность
 - Разреженность
 - Низкая обобщающая способность
 - Потеря информации о порядке слов
 - Потеря семантической информации
- Для хорошего качества необходим большой набор обучающих данных (-)

Классические архитектуры нейронных сетей

- Получение плотных (+) векторных представлений с учётом семантической близости (+)
- Статичность векторных представлений (-)
- Рекуррентные нейронные сети: подходят для работы с последовательными данными (+)
 - RNN: проблема взрыва и затухания градиентов (-)
 - GRU, LSTM: решение проблемы взрыва и затухания градиентов (+); учёт краткосрочных и долгосрочных зависимостей (+)
- При малом объёме обучающих данных возможно переобучение (-)
- Проблемы с распараллеливанием (-)

Современные нейронные сети Большие языковые модели

- Формирование контекстных эмбеддингов (+)
- Архитектура «Трансформер»
 - self-attention: взаимосвязи между токенами (+)
 - multi-head attention: фокус на разных частях предложения, учёт различных видов взаимосвязей между токенами (+)
 - Позиционное кодирование (+)
- Предварительное обучение требует больших вычислительных ресурсов и данных (-)
- Подход трансферного обучения (+)
- Для хорошего качества не требуется большого объёма размеченных данных (+)

2.3 Применение LLM в экономических исследованиях, в частности для задач классификации

- Разработка модели FinBERT для применения LLM в области финансовых текстов [Huang et al., 2023].
Сравнение словарного подхода, RF, SVM, NB, CNN, LSTM, BERT, FinBERT
- Применение LLM для учёта новостных настроений при прогнозировании доходностей акций и составлении торговых стратегий [Kirtac, Germano, 2024].
Сравнение словарного подхода, FinBERT, BERT, OPT
- Модель FinSentGPT для оценки настроений финансовых текстов, полученная на основе тонкой настройки GPT-модели применительно к финансовым текстам [Ardekani, 2024].
Сравнение TF-IDF+Линейная регрессия и fine-tuned GPT-3
- Анализ отношения центральных банков к цифровым валютам с помощью LLMs [Alonso-Robisco, 2023].
Сравнение словарного подхода, BERT, ChatGPT
- Разработка модели CentralBankRoBERTa, которая включает многоклассовый классификатор для выявления адресата сообщения центрального банка и бинарный классификатор оценки тональности сообщения [Pfeifer, Marohl, 2023].
Сравнение NB, RF, LSTM, SVM, BERT, FinBERT, XLNet, RoBERTa

3.1 Авторская методология построения индикатора доверия к ЦБ (Этапы 1-2)

Первый этап: формирование репрезентативной выборки СМИ, публикующих новости экономической тематики с открытой возможностью комментирования.

Второй этап:

2.1) На основе сформированного набора ключевых слов производится отбор новостных постов, соответствующих экономической тематике, в официальных группах рассматриваемых СМИ в социальной сети. Затем производится сбор комментариев к выделенной группе новостных постов экономической тематики.

2.2) На основе составленного набора ключевых выражений производится отбор новостных постов, содержащих упоминание центрального банка, в официальных группах рассматриваемых СМИ в социальной сети. После этого к выделенной группе новостных постов с упоминанием ЦБ собираются комментарии.

[Матевосова, 2025]

3.1 Авторская методология построения индикатора доверия к ЦБ (Этапы 3-4)

Третий этап:

3.1) На основе методов текстовой обработки данных и машинного обучения рассчитываются показатели тональности собранных комментариев к постам на экономические темы. Их значения приводятся на отрезок от -1 до 1 и усредняются в рамках рассматриваемых временных единиц. Тем самым получается временной ряд $tonality_{ec}$.

3.2) Аналогичным образом на основе методов текстовой обработки данных и машинного обучения производится расчёт временного ряда показателя тональности комментариев, собранных к постам с упоминанием ЦБ, $tonality_{cb}$.

Четвёртый этап:

Производится расчёт искомого индикатора доверия к ЦБ, как разность между тональностью комментариев к постам с упоминанием ЦБ и тональностью комментариев к постам на экономические темы, приведённая к отрезку [0,1]:

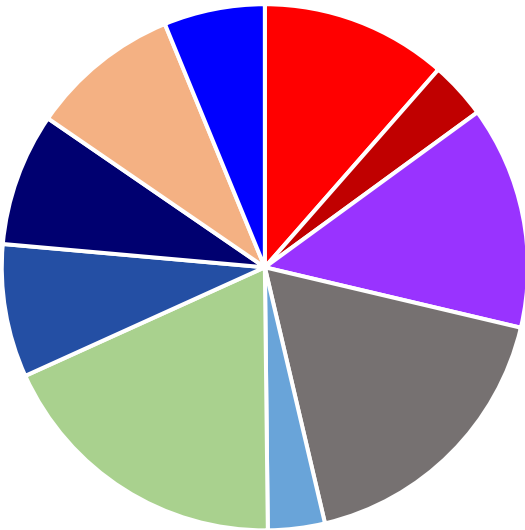
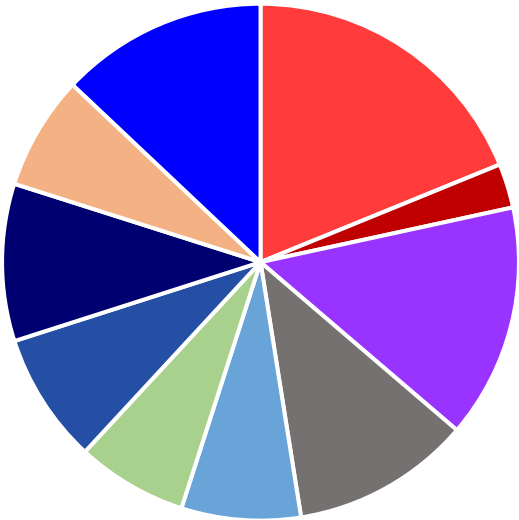
$$credibility_{indicator} = \frac{tonality_{cb} - tonality_{ec}}{4} + \frac{1}{2}$$

3.2 Сбор данных

Данные были собраны с помощью написанной автором программы на *Python* с использованием библиотеки *request* и методов *VK API*

	Комментарии к постам на экономические темы	Комментарии к постам с упоминанием ЦБ
Ключевые слова для отбора постов (+ однокоренные слова в любых словоформах)	<i>инфляция, экономика, кредит, валюта, рубль, цена</i>	<i>банк россии, цб, центробанк, центральный банк</i>
Число собранных комментариев	200 471	74 533

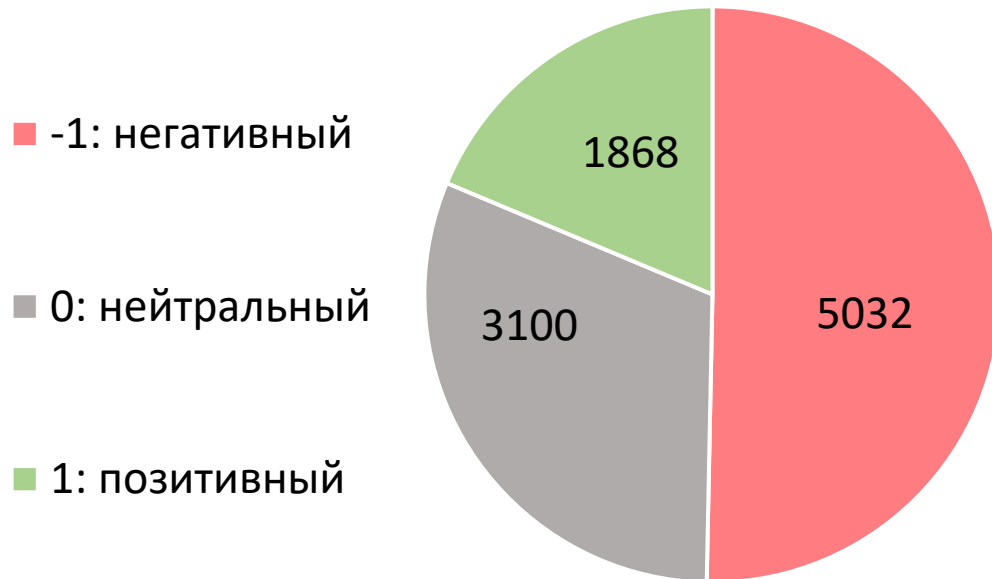
- aif_ru
- expert_ru
- izvestia
- kommersant
- mk_ru
- rbc
- ria
- tassagency
- vedomosti
- vesti



Источник: составлено автором

3.3 Постановка задачи классификации и выбор метрик

**Распределение 10 000
размеченных комментариев по
классам эмоционального окраса**



Выбор метрики: Quadratic Weighted Kappa

$$QWK = 1 - \frac{\sum_{i,j} w_{i,j} O_{i,j}}{\sum_{i,j} w_{i,j} E_{i,j}}, \text{ где } w_{i,j} = \frac{(i-j)^2}{(N-1)^2}$$

$O_{i,j}$ – наблюдаемая частота пары фактического (i) и предсказанного класса (j)

$E_{i,j}$ – ожидаемая частота пары (i, j)

Преимущества Quadratic Weighted Kappa:

- Учитывает порядок классов, сильнее штрафует за большие разногласия
- Нормирует степень согласия относительно случайного

3.4 Сравнение моделей: классические алгоритмы машинного обучения

Модель	Предобработка текста, векторизация	Гиперпараметры (не по умолчанию)
Multinomial NB	Предобработка + Bag of Words	-
Logistic Regression	Предобработка + TF-IDF	C: 10, solver: 'saga'
Support Vector Classifier		kernel: 'linear', probability: True
Random Forest		n_estimators=500, n_jobs= -1, min_samples_split = 2
XGBoost		n_estimators = 800, learning_rate = 0.15, max_depth = 7

3.4 Сравнение моделей: классические архитектуры нейронных сетей

Архитектура	CNN	GRU	LSTM
Слои	Embedding (<i>vocab_size, embedding_dim = 32, input_length = 200</i>)		
	Conv1D (<i>filters=128, kernel_size=3, activation='relu'</i>), GlobalMaxPooling1D ()	GRU (<i>128, dropout=0.2, recurrent_dropout=0.2</i>)	LSTM (<i>128, dropout=0.2, recurrent_dropout=0.2</i>)
	Dense (<i>3, activation=softmax</i>)		
Обновляемые параметры	457 635	507 427	527 651

3.4 Сравнение моделей: современные нейронные сети

Энкодерная модель RuBERT

Тонкая настройка RuBERT	Fine-tuned RuBERT (1000)	Fine-tuned RuBERT (7000)
Число используемых размеченных комментариев	1000	7000
Размер батча	32	32
Скорость обучения	3e-5	1e-5
Число эпох	3	2
Параметр регуляризации (weight decay)	0.01	0.01

Источник: составлено автором

Генеративные большие языковые модели: Zero-shot подход

- Классификатор на основе YandexGPT Pro

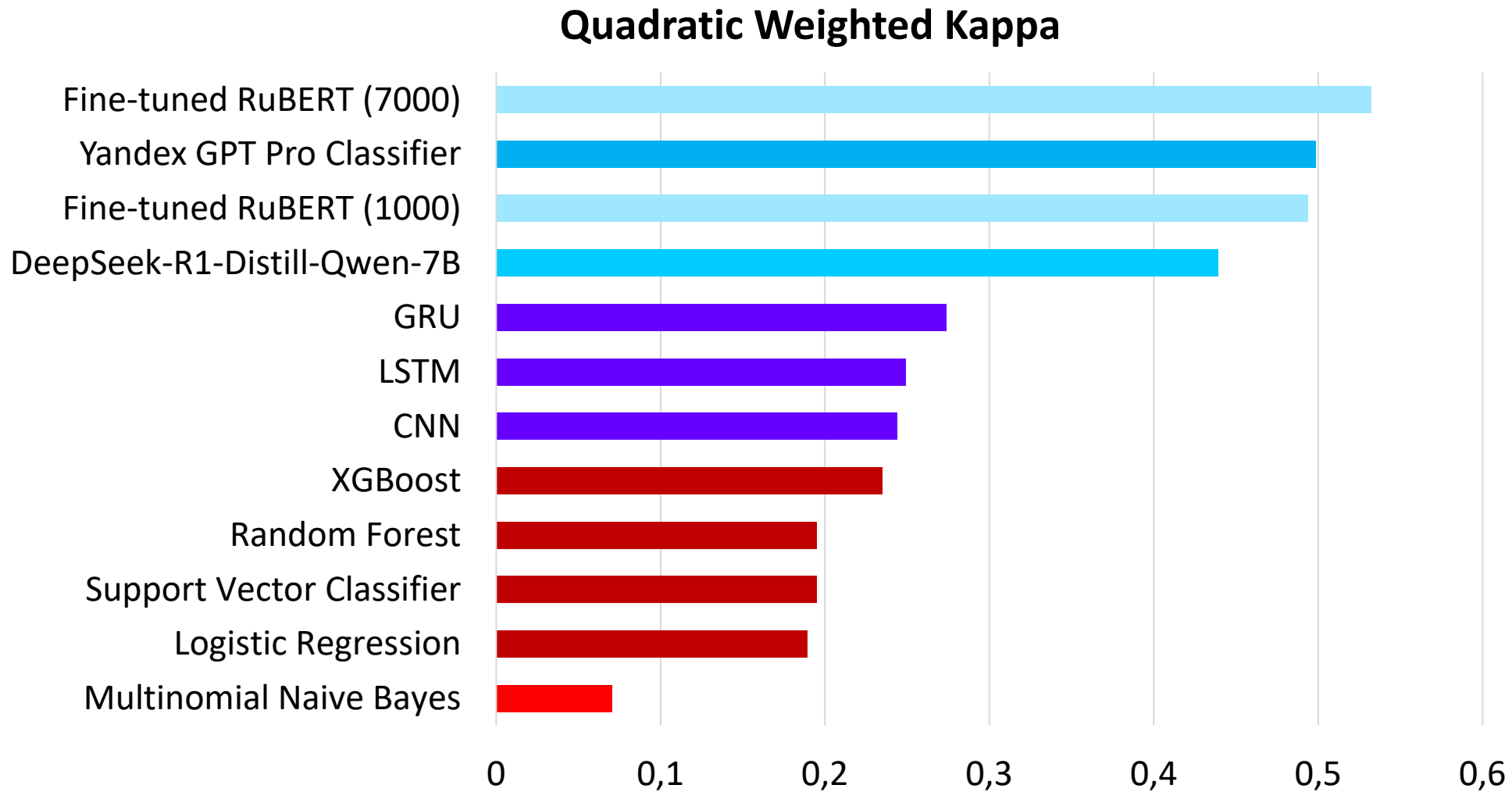
```
model = sdk.models.text_classifiers("yandexgpt").configure(
    task_description="определи тип эмоционального окраса комментария",
    labels=["негативный", "нейтральный", "позитивный"],
)
```

- DeepSeek-R1-Distill-Qwen-7B

```
prompt1 = (
    f"What is the sentiment expressed in the following comment?"
    f"Select sentiment value from positive, negative, or neutral. "
    f"Return only the sentiment value in small letters.\n\n"
    f"comment: "
)
```

```
{'comment': 'ну на самом деле то что индия нам дружелюбна, сильно облегчает нам жизнь'},
 'Model answer': 'Okay, I need to determine the sentiment of the comment "ну на самом деле то что индия нам дружелюбна, сильно облегчает нам жизнь" and choose between positive, negative, or neutral. First, I\'ll translate the comment to understand it better. The sentence translates to "Well, actually, that India is friendly, it really lightens our lives." \n\nBreaking it down, the speaker is expressing that having friendly neighbors, specifically India, makes their life easier. The use of "lightens our lives" suggests ease and comfort, which is a positive sentiment. There are no negative words or expressions, so it\'s not negative. It\'s straightforward and conveys a positive feeling about the relationship with India. Therefore, the sentiment is positive.\n</think>\n\npositive'}
```

3.4 Сравнение моделей

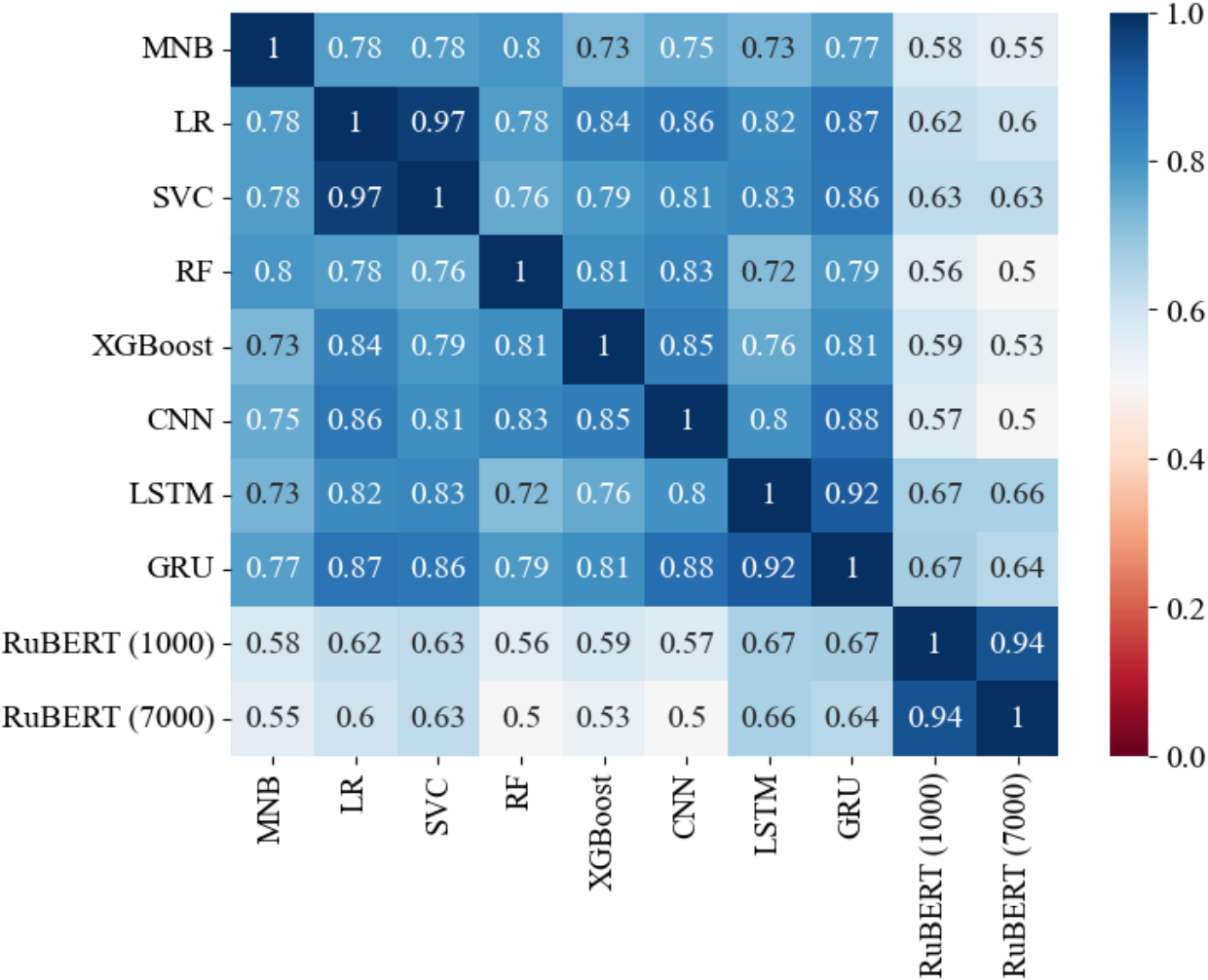


Источник: составлено автором

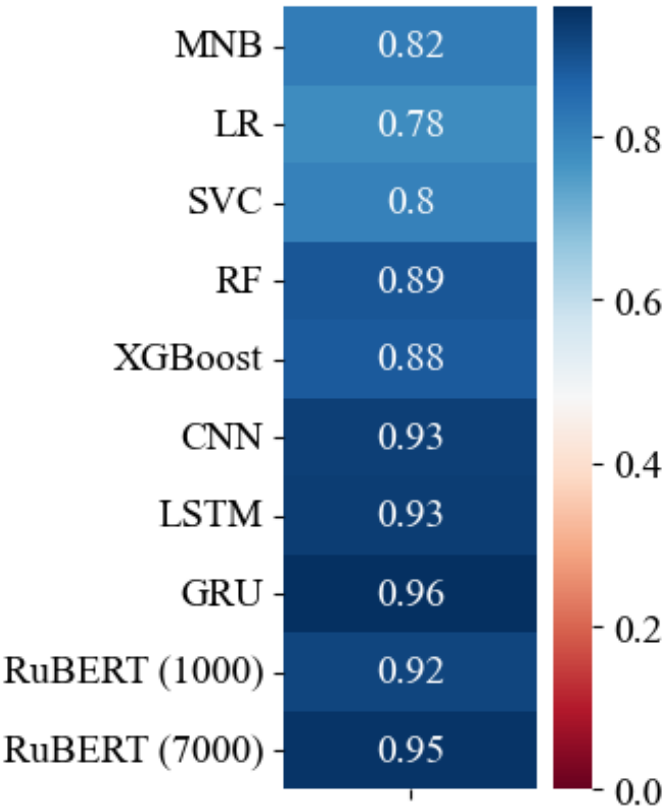
3.5 Проверка устойчивости индикатора доверия к ЦБ

Корреляция между индикаторами ежемесячной частоты

Устойчивость к выбору модели sentiment-анализа



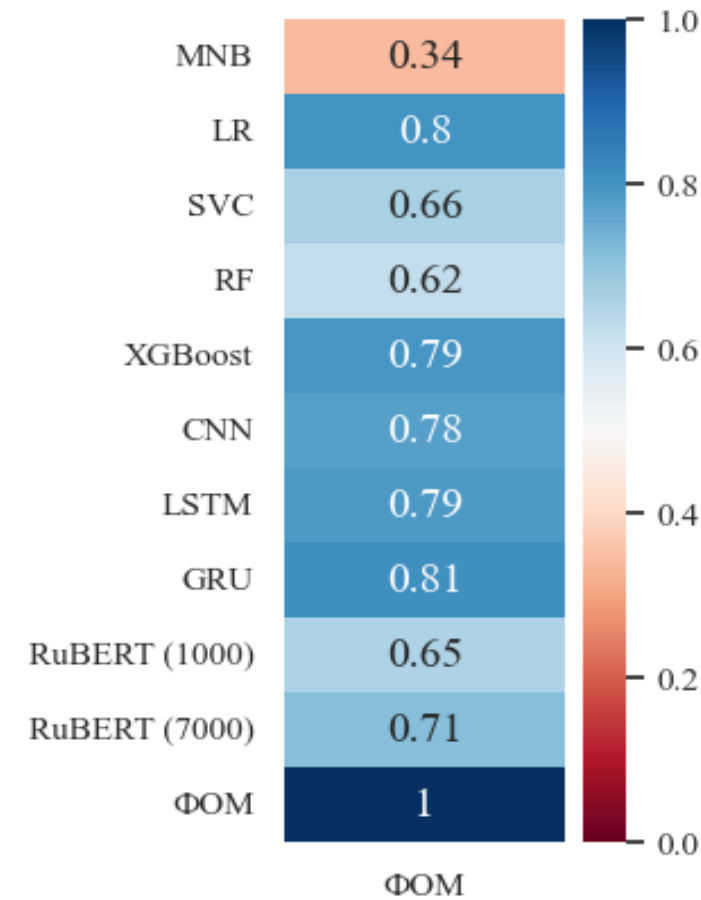
Устойчивость к способу формирования единого показателя тональности



Источник: составлено автором

3.5 Проверка релевантности индикатора доверия к ЦБ

Корреляция на годовом уровне с оценкой на основе опроса ФОМ в тот же год



Свидетельство в пользу релевантности индикатора на высокочастотном уровне:

Рост индикатора доверия населения к ЦБ при прочих равных значительно снижает инфляционные ожидания с лагом в две недели

[Матевосова, 2025]

Чистое доверие к ЦБ (ФОМ) = доля респондентов, доверяющих ЦБ – доля респондентов, не доверяющих ЦБ

Результаты

- Проанализированы недостатки существующих способов измерения доверия к ЦБ на основе социологических опросов, а также перспективы использования технологий анализа больших текстовых данных.
- Предложена методология построения индикатора доверия к центральному банку на основе sentiment-анализа комментариев пользователей социальной сети.
- Осуществлена апробация методологии посредством построения индикатора доверия населения к Банку России.
- Произведено сравнение различных подходов к sentiment-анализу: классических алгоритмов машинного обучения, классических архитектур нейронных сетей и современных нейронных сетей, в том числе больших языковых моделей.
- По результатам сравнения различных подходов продемонстрированы преимущества использования нейронных сетей, наибольшую эффективность показал подход на основе тонкой настройки модели RuBERT.
- Построена и опубликована модель EconComments-RuBERT-sentiment для sentiment-анализа комментариев экономической тематики на русском языке, полученная посредством тонкой настройки RuBERT.
- Произведена проверка релевантности и устойчивости индикатора доверия к ЦБ.

Использование предлагаемого индикатора центральным банком может способствовать улучшению качества коммуникаций и повышению эффективности решений по денежно-кредитной политике

Литература (I)

1. Голощапова И. О., Андреев М. Л. Оценка инфляционных ожиданий российского населения методами машинного обучения // Вопросы экономики. – 2017. – № 6. – С. 71–93.
2. Грищенко В., Кадрева О., Поршаков А., Чернядьев Д. Оценка заякоренности инфляционных ожиданий для России: аналитическая записка. – Москва: Банк России, 2022.
3. Гуров И. Н., Лолейт А. С. Процесс формирования инфляционных ожиданий в условиях информационной экономики // Деньги и кредит. – 2011. – № 1. – С. 57-66.
4. Евстигнеева А., Щадилова Ю., Сидоровский М. Роль коммуникации и информационных факторов в возникновении сюрпризов денежно-кредитной политики Банка России // Банк России. Серия докладов об экономических исследованиях. – 2022. – № 99.
5. Евстигнеева А., Карпов Д. Влияние негативных новостей на восприятие инфляции населением // Банк России. Серия докладов об экономических исследованиях Банка России. – 2023. – № 111.
6. Картаев Ф. С., Леденева Е. Е. Прозрачность монетарной политики и успешность инфляционного таргетирования // Экономическая политика. – 2021. – Т.16. – № 6. – С. 8–33.
7. Картаев Ф. С., Тубденев В. Г. Прозрачность монетарной политики и эффект переноса валютного курса // Вопросы экономики. – 2021. – № 6. – С. 32–46.
8. Кузнецова О. С., Мерзляков С. А. Коммуникационные каналы Банка России в контексте мирового опыта // Деньги и кредит. – 2015. – № 12. – С. 34–39.
9. Матевосова А.М. Высоочастотное моделирование влияния санкций на инфляционные ожидания российского населения // Вестник Института экономики Российской академии наук. – 2024. – № 4. – С. 139–158.
10. Матевосова А.М. Моделирование доверия к центральному банку на основе сентимент-анализа // Деньги и кредит. – 2025. – Т. 84. – №1. – С. 3–25.
11. Хазанов А. А. О квантификации инфляционных ожиданий Банком России // Деньги и кредит. – 2015. – № 3. – С. 59–63.

Литература (II)

12. Alonso-Robisco A., Carbo J. M. Analysis of CBDC narrative by central banks using large language models // Finance Research Letters. – 2023. – Vol. 58. – Part C.
13. Angelico C., Marcucci J., Miccoli M., Quarta F. Can We Measure Inflation Expectations Using Twitter? // Journal of Econometrics. – 2022. – Vol. 228. – № 2. – P. 259–277.
14. Apel M., Grimaldi M. How Informative are Central Bank Minutes? // Review of Economics. – 2014. – Vol. 65. – № 1. – P. 53–76.
15. Ardekani A. M., Bertz J., Bryce C., Dowling M., Long S.C. FinSentGPT: A universal financial sentiment engine? // International Review of Financial Analysis. – 2024. – Vol. 94. – P. 103291.
16. Aromí J. D., Llada M. Forecasting Inflation with Twitter // Asociación Argentina de Economía Política Working Papers. – 2020. – № 43080.
17. Barro R. J., Gordon D. B. Rules, discretion and reputation in a model of monetary policy // Journal of Monetary Economics. – 1983. – Vol. 12. – № 1. – P. 101–121.
18. Blinder A. S., Ehrmann M., Fratzscher M., de Haan J., Jansen D.-J. Central Bank Communication and Monetary Policy: A Survey of Theory and Evidence // Journal of Economic Literature. – 2008. – Vol. 46. – № 4. – P. 910–945.
19. Blinder A. S., Ehrmann M., de Haan J., Jansen D.-J. Central Bank Communication with the General Public: Promise or False Hope? // Journal of Economic Literature. – 2024. – Vol. 62. – № 2. – P. 425–457.
20. Brouwer N., de Haan J. The Impact of Providing Information about the ECB's Instruments on Inflation Expectations and Trust in the ECB: Experimental Evidence // Journal of Macroeconomics. – 2022. – Vol. 73. – Article 103430.
21. Bruine de Bruin W., Vanderklaauw W., Downs J. S., Fischhoff B., Topa G., Armantier O. Expectations of Inflation: The Role of Demographic Variables, Expectation Formation, and Financial Literacy // Journal of Consumer Affairs. – 2010. – Vol. 44 – №. 2 – P. 381–402
22. Bursian D., Faia E. Trust in the monetary authority // Journal of Monetary Economics. – 2018. – Vol. 98. – Part C. – P. 66–79.

Литература (III)

23. Carroll C. D. Macroeconomic Expectations of Households and Professional Forecasters // Quarterly Journal of Economics. – 2003. – Vol. 118. – № 1. – P. 269–298.
24. Cho K., Van Merriënboer B., Gulcehre C., et al. Learning Phrase Representations Using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation // Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP-2014) – 2014. – arXiv:1406.1078.
25. Christelis D., Georgarakos D., Tullio Jappelli, Maarten van Rooij. Trust in the Central Bank and Inflation Expectations // International Journal of Central Banking. – 2020. – Vol. 16. – № 6. – P. 1–38.
26. Crujsen C.A.B. van der, Jansen D.-J. How Much Does the Public Know about the ECB's Monetary Policy? Evidence from a Survey of Dutch Households // International Journal of Central Banking. – 2015. – Vol. 11 – № 4. – P. 169–218.
27. Devlin J., Chang M. W., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. – 2018. – Vol. 1 – P. 4171–4186.
28. Ehrmann M., Soudan M., Stracca L. Explaining European Union Citizens' Trust in the European Central Bank in Normal and Crisis Times // Scandinavian Journal of Economics. – 2013. – Vol. 115. – № 3. – P. 781–807.
29. Ehrmann M., Georgarakos D., Kenny G. Credibility Gains from Communicating with the Public: Evidence from the ECB's New Monetary Policy Strategy // ECB Working Paper Series. – 2023. – № 2785.
30. Evstigneeva A., Sidorovskiy M. Assessment of Clarity of Bank of Russia Monetary Policy Communication by Neural Network Approach // Russian Journal of Money and Finance. – 2021. – Vol. 80. – № 3. – P. 3–33.
31. Ferrara, F. M., Angino, S. Does clarity make central banks more engaging? Lessons from ECB communications // European Journal of Political Economy. – 2022. – Vol. 74. – 102146.
32. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory // Neural Computation. – 1997. – Vol. 9 – № 8. P. 1735–1780.

Литература (IV)

33. Huang, A.H., Wang, H., Yang, Y. FinBERT: A Large Language Model for Extracting Information from Financial Text // Contemporary Accounting Research. – 2023. – Vol. 40. – № 2. – P. 806–841.
34. Kingma D.P., Ba J. Adam: A Method for Stochastic Optimization // ICLR paper. – 2015. – arXiv:1412.6980v9.
35. Kirtac K., Germano G. Sentiment Trading with Large Language Models // Finance Research Letters. – 2024. – Vol. 62. – 105227.
36. Larsen V.H., Thorsrud, L.A., Zhulanova, J. News-driven Inflation Expectations and Information Rigidities // Journal of Monetary Economics. – 2020. – Vol. 117. – P. 507–520.
37. Loughran T., McDonald B. When is a liability not a liability? Textual analysis, dictionaries, and 10-Ks // Journal of Finance. – 2011. – Vol. 66. – №1. – P. 35–65.
38. Pfeifer M., Marohl V.P. CentralBankRoBERTa: A fine-tuned large language model for central bank communications // The Journal of Finance and Data Science. – 2023. – Vol. 9. – 100114.
39. Rumler F., Valderrama M.T. Inflation literacy and inflation expectations: Evidence from Austrian household survey data // Economic Modelling – 2019.– Vol. 87–P. 8–23.
40. Souleles N. S. Expectations, Heterogeneous Forecast Errors and Consumption: Micro Evidence from the Michigan Consumer Sentiment Surveys // Journal of Money Credit and Banking. – 2004. – Vol. 36. – № 1. – P. 39–72.
41. Vaswani A., Shazeer N.M., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A.N., Kaiser L., Polosukhin I. Attention is All you Need. // Neural Information Processing Systems. – 2017.
42. Wälti S. Trust no more? The impact of the crisis on citizens' trust in central banks // Journal of International Money and Finance. –2012. –Vol. 31. – № 3. – P. 593–605.
43. Yudaeva K. Frontiers of Monetary Policy: Global Trends and Russian Inflation Targeting Practices // Russian Journal of Money and Finance. – 2018. – Vol. 77. – № 2. – P. 95–100.
44. Zmitrovich D., Abramov A., Kalmykov A., et al. A Family of Pretrained Transformer Language Models for Russian // 2023. – arXiv:2309.10931.

Репозиторий на Git Hub с
кодом и данными



Модель EconComments-
RuBERT-sentiment



Спасибо за внимание!