

АНАЛИЗ ТОНАЛЬНОСТИ РЕШЕНИЙ ПО ДЕНЕЖНО-КРЕДИТНОЙ ПОЛИТИКЕ НАЦИОНАЛЬНОГО БАНКА РЕСПУБЛИКИ БЕЛАРУСЬ С ПОМОЩЬЮ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Я.С. Рудаковский*

Аннотация. Проведен анализ тональности решений по денежно-кредитной политике Национального банка Республики Беларусь с помощью методов машинного обучения, который показывает отношение монетарных властей к экономическим процессам в отечественной экономике. Основными методами анализа были метод с использованием словаря Loughran-McDonald, опорных векторов, дерева решений и наивного байесовского классификатора. Согласно полученным результатам, тональность заявлений Национального банка за 2007–2023 гг. существенно изменилась. Если до 2015 г. заявления монетарных властей носили оптимистичный характер, то после 2015 г. пресс-релизы классифицируются как пессимистичные. Кроме того, анализ тональности пресс-релизов показал их сильную связь с динамикой роста экономики Беларуси и внешними факторами.

Ключевые слова: инфляция, тональность текста, машинное обучение, метод опорных векторов, наивный байесовский классификатор, пресс-релиз, Национальный банк.

JEL-классификация: E52, E58, C15, C55.

DOI: 10.46782/1818-4510-2023-3-115-126

Материал поступил 16.08.2023 г.

Основная задача денежно-кредитной политики заключается в управлении ожиданиями в экономике. Форма ожиданий зависит от целей монетарных властей. Наиболее популярными из них являются занятость, валютный курс, уровень цен. В условиях массового перехода стран к политике таргетирования инфляции управление инфляционными ожиданиями становится приоритетной задачей.

Одним из способов решения этой задачи является эффективная коммуникация Национального банка. Как правило, выделяют несколько уровней коммуникации (Евстигнеева, Щадилова, Сидоровский, 2022): базовый (пресс-релиз, пресс-конференция, стенограмма пресс-конференции), дополнительной коммуникации (стенограмма заседания по реше-

нию денежно-кредитной политики (далее – ДКП) и протокол голосования) и расширенной коммуникации (доклады, исследования, интервью).

Важно отметить, что каждый уровень коммуникации требует обратной связи для оценки точности интерпретации посланий монетарных властей. Одним из методов такой обратной связи является анализ тональности текстов, включая экономические и финансовые материалы, с использованием методов машинного обучения.

Анализ тональности текстов, в том числе экономической и финансовой тематики, – это сложная задача, поскольку для ее реализации требуется большой объем данных для обучения моделей, а также учет профессионального суждения. Однако резкий рост объема информации и бурное раз-

* Рудаковский Ян Сергеевич (yanrudakovski@mail.ru), Банк ВТБ (г. Москва, Россия); <https://orcid.org/0000-0003-1706-9656>

витие методов машинного обучения позволили быстро обработать и классифицировать эти данные, чтобы понять общественное мнение, реакцию рынков и настроения в экономике.

Обзор литературы

Изначально анализ настроений пользователей получил распространение в социальных сетях, особенно на платформе Twitter, где легко собрать мнение пользователей к различным постам (Bengfort, Bilbro, Ojeda, 2018). С расширением онлайн-торговли появилась возможность собирать мнение пользователей о совершенных покупках через оставленные отзывы. Такая же тенденция наблюдается в онлайн-кинотеатрах, аудио- и видеосервисах, где формируется эмоциональная окраска отзывов о просмотренном контенте.

В последние годы анализ тональности начал широко применяться в экономике для изучения общественного мнения, особенно комментариев пользователей к экономическим новостям. В отличие от классического подхода, основанного на анализе экономической и финансовой статистики, это значительно ускоряет оценку текущей экономической ситуации и позволяет управлять ожиданиями относительно экономического будущего.

Двумя важными работами в области анализа тональности экономических и финансовых текстов являются исследования лексики Т. Loughran, В. McDonald (2011) и Р. Malo, А. Sinha, Р. Korhonen, J. Wallenius, Р. Takala (2014). Их ценность заключается не только в возможности реализации анализа тональности в экономической сфере, но и в сборе и построении базы данных для анализа тональности экономических текстов на английском языке.

Loughran и McDonald разработали английский словарь (более 4 тыс. слов) для работы с финансовыми документами. В этом словаре слова и словосочетания отмечены шестью категориями: «отрицательное», «положительное», «спорное», «неуверенное», «сдерживающее» и «лишнее».

Одним из главных результатов статьи (Malo, Sinha, Korhonen, Wallenius, Takala, 2014) стало создание базы данных финан-

совых фраз, которые можно использовать в качестве эталона для обучения моделей. В основу легли заголовки финансовых новостей о компаниях, зарегистрированных на Хельсинкской фондовой бирже. Если в 2014 г. база данных авторов насчитывала около 5 тыс. размеченных фраз, то на сегодняшний день их более 14 тыс. Кроме того, авторы показали, как семантические ориентации могут быть более эффективно обнаружены в финансовых и экономических новостях путем учета общей фразовой структуры и специфической отраслевой лексики.

Практическое применение анализа тональности было найдено в области количественных финансов. К примеру, Tetlock (2007) показал, как с помощью новостей о компаниях можно прогнозировать их цену на бирже. Подобное исследование было проведено Т. Adams, А. Ajello, D. Silva, F. Vazquez-Grande (2023). Авторы построили индекс настроений кредитного и финансового рынка США, используя данные из Twitter. Полученный индекс финансовых настроений показал сильную корреляцию со спредами корпоративных облигаций и другими показателями финансовых условий, основанными на ценах и опросах. Кроме того, авторы статистически доказали, что финансовые настроения в Twitter помогают прогнозировать доходность фондового рынка на следующий день, особенно это заметно перед принятием решения ФРС.

Роль тональности постов в Twitter в управлении инфляционными ожиданиями была показана в работе Tillmann (2020). Автор проанализировал посты Д. Трампа относительно политики ФРС и показал, что они повлияли на долгосрочные инфляционные ожидания и доверие потребителей. В частности, общественность оценила действия Д. Трампа в социальных сетях как будущее снижение процентных ставок.

Помимо данных из социальных сетей, в анализе тональности также используются данные монетарных властей. В. Gardner, С. Scotti, С. Vega (2022) проанализировали тексты решений Федеральной резервной системы за 2000–2019 гг. и построили индекс настроений ФРС, который позволяет предсказывать решения монетарных влас-

тей США на основе макроэкономических условий.

Среди отечественных ученых анализом коммуникационной политики Национального банка занимались Т.Л. Майборода и Н.Н. Кончевская (2022). Авторы на основе анализа кратких отчетов по динамике цен представили механизм оценки влияния коммуникативной политики на целевой уровень инфляции. По результатам проведенного исследования авторы отмечают: 1) уровень «заспамленности» отчетов выше установленной нормы; 2) качество текстов отчетов по закону Ципфа в среднем составляет 33%, что требует оптимизации для большей доступности широкой аудитории; 3) доля незначимых слов всего 2–3%.

Таким образом, описанные выше исследования подтверждают важность обработки текстовых данных в текущих экономических реалиях.

Методология подготовки текста для анализа тональности

Существует несколько подходов к анализу тональности текстов: использование словарей и методов машинного обучения.

Подход с использованием словарей опирается на предварительно составленных словарях с определенными тональностями, обычно включающими положительную, отрицательную и нейтральную оценки. Для определения общей тональности текста применяется логика подсчета количества положительных и отрицательных слов в нем (Cambria, Das, Vandyopadhyay, Feraso, 2017):

$$Polarity = (Pos - Neg) / (Pos + Neg), \quad (1)$$

где *Polarity* – тональность текста от -1 до 1;

Pos – число слов с положительной тональностью;

Neg – число слов с негативной тональностью.

Этот подход легкий в применении, так как существует множество готовых словарей, в том числе на языке программирования Python (Bengfort, Bilbro, Ojeda, 2018). Некоторые из популярных библиотек для использования словарей при анализе тональности включают VADER, TextBlob, Harvard IV и Loughran-McDonald (послед-

ний специализируется на анализе финансовых текстов).

Второй подход заключается в применении методов машинного обучения для классификации текстов на основе размеченных данных с известными тональностями. Среди наиболее используемых методов машинного обучения для анализа тональности текстов можно назвать логистическую регрессию, дерево решений, метод случайного леса и др.

В рамках проведенного исследования анализ тональности пресс-релизов проводился с применением обоих подходов.

Прежде чем переходить непосредственно к оценке тональности текстов, необходима их обработка. Этапы такой подготовки представлены на рис. 1.

На первом этапе анализа тональности текстов происходит токенизация, что означает разделение текста на отдельные слова, или токены. Далее следует удаление стоп-слов – часто встречающихся слов, которые обычно не несут значимой эмоциональной информации. Обработка текста на этом этапе помогает сократить размерность данных и сосредоточиться на более значимых словах.

Списки стоп-слов, доступные в большинстве библиотек для обработки естественного языка, обычно включают предлоги, артикли, местоимения и другие частотные слова. Однако в зависимости от конкретных целей исследования или анализируемого контекста авторы могут расширять эти списки и вводить дополнительные слова, которые могут быть неинформативны или малоинформативны для анализа тональности¹. Список стоп-

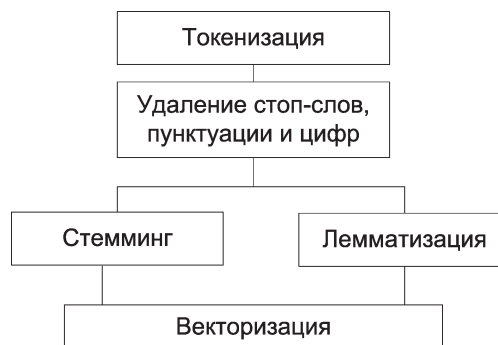


Рис. 1. Схема обработки текстов для анализа тональности

Источник. (Bengfort, Bilbro, Ojeda, 2018).

слов может быть настроен под конкретные потребности исследования или анализа текстов. Подходящий выбор стоп-слов поможет улучшить качество анализа и точность определения тональности текстовых данных.

Следующий этап обработки текста включает стемминг и лемматизацию. Оба метода направлены на нормализацию слов, чтобы уменьшить их разнообразие и привести их к базовой, или начальной форме.

Стемминг предполагает нахождение основы (корня) слова и удаление окончаний и суффиксов. Например, слова «инфляция» и «проинфляционный» будут обрезаны до общего корня «инфл». Этот подход простой и быстрый, но может привести к тому, что некоторые слова не будут приведены к правильной форме.

Лемматизация, в отличие от стемминга, возвращает слова к их начальной форме (лемме) с использованием словарей или морфологических правил. Таким образом, оба слова «инфляция» и «проинфляционный» будут преобразованы в свою базовую форму «инфляция». Этот подход более точен и сохраняет смысловую информацию, но может быть более затратным по времени.

Оба метода имеют свои преимущества и недостатки, и выбор между стеммингом и лемматизацией зависит от конкретных требований анализа или задачи обработки текста. Однако использование любого из этих подходов поможет привести слова к более стандартизированному виду и снизить размерность данных, что облегчит процесс анализа и классификации текстовых данных.

Для эффективной работы методов машинного обучения с текстовыми данными необходимо их преобразовать в числовой вид. Существуют два основных метода конвертации: «мешок слов» (bag of words) и TF-IDF (частотность терминов – обратная частотность документов (Cambria, Das, Bandyopadhyay, Feraco, 2017)).

Метод «мешок слов» представляет собой простой способ преобразования текста в векторное пространство. Он основан на подсчете количества использования каждо-

го слова в тексте. Однако основными недостатками этого метода являются игнорирование порядка слов в предложении и отсутствие учета семантической связи между словами.

В отличие от «мешка слов», метод TF-IDF представляет собой более сложный подход. TF (частотность терминов) отражает частоту встречаемости слова в тексте, а IDF (обратная частотность документов) учитывает частоту распространенности слова во всем анализируемом корпусе текстов. Этот метод позволяет выделить ключевые слова, учитывая их важность в документе относительно всего корпуса (Там же):

$$tf - idf = tf \cdot idf, \quad (2)$$

$$tf = \frac{n_i}{\sum_{i=1}^n n_i}, \quad (3)$$

$$idf = \ln \left(\frac{n_c}{\sum_{j=1}^m n_j} \right), \quad (4)$$

где n_i – количество отдельных слов в тексте;

n_c – общее количество текстов;

n_j – количество тестов, в которых содержится искомое слово.

При анализе текста полезным является рассмотрение не только отдельных слов, но и словосочетаний: из двух слов – биграммы, из трех слов – триграммы, из n слов – n -граммы. При анализе экономических текстов, как правило, максимально рассматривают последовательность из трех слов.

В рамках текущего исследования анализ тональности пресс-релизов Национального банка осуществлялся с помощью подхода на основе словаря Loughran-McDonald (2011), а также методов машинного обучения: дерева решений, метода опорных векторов и наивного байесовского подхода. Отбор лучшей модели машинного обучения осуществлялся по классическим метрикам, таким как точность, F -мера и специфичность. Для всех используемых моделей оценивались два метода конвертации текста в вектор.

¹ В рамках текущего исследования в список стоп-слов были дополнительно включены: National Bank, Belarus, Board, percent per, annum, time, meeting, percentage points.

Описание данных для анализа тональности и оценка моделей машинного обучения

Анализ тональности пресс-релизов Национального банка Республики Беларусь проводился за период 2007–2023 гг. (I полугодие) и включал в себя общее число в 96 пресс-релизов. Основная сложность методов машинного обучения заключалась в доступе к достаточному объему данных для обучения моделей, особенно учитывая ограниченное количество текстов экономической тематики на белорусском и русском языках. В связи с этим модели обучались на английских текстах с профессиональными суждениями.

Для обучения моделей использовалась база данных, содержащая суждения о более чем 15 тыс. заголовков финансовых новостей, представленных в исследованиях P. Malo, A. Sinha, P. Korhonen, J. Wallenius, P. Takala (2014) и Loughran-McDonald (2011). Средняя длина новостей в этой базе составляла примерно 121 слово, с минимальным числом слов в 8 и максимальным в 312 (рис. 2, 3).

Для построения моделей машинного обучения база данных была разделена на обучающую и тестовую выборки в соотношении 80/20. Это делается для минимизации риска переобучения моделей, т. е. складывается ситуация, когда результаты оценки модели хорошо описывают выборку, участвующую в обучении, но одновременно плохо объясняют данные, не участвовавшие в оценке модели.

Для обучающей выборки также была проведена K-блочная кросс-валидация с $K = 5$. Обучение моделей показало достаточ-

но хорошие результаты, в частности точность классификации составила от 79 до 90%. Средняя F-мера также демонстрирует высокую эффективность оцененных моделей при классификации. При этом последняя метрика более информативна, так как используемые данные несбалансированны (51% имеют нейтральную тональность, 32% – положительную, 17 – отрицательную) (табл. 1).

Наилучшая точность была достигнута при использовании метода опорных векторов с обработкой слов методом TF-IDF (рис. 4). В связи с этим данная модель будет применяться для классификации пресс-релизов Национального банка.

Анализ тональности решения по денежно-кредитной политике Национального банка

Пресс-релизы Национального банка часто содержат информацию о текущем состоянии экономики, монетарной политике, процентных ставках, инфляции и других ключевых макроэкономических показателях. Анализ тональности этих документов позволяет понять, какое отношение Национальный банк имеет к текущей ситуации и какие меры намерен предпринять для регулирования экономики. Кроме того, анализ тональности помогает Национальному банку оценить эффективность своей коммуникации с общественностью и понять, какие сообщения вызывают наилучшую реакцию.

Тип коммуникации Национального банка Республики Беларусь можно назвать консервативным, так как пресс-релизы по решениям ДКП публикуются на регулярной основе. Однако устные заявления, ви-

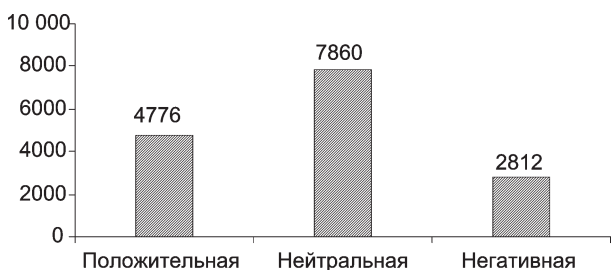


Рис. 2. Структура тональности базы данных финансовых новостей

Источник. Авторская разработка по данным Национального банка Республики Беларусь. URL: <https://www.nbrb.by/?ysclid=llz1sdxmjz943464893>

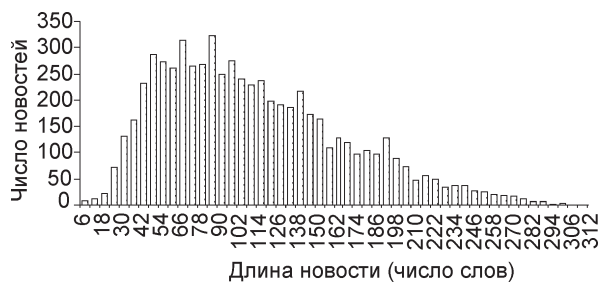


Рис. 3. Средняя длина финансовой новости (число слов)

Метрики качества моделей машинного обучения

Способ эмбендинга слов	Тип модели	Точность (accuracy)	Точность (precision)	Специфичность	F-мера
Мешок слов	Байесовский классификатор	0,792	0,795	0,786	0,786
	Метод опорных векторов	0,870	0,870	0,866	0,867
	Дерево решений	0,874	0,873	0,871	0,871
TF-IDF	Наивный байесовский классификатор	0,840	0,849	0,834	0,836
	Метод опорных векторов	0,847	0,893	0,843	0,844
	Дерево решений	0,895	0,850	0,892	0,892

Источник. Авторская разработка по данным: URL: <https://www.nbrb.by/?ysclid=llz1sdxmjz943464893>

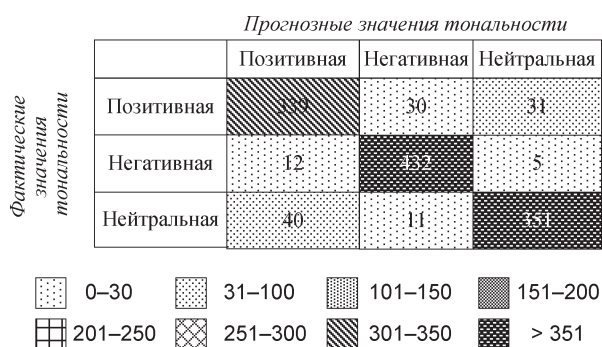


Рис. 4. Матрица ошибок классификации текстовой выборки

Источник. Авторская разработка по данным: URL: <https://www.nbrb.by/?ysclid=llz1sdxmjz943464893>

деоконференции и другие формы коммуникации используются крайне редко. Более того, коммуникация Национального банка в первую очередь направлена на внутреннюю аудиторию, поскольку временная разница между выпуском пресс-релиза по решению ДКП на русском и английском языках составляла 3–5 дней, а с апреля 2021 г. Национальный банк перестал готовить пресс-релизы на английском языке.

Таким образом, пресс-релиз является основной формой коммуникации Национального банка. За последние годы его размер значительно вырос. Если до 2015 г. средний размер решения по ставке составлял 196 слов на русском языке, то после 2015 г. этот показатель вырос до 322 слов. При этом информативность пресс-релизов увеличилась больше, так как протокольная часть до 40 слов осталась неизменной на протяжении всего периода анализа.

В годы нестабильности Национальный банк старается более детально донести свою

позицию по состоянию дел в экономике. Поэтому размеры пресс-релизов в эти периоды значительно превышают средний показатель (рис. 5).

Следует отметить, что пресс-релизы Национального банка менее объемные, чем в среднем у центральных банков – 630 слов (Евстигнеева, Щадилова, Сидоровский, 2022) и ближайших соседних стран – свыше 1000 слов (рис. 6).

Анализ частоты использования слов в пресс-релизах показал, что основное внимание уделяется процентным ставкам, потребительским ценам и валютному курсу (рис. 7). Это свидетельствует о двух важных аспектах:

1) часто встречающиеся слова соответствуют основным направлениям денежно-кредитной политики, в том числе на 2023 г.:



* I полугодие.

Рис. 5. Средний размер пресс-релиза Национального банка Республики Беларусь

Источник. Авторская разработка по данным: URL: <https://www.nbrb.by/?ysclid=llz1sdxmjz943464893>

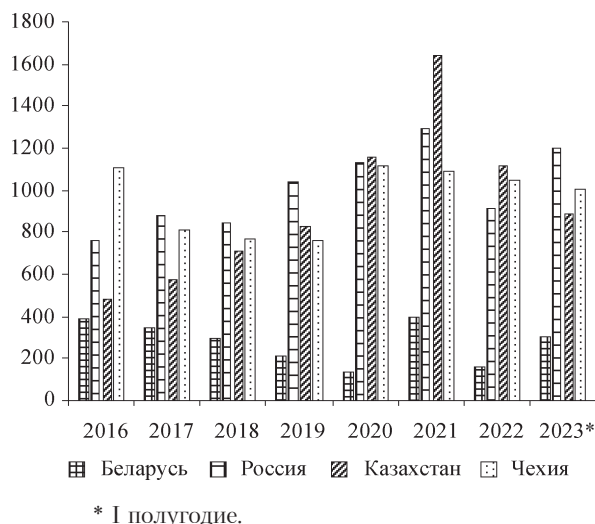


Рис. 6. Средний размер пресс-релизов национальных банков стран

Источник. Авторская разработка по данным национальных банков Беларуси, России, Казахстана и Чехии.

достижение и сохранение ценовой и финансовой стабильности;

2) Национальный банк стремится управлять инфляционными и девальвационными ожиданиями в экономике.

При этом, если провести анализ наиболее часто используемых слов в пресс-релизах за период 2016–2023 гг. (после перехода на инфляционное таргетирование), то слова, связанные с валютным курсом, будут встречаться реже, но по-прежнему входят в топ-30 наиболее употребляемых слов.

На рис. 8 представлена динамика тональности пресс-релизов Национального банка Республики Беларусь с использованием словаря Loughran-McDonald. Несмотря на то, что оцененная тональность явля-

ется достаточно волатильной величиной, наблюдается тренд на ухудшение тональности заявлений монетарных властей Беларуси.

До 2015 г. тональность пресс-релизов была положительной со средним значением 0,62, что указывает на оптимистический характер заявлений. Однако затем наблюдается изменение тренда и тональность становится отрицательной – минус 0,2. Это может свидетельствовать о смене тона коммуникации со стороны Национального банка, где заявления стали более критичными или негативными.

Общемировая практика показывает, что проводимая денежно-кредитная политика очень часто ассоциируется с председателем Национального/Центрального банка. В период исследования Национальный банк Республики Беларусь возглавляли три председателя: П.П. Прокопович (март 1998 г. – июль 2011 г.), Н.А. Ермакова (июль 2011 г. – декабрь 2014 г.) и П.В. Каллаур (декабрь 2014 г. – по настоящее время).

Согласно данным рис. 8, при П.П. Прокоповиче тональность Национального банка была практически всегда положительной (средний показатель – плюс 0,76). В этот период пресс-релизы фокусировались на положительных сторонах принимаемого решения. К примеру, повышение ставки рефинансирования приведет к росту депозитных ставок.

В период руководства Национальным банком Н.А. Ермаковой тональность заявлений стала более волатильной, но сохранила положительный характер (среднее значение – плюс 0,43).

money supply		consumer price			factor	decision	
national currency		demand		exchange rate		economy	
				interest rate	expected		
growth				refinancing rate		rate policy	
bank	condition	current situation				belarussian ruble	
	increased			inflation			
foreign currency				monetary policy	dynamic		
exchange market				measure		inflationary process	

Рис. 7. Наиболее часто встречающиеся слова (топ-25) в пресс-релизах Национального банка
Источник. Авторская разработка по данным Национального банка Республики Беларусь.

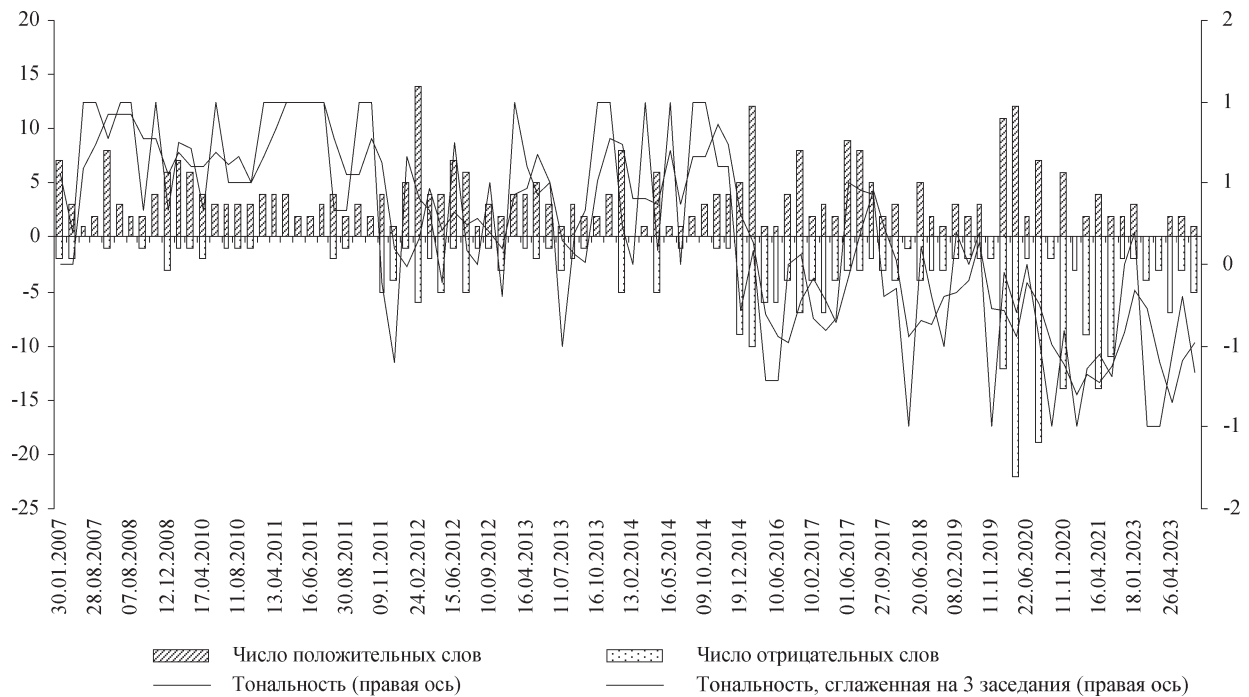


Рис. 8. Динамика тональности пресс-релизов (по словарю Loughran-McDonald)

Источник. Авторская разработка по данным: URL: <https://www.nbrb.by/?ysclid=llz1sdxmjz943464893>

При П.В. Каллауре в заявлениях Национального банка много внимания стало уделяться рискам для национальной экономики, поэтому тональность сохраняет преимущественно отрицательный характер (среднее значение – минус 0,31).

Чтобы лучше понять причины изменений в тональности пресс-релизов, был проведен дополнительный анализ, который заключался в сравнении полученных значений тональности с динамикой ключевых макроэкономических показателей: ставка рефинансирования, инфляция, валютный курс и экономический рост (рис. 9). Как видим, наибольшая корреляция (плюс 0,54) была обнаружена между тональностью пресс-релизов и динамикой экономического роста. То есть, чем выше темп экономического роста, тем более оптимистичными становятся заявления монетарных властей Беларуси. Это интересный вывод, учитывая, что динамика экономического роста не является прямой ответственностью Национального банка. Однако проведенный анализ указывает на то, что Национальный банк принимает свои решения, прежде всего учитывая динамику роста экономики Беларуси.

Инфляция, валютный курс и ставка рефинансирования также имеют корреляцию с тональностью пресс-релизов, хотя она ниже и составляет минус 0,26–0,33.

Если рассматривать корреляции по периодам руководства председателей Национального банка, то при П.П. Прокоповиче наибольшая корреляция тональности была с темпом экономического роста – плюс 0,62; при Н.А. Ермаковой – со ставкой рефинансирования – 0,47; при П.В. Каллауре – с изменением валютного курса – минус 0,7.

Для сохранения ценовой стабильности Национальный банк особое внимание уделяет динамике денежной массы, в частности ее рублевой части. Оценка отношения рублевой денежной массы к номинальному ВВП (уровень монетизации) является одним из индикаторов динамики инфляции в стране. До конца 2014 г. уровень монетизации экономики был относительно стабильный (рис. 10), однако после наблюдается восходящий тренд. Такая ситуация свидетельствует о потенциальном ценовом давлении в экономике, в том числе поэтому тональность заявлений монетарных властей стала негативной (корреляция с конца с 2014 г. составила минус 0,6).

Анализ тональности решений по денежно-кредитной политике Национального банка Республики

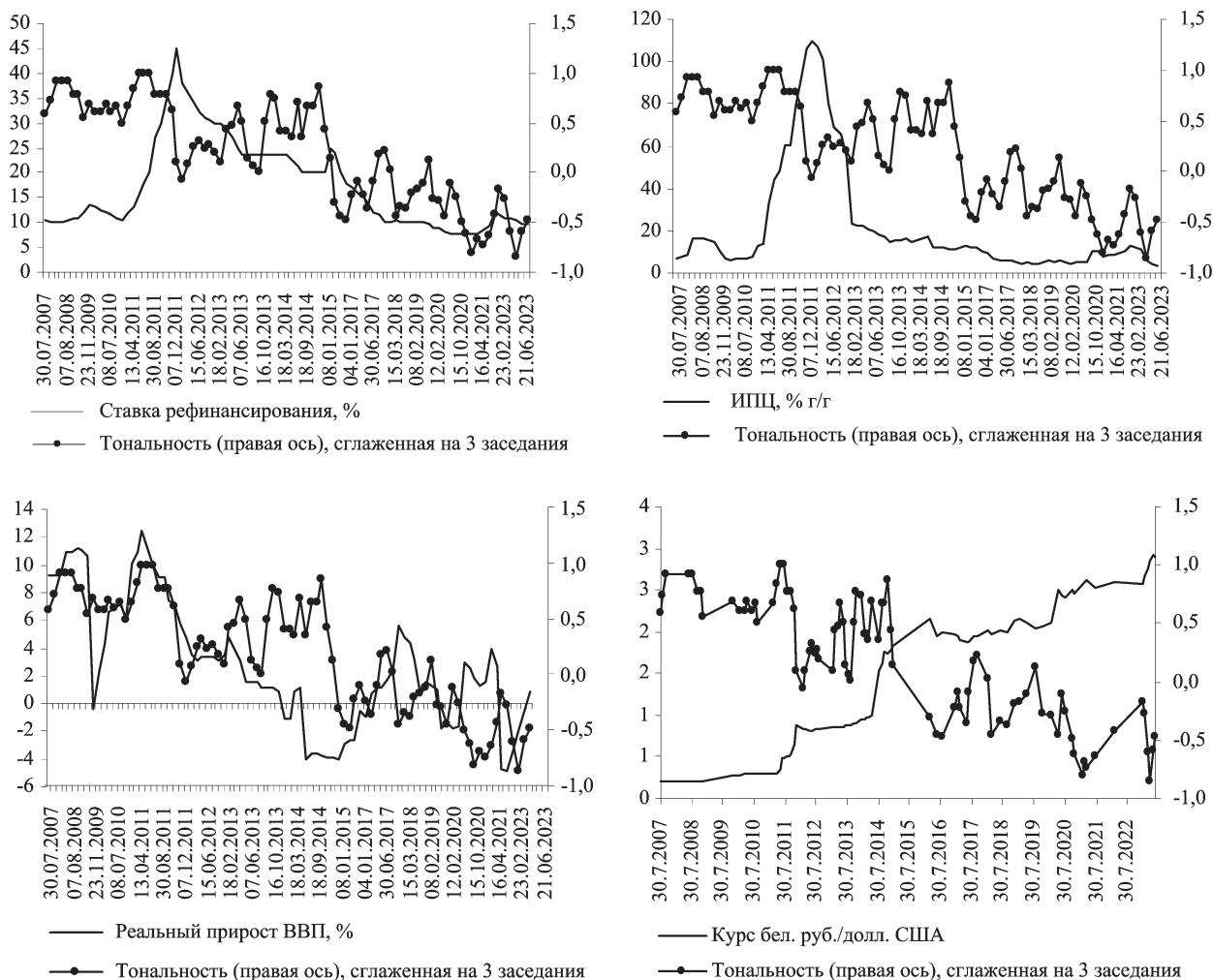


Рис. 9. Динамика тональности пресс-релизов и ключевых макропоказателей

Источник. Авторская разработка по данным Национального статистического комитета Республики Беларусь и Национального банка Республики Беларусь.

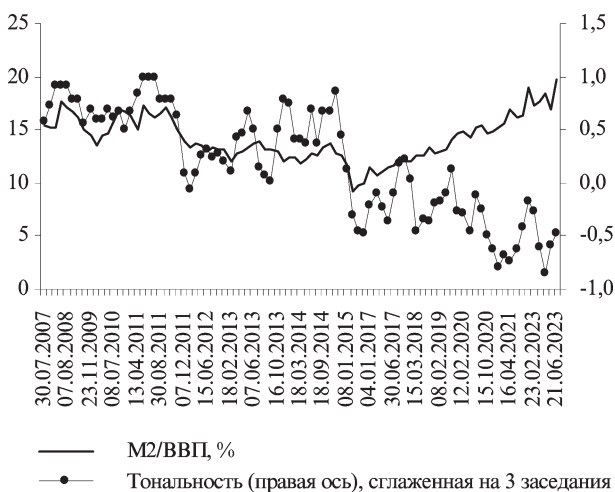


Рис. 10. Динамика тональности пресс-релизов и М2/ВВП

Источник. Авторская разработка по данным: URL: <https://www.nbrb.by/?ysclid=llz1sdxmjz943464893>

Учитывая сильную зависимость экономики Беларуси от внешних факторов, целесообразно проанализировать их влияние на заявления Национального банка.

В ходе анализа были рассмотрены два показателя: индекс мировой волатильности (Index VIX Volatility)² и индекс неопределенности экономической политики в России³ (рис. 11). Учет последнего связан с тем, что Россия является основным экономическим партнером Беларуси. Динамика тональности заявлений Национального банка схожа с поведением обоих индексов. Важно отметить, что состояние экономики

² Global Volatility Index (VIX Index). URL: https://www.cboe.com/tradable_products/vix/vix_historical_data/

³ Economic policy uncertainty for Russia. URL: https://www.policyuncertainty.com/russia_monthly.html

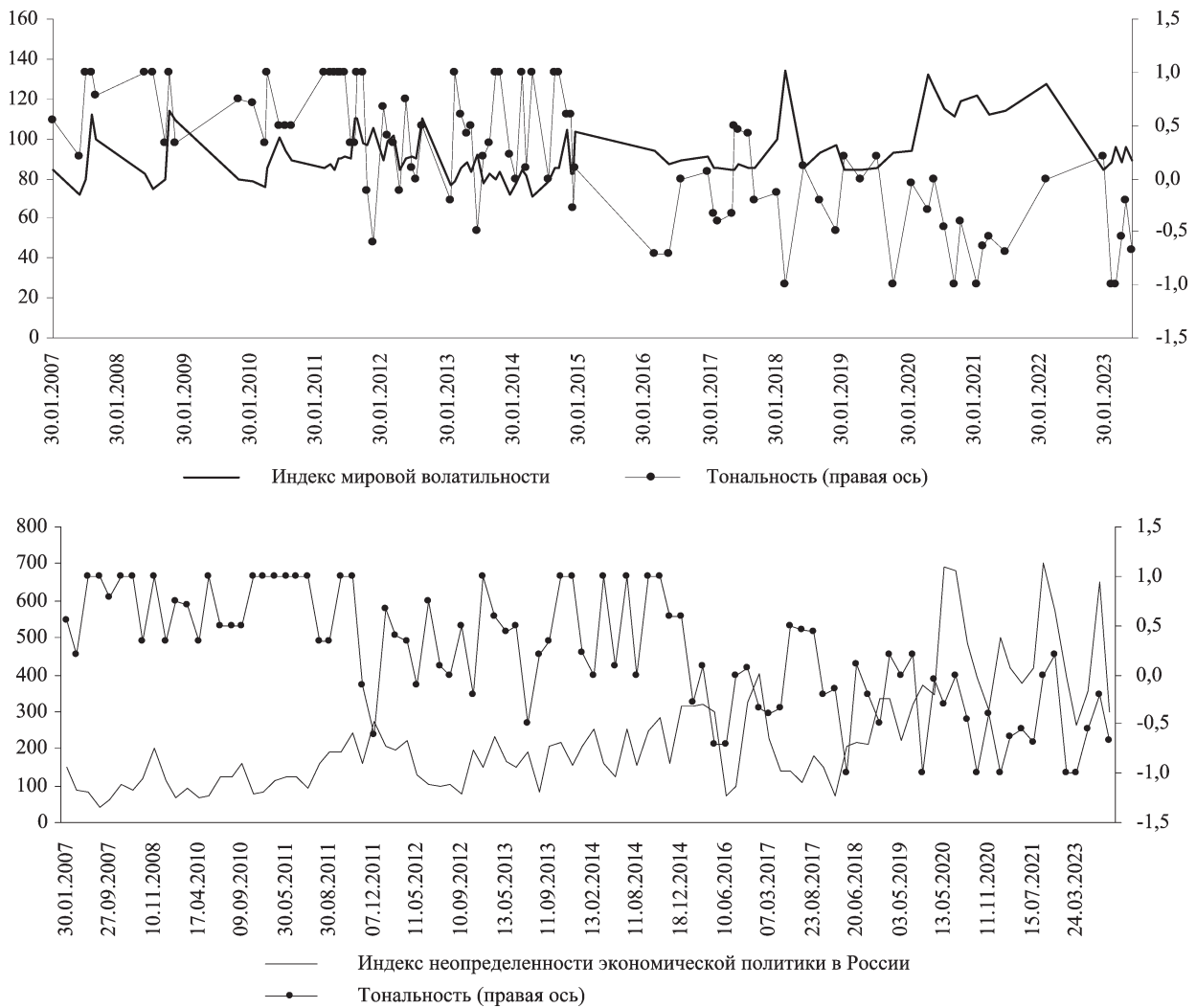


Рис. 11. Индексы внешней неопределенности для экономики Беларуси

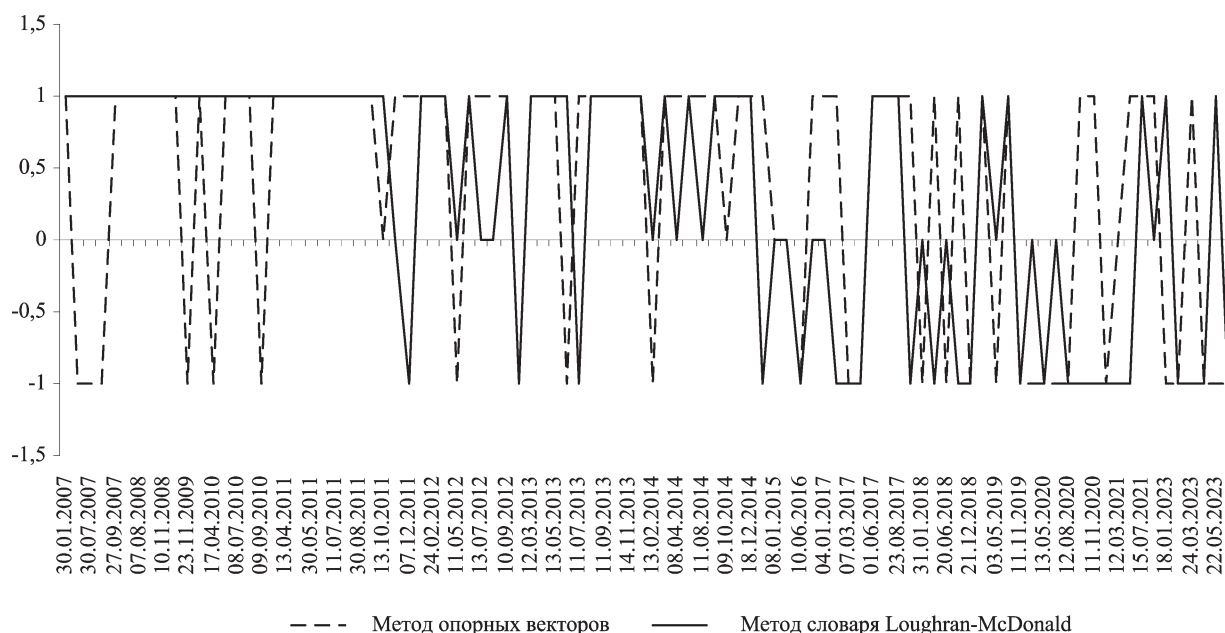
Источник. Авторская разработка по данным: URL: <https://www.nbrb.by/?ysclid=llz1sdxmjz943464893>

России играет значительную роль в принятии решений Национальным банком Республики Беларусь, что подтверждает высокая корреляция с индексом экономической неопределенности в России (коэффициент корреляции минус 0,49), в то время как корреляция с индексом VIX составляет минус 0,36.

Таким образом, анализ внешних показателей позволяет лучше понять влияние мировой волатильности и экономической ситуации в России на политику Национального банка Республики Беларусь и принимаемые им решения.

Если анализ тональности с помощью словаря дает оценку в диапазоне от -1 до 1, то при использовании метода опорных векторов оценки разделяются только на три категории: положительная (+1), отрицатель-

ная (-1) и нейтральная (0). Для сравнения результатов обоих методов мы сгруппировали оценки, полученные на основе метода словаря, следующим образом: если тональность меньше -0,15, то оценка считается равной -1; если тональность больше 0,15, то оценка принимается равной 1; в остальных случаях оценка считается нейтральной и принимается равной 0. Оценки, полученные с использованием метода словаря, приведены к упрощенной системе трикатегориальной классификации, чтобы сравнить их с результатами метода опорных векторов (рис. 12). Результаты двух методов анализа тональности пресс-релизов близки друг к другу с конца 2014 г. Однако метод опорных векторов оказался более чувствителен к изменениям экономических условий.



Примечание. Выше 0 – положительная тональность заявлений Национального банка Республики Беларусь.

Рис. 12. Динамика тональности пресс-релизов Национального банка Республики Беларусь

Источник. Авторская разработка по данным: URL: <https://www.nbrb.by/?ysclid=llz1sdxmjz943464893>

Одним из важных выводов проведенного исследования является то, что оба метода анализа тональности, словарный метод и метод опорных векторов, демонстрируют способность учитывать общий контекст решения по денежно-кредитной политике для полноценного истолкования тональности монетарных властей. Это позволяет избежать неверных или односторонних интерпретаций заявлений Национального банка.

Если ориентироваться только на сообщения о ставке рефинансирования, возможны неправильные заключения. Например, снижение ставки рефинансирования Национального банка может быть воспринято как мера стимулирования экономики, так как это сокращает затраты на кредитование и способствует расширению экономической активности. Однако в некоторых случаях снижение ставки свидетельствует о том, что экономика требует дополнительной поддержки.

В свою очередь, повышение ставки рефинансирования может быть направлено на борьбу с ростом инфляции или на укрепление национальной валюты. Однако высокие процентные ставки могут также замедлить экономический рост и сократить доступность кредитования, что потенциаль-

но повлияет на инвестиции и потребительскую активность.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ (REFERENCES)

Евстигнеева А., Щадилова Ю., Сидоровский М. 2022. Роль коммуникации и информационных факторов в возникновении сюрпризов денежно-кредитной политики Банка России. *Серия докладов об экономических исследованиях Центрального банка России*. № 99. [Evstigneeva A., Shchadilova Y., Sidorovskiy M. 2022. The Role of Communication and Information Factors in the Occurrence of Surprises in the Monetary Policy of the Bank of Russia. *Seriya dokladov ob ekonomicheskikh issledovaniyakh Tsentral'nogo banka Rossii*. No 99. (In Russ.)] URL: https://cbr.ru/Content/Document/File/139700/wp_99.pdf

Майборода Т.Л., Кончевская Н.Н. 2022. Коммуникационная политика как способ управления инфляционными ожиданиями. *Научные труды Белорусского государственного экономического университета*. Т. 15. С. 294–300. [Maiboroda T., Konchevskaya N. 2022. Communication Policy as a Way to Manage Inflation Expectations. Vol. 15. PP. 294–300. (In Russ.)]

Adams T., Ajello A., Silva D., Vazquez-Grande F. 2023. More than Words: Twitter Chatter and Financial Market Sentiment. *Finance and Economics Discussion Series 2023-034*. Washington: Board of

Governors of the Federal Reserve System. DOI: 10.17016/FEDS.2023.034

Baker S., Bloom N., Davis S.J. 2016. Measuring Economic Policy Uncertainty. *The Quarterly Journal of Economics*. Vol. 131. Iss. 4. PP. 1593–1636. DOI: 10.1093/qje/qjw024

Bengfort B., Bilbro R., Ojeda T. 2018. *Applied Text Analysis with Python*. O'Reilly Media, Inc.

Cambria E., Das D., Bandyopadhyay S., Feraco A. 2017. *A Practical Guide to Sentiment Analysis*. London: Springer.

Gardner B., Scotti C., Vega C. 2022. Words Speak as Loudly as Actions: Central Bank Communication and the Response of Equity Prices to Macroeconomic Announcements. *Journal of Econometrics*. Vol. 231. Iss. 2. PP. 387–409. DOI:10.1016/j.jeconom.2021.07.014

Loughran T., McDonald B. 2011. When is a Liability not a Liability? Textual Analysis, Dictionaries and 10-Ks. *The Journal of Finance*. Vol. 66. Iss. 1. PP. 35–65. DOI:10.1111/j.1540-6261.2010.01625.x

Malo P., Sinha A., Korhonen P., Wallenius J., Takala P. 2014. Good Debt or Bad Debt: Detecting Semantic Orientations in Economic Texts. *Journal of the Association for Information Science and Technology*. Vol. 65. No 4. PP. 782–796. DOI:10.1002/asi.23062

Tetlock P.C. 2007. Giving Content to Investor Sentiment: The Role of Media in the Stock Market. *Journal of Finance, Forthcoming*. Vol. 62. Iss. 3. PP. 1139–1168. DOI:10.2139/ssrn.685145

Tillmann P. 2020. Trump, Twitter, and Treasuries. *Contemporary Economic Policy*. Vol. 38. No 3. PP. 403–408. DOI:10.1111/coep.12465

SENTIMENT ANALYSIS OF MONETARY POLICY DECISIONS OF THE NATIONAL BANK OF THE REPUBLIC OF BELARUS USING MACHINE LEARNING METHODS

Yan Rudakouski¹ (<https://orcid.org/0000-0003-1706-9656>)

¹ VTB Bank (Moscow, Russia).

Corresponding author: Yan Rudakouski (yanrudakovski@mail.ru).

ABSTRACT. The article offers an analysis of the sentiment of decisions of the monetary policy of the National Bank of the Republic of Belarus. The author uses machine learning methods, which show the attitude of the monetary authorities to economic processes in the domestic economy. The author uses the Loughran-McDonald dictionary method, the methods of support vector machines, decision tree, and naive Bayes classifier. According to the results obtained, the tone of the National Bank's statements for 2007–2023 has changed significantly. If before 2015, the statements by monetary authorities were optimistic, then after 2015, press releases are classified as pessimistic. In addition, an analysis of the tone of press releases showed their strong connection with the dynamics of economic growth in Belarus and external factors.

KEYWORDS: inflation, text tone, machine learning, SVM, naive bayes, press-release, National Bank.

JEL-code: E52, E58, C15, C55.

DOI: 10.46782/1818-4510-2023-3-115-126

Received 16.08.2023

In citation: Rudakouski Y. 2023. Sentiment analysis of Monetary Policy Decisions of the National Bank of the Republic of Belarus. *Belorusskiy ekonomicheskiy zhurnal*. No 3. PP. 115–126. DOI: 10.46782/1818-4510-2023-3-115-126 (In Russ.)

