

Построение индикатора неопределенности по отношению к корректировке денежно-кредитной политики Банка России на основе новостных источников

Е.А. Голованова 

E-mail: golovanova-ea@ranepa.ru

А.В. Зубарев 

E-mail: zubarev@ranepa.ru

Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте РФ

Адрес: 119571, г. Москва, проспект Вернадского, д. 82, стр.1

Аннотация

Анализ текстов с помощью методов машинного обучения может применяться для изучения экспертного отношения к политике Банка России. Для достижения своих целей коммуникационная политика банка должна вызывать доверие. Литература в этой области не столь обширна по сравнению с работами, посвященными изучению традиционных инструментов денежно-кредитной политики. Целью данного исследования является анализ восприятия неопределенности в отношении политики Банка России экономическими агентами. Для этого строится индикатор неопределенности на основе новостей из интернета и анализа текстов. Полученная динамика индикатора отражает неожиданные заявления Банка России, а также события, влияющие на денежно-кредитную политику. Опираясь на модели из финансовой теории, связывающие монетарную политику и цены акций, мы рассмотрели влияние индикатора неопределенности на индексы ММВБ и РТС. В рамках построения моделей GARCH для данных российских финансовых рядов было обнаружено, что построенный индикатор неопределенности оказывает значимое влияние на вариацию обоих индексов на двухнедельных данных, причем наибольший вклад он вносит в динамику дисперсии РТС. Полученный индикатор неопределенности также может быть использован для прогнозов иных макроэкономических показателей.

Ключевые слова: неопределенность; Банк России; новостные источники; анализ данных; машинное обучение; облако слов; фондовый индекс.

Цитирование: Голованова Е.А., Зубарев А.В. Построение индикатора неопределенности по отношению к корректировке денежно-кредитной политики Банка России на основе новостных источников // Бизнес-информатика. 2020. Т. 14. № 4. С. 62–75. DOI: 10.17323/2587-814X.2020.4.62.75

Введение

Ожидания экономических агентов, с одной стороны, являются одним из ориентиров политики центральных банков, с другой стороны, могут влиять на эффективность этой политики. Такие ожидания можно проследить по мнениям экспертов относительно политики центрального банка, публикуемых в средствах массовой информации. Новости могут отражать восприятие экономическими агентами тех или иных мер политики центральных банков, а также оказывать влияние на это восприятие [1, 2]. В данном исследовании мы пытаемся квантифицировать такие ожидания.

Использование методов машинного обучения для обработки текстов позволяет обрабатывать большие объемы информации, значительно упрощает их анализ и позволяет получить прозрачные и интерпретируемые результаты в некотором агрегированном виде. На сегодняшний день широкое применение подхода к анализу новостей с использованием методов машинного обучения можно обнаружить в самых разных сферах. Машинное обучение при анализе текстов новостных источников применяется для предсказания победы на выборах кандидатов [3] и обнаружения фейковых новостей [4]. Анализ комментариев из финансовых микроблогов и Твиттера применяется для прогнозирования волатильности ценных бумаг [5]. Туристическая сфера, где требуется постоянное улучшение сервиса (например, ресторанный и отельный бизнес), активно используют анализ комментариев и отзывов о своих заведениях на сайтах [6, 7].

Анализ текстов новостных источников может быть полезен в контексте рассмотрения исследований, где анализируется политика, проводимая центральными банками. Блайндер и др. [8] показали в своей работе, что коммуникационная политика центрального банка является мощным инструментом, так как она способна улучшать предсказуемость денежно-кредитной политики и имеет потенциал для достижения макроэкономических целей, таких как низкая и стабильная инфляция.

С помощью обработки информации из новостных источников методами машинного обучения можно оценить уровень неопределенности в ожиданиях экономических агентов в каждый момент

времени. Например, неопределенность в макроэкономических новостях может оказывать негативное влияние на финансовые рынки [1, 2]. Однако существуют эмпирические свидетельства в пользу того, что в некоторых странах монетарные власти, наоборот, реагируют на настроения инвесторов. Например, в исследовании [9] говорится, что Резервный банк Австралии снижает процентную ставку в ответ на высокую неопределенность у экспертов из The Shadow Board¹.

Хансен и Макмахон [10] исследовали, как новости, выпущенные федеральным комитетом по операциям на открытом рынке, влияют на рыночные и реальные экономические переменные. В исследовании было рассмотрено 76 макроэкономических переменных. В рамках моделей FAVAR авторы обнаружили, что неожиданные заявления ФРС по управлению будущими процентными ставками более важны, чем отчеты ФРС о текущих экономических условиях, с точки зрения их влияния как на рынок, так и на некоторые рыночные переменные, такие как биржевые индексы, а также на такие переменные, как безработица и индекс потребительских цен.

Цислак и Шримпф [11] количественно оценили важность неденежных новостей в отчетах центральных банков. Авторы обнаружили существенные различия в составе новостей в зависимости от канала связи, используемого центральными банками. По их оценкам, неденежные новости преобладают примерно в 40% заявлений ФРС и ЕЦБ, и эта доля особенно высока в контексте новостей с пресс-конференций.

Несмотря на то, что коммуникация центрального банка становится неотъемлемым компонентом набора инструментов для проведения денежно-кредитной политики, спектр литературы по этой теме все еще достаточно ограничен по сравнению с другими инструментами макроэкономической политики. Целью данного исследования является описание восприятия экономическими агентами неопределенности в отношении политики Банка России и анализ его влияния на показатели финансового рынка. Для достижения поставленной цели строится индикатор неопределенности по отношению к политике Банка России на основании новостей из интернета и осуществляется проверка гипотезы о значимости индикатора для объяснения волатильности доходностей фондовых индексов Московской биржи.

¹ The Shadow Board объединяет профессиональных макроэкономистов, которые дают рекомендации по изменению процентных ставок за неделю до каждого заседания Резервного Банка

1. Построение индикатора неопределенности

В работе использовались данные из новостных источников, являющихся передовыми российскими СМИ, пишущими про экономику: РБК, Газета.Ru, Финмаркет, ТАСС и Коммерсант. Данные охватывают период с 01.01.2014 по 31.05.2020. В качестве запросов в поиске по архивам применялись следующие слова и словосочетания: «Банк России», «Набиуллина», «ЦБ РФ». Данные запросы формировались на основе их популярности и непосредственного отношения к Банку России. Для источника ТАСС не удалось выполнить поиск по архивам, но был произведен поиск по заголовкам. Соответственно, список ключевых слов был расширен следующими словами: «центробанк», «курс рубля», «Юдаева», «Скоробогатова», «Тулин», «Швецов», «зампред ЦБ», «центральный банк». Поиск по заголовкам производился только для тем «политика» и «экономика». В результате обработки всех источников было скачано 22156 статей. На *рисунке 1* изображена динамика количества всех новостей по месяцам.

На *рисунке 2* приведена диаграмма, показывающая количество статей в каждом источнике. Лидирующую позицию занимает РБК, а самую низкую – ТАСС. Данные по источникам явно распределены неравномерно, что будет учтено при построении индикатора неопределенности.

Для построения индикатора неопределенности необходимо узнать, какие тематики содержатся в собранном массиве текстов, чтобы среди них выделить ту, которая непосредственно относится

к экономической политике центрального банка. Перед этим данные нуждаются в предварительной обработке. Для начала необходимо разбить каждый текст на список слов и символов (токенизация). Затем, во избежание путаницы, нужно привести все слова к нижнему регистру, чтобы «ЦБ» и «цб» не считались разными словами. Также для понижения разнообразия слов требуется провести лемматизацию: все существительные приводятся к именительному падежу и единственному числу, все прилагательные приводятся к мужскому роду и единственному числу, глаголы принимают форму инфинитива и так далее. Для этих целей был использован пакет `rumorphy` на Python 3. Знаки пунктуации и цифры были удалены из общего массива, так как без контекста они не дают возможности извлечь какую-либо информацию о тексте. Также из списка слов были исключены союзы, предлоги и частицы, которые довольно часто встречаются в тексте, но не несут в себе никакой информации. При такой обработке текстов предполагается, что порядок слов в тексте не меняет его окраски. Такой способ называется «мешок слов». Теперь каждый текст – это вектор, показывающий, сколько раз каждое слово из словаря в нем встречается. Полученное число уникальных слов равно 269611. Однако в этом списке будут находиться слова, которые встречаются в тексте всего один раз, или, наоборот, слишком часто. Поэтому была произведена фильтрация редких и часто встречающихся слов, с предположением, что слово должно встречаться в каждом из текстов более трех раз, но не чаще, чем в 40% текстов. Полученное число уникальных слов после проведенной фильтрации составило 52073.

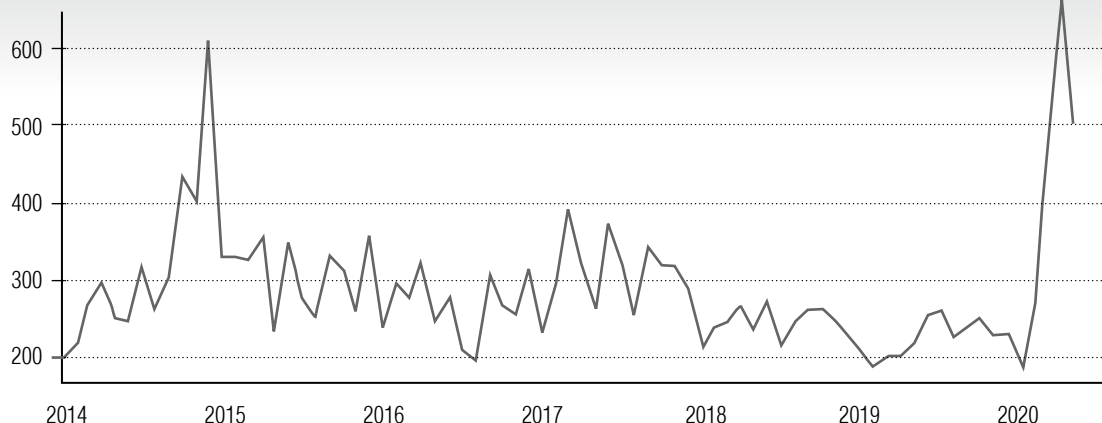


Рис. 1. Динамика новостей по запросам за каждый месяц

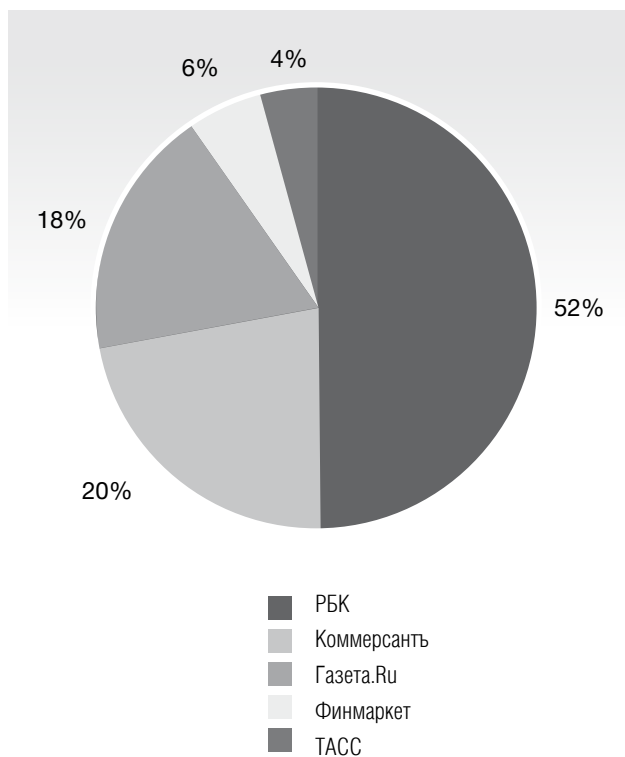


Рис. 2. Количество статей из каждого источника

Теперь полученный список слов можно разбить на тематические списки, чтобы впоследствии по облакам слов определить, какие вопросы рассматриваются в статьях по выбранным нами запросам. Стоит отметить, что у каждого текста из общего корпуса может быть несколько тем, несмотря на то, что они были скачаны по запросам из одних и тех же ключевых слов. Таким образом, будет некорректно относить каждый текст к одной конкретной теме, нужно использовать иной подход.

Для выявления тем, встречающихся в текстах, была построена иерархическая байесовская модель. На первом уровне был задан априорный параметр, определяющий число тем в разбиении (T), а на втором уровне – мультиномиальная² переменная с априорным распределением Дирихле, определяющая вероятность попадания в документ слов, которые относятся к заранее заданной теме. Такую модель еще называют латент-

ным (скрытым) распределением Дирихле. Формальное определение задачи следующее: словарь представляет из себя список слов, заранее отфильтрованных по частоте появления в тексте $\{1, \dots, V\}$. Каждое слово – это вектор $w, w_i \{1, \dots, V\}$, где ровно одна компонента равна 1. Каждый текст представляет собой последовательность из N слов w . В работе рассматривается коллекция из M текстов $D = \{w_d | d = 1..M\}$.

Положим, что количество тем T задается экзогенно. Для каждого документа есть распределение тем внутри него $\theta \sim p(T|d)$. Далее вычисляется вероятность появления слова в документе. Выбирается одна из тем случайным образом. Каждое слово попадает в выбранный документ, исходя из распределения слов $\beta \sim p(w|T)$.

Формируется T гипотез, что мы можем встретить слово w в документе d , если оно принадлежит теме t_1 или теме t_2 , и так далее до темы T . Полная вероятность появления слова может быть вычислена по формуле:

$$D_i(w|T) = \sum_{t \in T} p(w|T) \cdot p(T|d) = \sum_{t \in T} \theta \cdot \beta. \quad (1)$$

С помощью алгоритма латентного распределения Дирихле было произведено разбиение всех слов из списка на семи тем³: деньги и платежные системы, регулирование финансовой сферы, социальная сфера, международные отношения, фондовый рынок, экономические прогнозы и операции с собственностью (таблица 4). Использовалось несколько итераций (пробовались различные значения T), пока не были сформированы кластеры слов, которые можно было бы однозначно поделить на темы. Названия этих тем были заданы постфактум. Названия для тем были подобраны, опираясь на эти слова. Необходимо посмотреть на то, какой процент тем содержится в каждом источнике. Для этого пересчитаем отдельно слова внутри каждого источника, которые относятся к каждой теме. Результаты приведены на рисунке 3. Видно, что экономические прогнозы занимают существенную часть в каждом источнике (13–18%).

² В мультиномиальной модели документ – это последовательность событий. Каждое событие – это случайный выбор одного слова из «мешка слов»

³ Для реализации алгоритма латентного распределения Дирихле на Python 3 используется библиотека gensim

⁴ В таблице указаны первые 20 слов, выданных данным алгоритмом для каждой темы

Таблица 1.

**Список названий тематических разбиений
и ключевых слов для них**

Наименование темы	Разбиение списка слов по темам
Деньги и платежные системы	акция, актив, инвестор, сделка, бумага, облигация, миллион, инвестиция, средство, сбербанк, крупный, криптовалюта, продажа, капитал, проект, акционер, ценный, золото, биржа, группа
Регулирование финансовой сферы	система, организация, средство, банковский, клиент, миллион, кредитный, сообщить, закон, информация, лицензия, решение, сумма, операция, требование, карта, деятельность, регулятор, число, случай
Социальная сфера	человек, проект, тысяча, работа, область, бизнес, работать, нижегородский, самый, новый, развитие, город, регион, другой, миллион, центр, очень, страна, деньга, место
Международные отношения	президент, страна, санкция, правительство, глава, путин, заявить, владимир, власть, вопрос, министр, отношение, против, экономический, сказать, совет, государство, украина, федерация, слово
Фондовый рынок	валюта, доллар, нефть, неделя, валютный, уровень, аналитик, ставка, снижение, баррель, индекс, инвестор, падение, нефтяной, котировка, отметка, американский, фактор, ожидать, страна
Экономические прогнозы	ставка, экономика, инфляция, уровень, снижение, экономический, прогноз, ключевой, глава, набиуллин, политика, считать, регулятор, повышение, заявить, сказать, решение, ситуация, эльвира, оценка
Операции с собственностью	кредит, ставка, кредитный, ипотечный, тысяча, ипотека, миллион, заемщик, кредитование, программа, бизнес, регион, доход, клиент, составить, жилье, сумма, условие, недвижимость, область

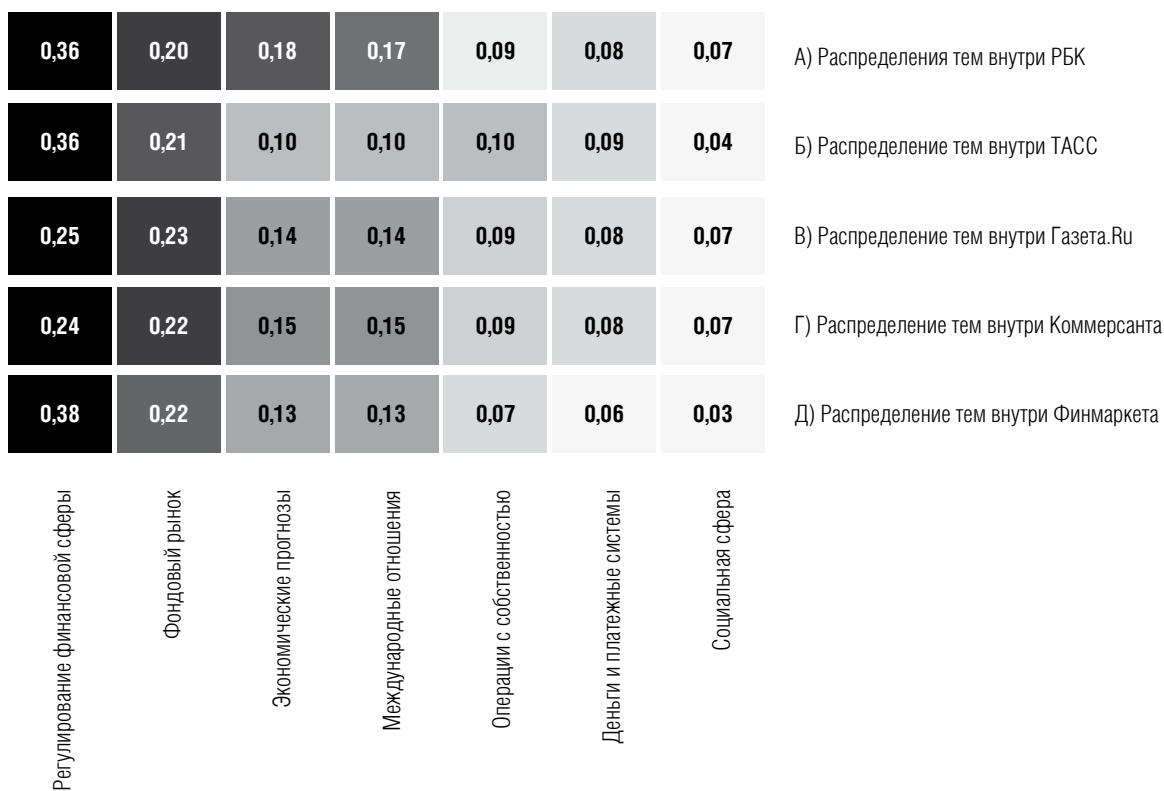


Рис. 3. Распределения тем внутри источников

Поскольку в данном исследовании основной интерес представляет экономическая политика Банка России и ее восприятие экономическими агентами, была выделена и визуализирована тема, связанная с экономическими прогнозами (рисунк 4).

В статье Бейкера, Блума и Дэвиса [12] об изменении неопределенности экономической политики при создании индикатора неопределенности использовались дополнительные критерии отсеивания текстов из общего массива, созданного по заданным ключевым словам. Такой способ помог выделить только те тексты, в которых были слова, связанные с экономикой и неопределенностью, а также учесть некоторые термины, связанные с экономической политикой. Следуя опыту авторов данной статьи и опираясь на рассмотренную выше визуализацию, были отсеяны тексты, в которых нет слов «прогноз», «риск», «сценарий» или «ожидание», а также производных от них. Далее из полученного массива были исключены тексты, в которых нет слова «экономика» и производных от него. Наконец, были отсеяны тексты, непосредственно не связанные с политикой Банка России, по словам «доход», «инфляция», «ставка» и производных от них. Следует отметить, что порядок отсеивания текстов по ключевым словам не имеет значения, но важно, чтобы в отобранных текстах содержались хотя бы по одному слову из всех трех групп ключе-

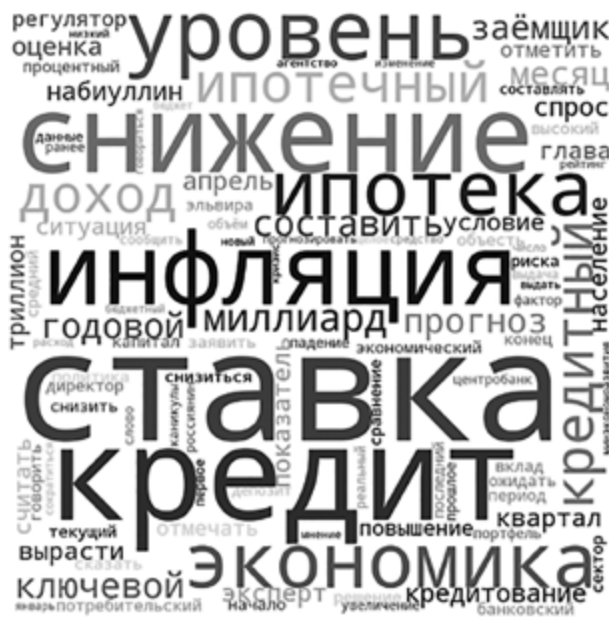


Рис. 4. Визуализация тематики экономических прогнозов (чем больше шрифт, тем чаще слово встречается в текстах)

вых слов. По итогам произведенного отсева остался 4691 текст, что составляет около 21% от общего массива текстов.

В работе Бейкера, Блума и Дэвиса [12] также была произведена некоторая нормировка, контролирующая количество статей в каждом источнике. Авторы делят число статей с ключевыми словами на все статьи за период для каждого источника. Затем внутри каждого источника происходит стандартизация, то есть вычитается среднее значение и ряд делится на стандартное отклонение, после чего данные объединяются в один массив и суммируются за период. После этого данные масштабируются таким образом, чтобы минимальное значение было равно нулю.

Поскольку в упомянутом выше исследовании распределение статей по источникам неравномерно, в нашем исследовании была применена аналогичная нормировка. Такую нормировку важно учесть, поскольку каждый источник с разной частотой обозревает новости и, кроме того, может иметь субъективное отношение к некоторым вопросам, связанным с политикой Банка России, а также освещать данную тему с большей или меньшей интенсивностью.

Индикатор не отражает отношение к центральному банку в терминах «хорошо» и «плохо», а показывает рост «обсуждаемости» политики Банка России в разрезе определенного набора тем, связанных с неопределенностью, отражая тем самым повышение и понижение интереса к нему. Таким образом, построенный индикатор отражает восприятие неопределенности политики Банка России экспертным сообществом. Важно также понимать, что на это восприятие влияют не только непосредственно прямые действия ЦБ, но и различные экономико-политические шоки, такие как, например, раунды санкций, которые не раз были наложены на Россию за рассматриваемый период. Полученный в результате индикатор показан на *рисунке 5*.

На *рисунке 5* наблюдаются три периода с повышенным значением индикатора: в 2015, 2016 и 2019 годах. Первое повышенное значение индикатора приходится на январь 2015 года, в тот момент Банк России неожиданно снизил ключевую ставку [13] после ее резкого поднятия в декабре 2014 года [14], когда были приняты жесткие меры для стабилизации обстановки на валютном рынке, возникшей из-за совокупности негативных экономических факторов (цены на нефть, санкции, спекулятивная

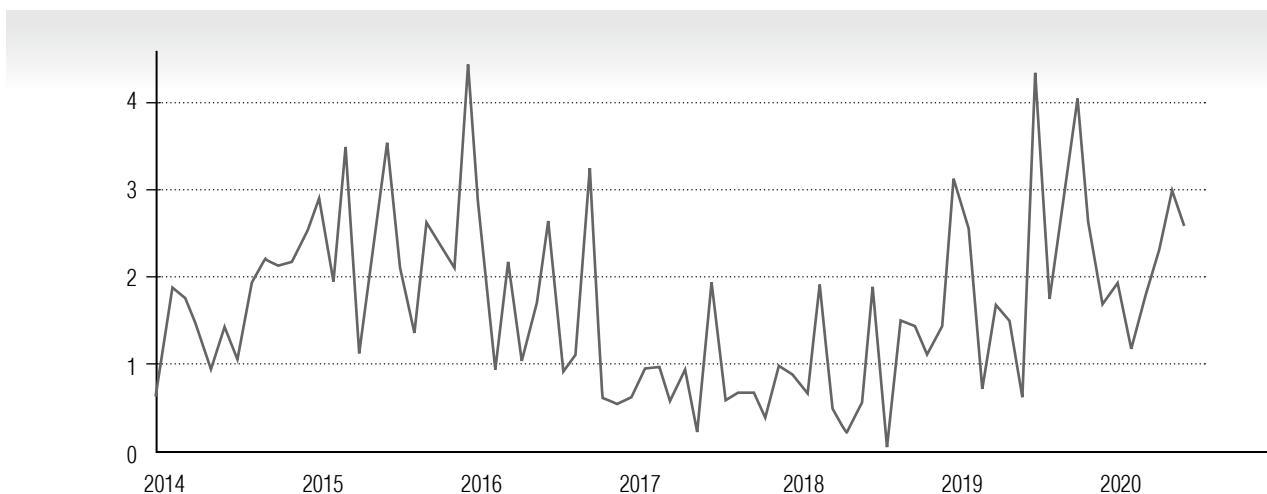


Рис. 5. Динамика индикатора неопределенности

составляющая на финансовом рынке). При этом рост индикатора неопределенности наблюдался в течение всей второй половины 2014 года, что соответствовало динамике валютного курса и общему росту неопределенности. В марте 2015 года Банк России оправдал ожидания рынка относительно смягчения монетарной политики [15], однако здесь можно наблюдать пик индикатора, что соответствовало оживленной дискуссии о дальнейших действиях регулятора. В конце июня 2015 года резко снизились инфляция, и ЦБ понизил ключевую ставку [16], причем все это шло вразрез с прогнозами экспертов и комментариями самого Банка России. В этот момент можно наблюдать высокие значения индикатора неопределенности, сравнимые с мартовским пиком. В сентябре, октябре и декабре 2015 года обсуждались дестабилизация обстановки на валютном рынке в связи с ростом цен на нефть и вопрос о неизменности ключевой ставки. Дальнейшая неизменность ставки была предсказуема в сентябре и октябре, но не в декабре, когда Банк России обещал снижение ключевой ставки на 0,5 п.п. [17]. В результате можно видеть новый пик индикатора в декабре 2015 года, который по величине несколько превосходит значения в июне и марте.

В марте 2016 года ЦБ РФ также отказался снижать ключевую ставку, что соответствовало прогнозам многих аналитиков [18]. В июне [19] и сентябре [20] 2016 года были усилены западные санкции и происходило снижение ключевой ставки, что привело к очередному росту неопределенности относительно политики Банка России.

С сентября 2018 года Центральный Банк РФ начал повышать ставку [21]. В конце 2018 года банк объявил о возобновлении закупки валюты с января 2019 года и новом повышении ключевой ставки [22], что также стало некоторой неожиданностью для многих экспертов и отразилось на росте индикатора неопределенности. В июне 2019 года проводился экономический форум (сопряженный с рядом негативных политических новостей, например, продолжающимся заключением Калви). Также Банком России была снижена ключевая ставка, впервые после ее постепенного увеличения с сентября 2018 года [23]. В этот момент наблюдается резкий рост индикатора, что соответствует высокой степени неопределенности в экономике, перекладывающейся и в неопределенность относительно экономической политики. Также банком было прокомментировано, что во время следующего заседания скорее всего ключевая ставка будет снижена, что и произошло в июле и не вызвало всплеска неопределенности. В сентябре ставка была снижена третий раз за год [24], однако это было сопряжено с новым раундом экономических санкций, что в итоге привело к очередному пику построенного индикатора.

Сложившаяся на текущий момент ситуация в значительной мере отличается от рассмотренных пиков индикатора неопределенности. Пандемия коронавируса привела к глобальному экономическому кризису. Спад экономической активности и сдвиг вниз кривой совокупного спроса также отразились на ценах на нефть, что привело к падению курса рубля. Однако поддержание валютно-

го курса в данном случае не имеет смысла именно из-за природы глобального шока, на борьбу с которым и должно быть направлено действие экономической политики. В связи с этим многими экспертами ожидалось смягчение (или, как минимум, неужесточение) денежно-кредитной политики в целях стимулирования спроса. Так, 24 апреля 2020 года Банком России было принято решение снизить ключевую ставку на 0,5 п.п. Видно, что такое решение хотя и несколько повысило уровень неопределенности, однако оставило индикатор на умеренном уровне. В начале мая неопределенность по отношению к Банку России начала спадать в связи с укреплением курса рубля и ростом цены на нефть. Однако в конце мая активно обсуждалась новость о том, что Центральный банк собирается значительно снизить ставку в июне [25]. В итоге можно сделать вывод, что динамика построенного индикатора отражает происходившие в экономике события, а высокие значения индикатора соответствуют росту неопределенности в восприятии политики Банка России и укладываются в экономическую логику.

2. Построение моделей с индикатором неопределенности

Неопределенность в денежно-кредитной политике, среди прочего, может влиять и на волатильность валютного курса, который является одним из факторов движения цен акций в рамках финансовой теории (расширенная модель CAPM). В связи с этим интересно проанализировать влияние построенного индикатора на динамику рыночных показателей.

Нами были рассмотрены модели с фондовыми индексами ММВБ и РТС за период с 01.01.2014 по 31.05.2020. Тестирование значимости построенного индикатора в объяснении динамики финансового рынка проводилось с помощью моделей GARCH. Для учета большего количества информации в данных моделях мы используем индикатор, построенный с двухнедельной периодичностью. Из рисунка 6 видно, что двухнедельный индикатор неопределенности в целом имеет схожую динамику с месячным аналогом. Однако рассмотренные пики местами являются более выразительными, поскольку содержат описанные выше события и не сглаживаются прочими наблюдениями за месяц.

Сначала были подобраны модели без индикатора для описания волатильности каждого индекса, потом был добавлен индикатор в уравнение дисперсии индексов. Процесс GARCH(α , β) с уравнением среднего ARMA(p , q) в общем виде представлен следующим образом:

$$\begin{aligned} y_t &= c + \sum_{s=1}^k p_s y_{t-s} + \sum_{s=1}^l q_s \varepsilon_{t-s}, \\ \varepsilon_t &= \sqrt{h_t} \cdot v_t, v_t \sim \text{i.i.d. } N(0,1), \\ h_t &= \omega + \sum_{j=1}^m \alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^r \beta_j h_{t-j}, \end{aligned} \quad (2)$$

где h_t – условная дисперсия;

c – константа в уравнении среднего;

ω – константа в уравнении дисперсии;

p_s – коэффициенты при лагах в уравнении среднего;

q_s – коэффициенты при лагах ошибок в уравнении среднего;

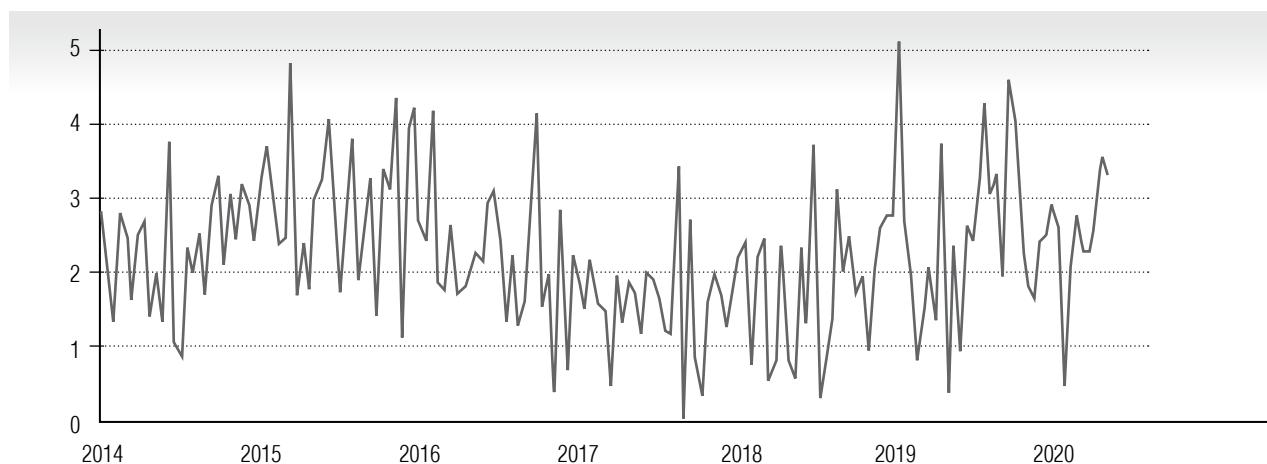


Рис. 6. Динамика двухнедельного индикатора неопределенности

α_j – коэффициенты при лагах в уравнении дисперсии;

β_j – коэффициенты при лагах ошибок в уравнении дисперсии;

y_t – текущее значение ряда.

Для анализа выбранных распределений инноваций в моделях с индикатором неопределенности был использован критерий согласия Пирсона. Он состоит в том, что выборка делится на несколько интервалов. Пусть n_i – число элементов, попавших в i -й интервал, вероятность попадания случайной величины в интервал i равна p_i . Отклонение выборочного распределения от теоретического определяется по формуле:

$$\sum_{i=1}^k \frac{(n_i - np_i)^2}{np_i} \tag{3}$$

Сумма имеет асимптотическое χ^2 распределение со степенью свободы $f = k - c - 1$, где c – число параметров модели, определяемых по выборке. Если значение статистики из формулы (3) меньше табличного значения квантиля $\chi^2_{1-\alpha}(f)$ из таблицы критических значений распределения, то гипотеза о принятой спецификации модели не отвергается.

Эмпирическим путем для фондового индекса ММВБ была подобрана модель GARCH(1,1) с уравнением среднего ARMA(1,1) и скошенным нормальным распределением инноваций, т.е. $v_t \sim i.i.d. SN(0,1)$. Сравнение нормального распределения и скошенного нормального распределения стандартизированных инноваций проиллюстриро-

вано на *рисунке 7*. Заметно, что распределение инноваций асимметрично, что следует учитывать при оценивании модели.

Для подтверждения адекватности выбранного распределения инноваций был использован критерий согласия Пирсона (*таблица 2*).

Таблица 2.

Результаты теста Пирсона в модели для ММВБ с добавлением индикатора неопределенности

	Группы	Статистика	p-value
1	20	21,95	0,2867
2	30	28,00	0,5179
3	40	34,54	0,6733
4	50	38,00	0,8725

Значение p -value всегда выше уровня значимости $\alpha = 0,05$, поэтому можно сделать вывод, что распределение инноваций для модели с использованием индикатора неопределенности подобрано адекватно. Полученные результаты GARCH моделей для фондового индекса ММВБ представлены в *таблице 3*.

Также были подобраны модели GARCH(1,1) с ARMA(1,1) и скошенным нормальным распределением инноваций для описания волатильности фондового индекса РТС на двухнедельных данных. На *рисунке 8* видно, что распределение инноваций также скошено влево.

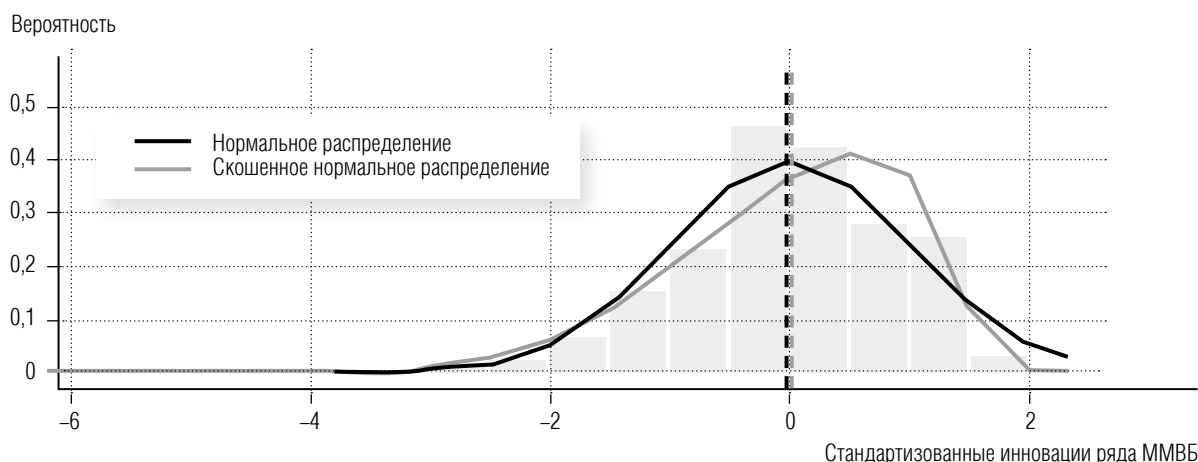


Рис. 7. Сравнение стандартизированных инноваций ряда ММВБ с нормальным распределением и скошенным нормальным распределением

Сравнение моделей GARCH для описания волатильности индекса ММВБ с индикатором неопределенности и без него на двухнедельных данных

Таблица 3.

Коэффициенты	Модель с добавлением индикатора неопределенности	Модель без добавления индикатора неопределенности
c	0,0046*** (-0,0002)	0,0046*** (-0,0001)
p	0,8545*** (-0,039)	0,8232*** (-0,0528)
q	-0,9999*** (-0,0024)	-1*** (-0,0023)
ω	0 (-0,0000)	0,0003 (-0,0002)
α	0,1275 (-0,0828)	0,1016** (-0,0414)
β	0,3643 (-0,2804)	0,7009*** (-0,1639)
Индикатор неопределенности	0,0003** (-0,0001)	
Коэффициент асимметрии распределения ошибок	0,5681*** (-0,1129)	0,6124*** (-0,1255)
Информационный критерий Шварца	-3,7484	-3,7417

Для подобранной модели с индикатором тоже был проведен тест на адекватность выбранного распределения инноваций по критерию Пирсона. Полученные результаты представлены в *таблице 4*.

Таблица 4.

Результаты теста Пирсона в модели для РТС с добавлением индикатора неопределенности

	Группы	Статистика	p -value
1	20	24,42	0,1805
2	30	33,56	0,2559
3	40	43,43	0,2881
4	50	53,43	0,3079

Значение p -value всегда выше уровня значимости $\alpha = 0,05$, поэтому распределение инноваций в модели для РТС с добавлением индикатора неопределенности подобрано адекватно, согласно критерию Пирсона. Результаты GARCH моделей для фондового индекса РТС приведены в *таблице 5*.

3. Анализ моделей с индикатором неопределенности

Из *таблиц 3* и *5* видно, что информационный критерий Шварца снизился при добавлении индикатора. Коэффициент при индикаторе неопределен-

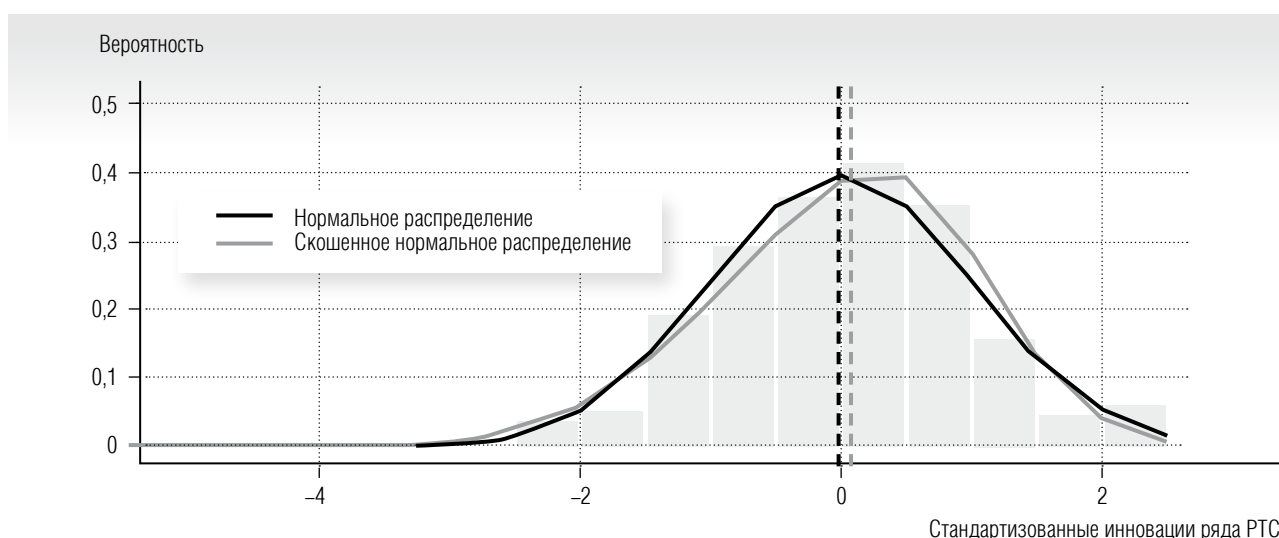


Рис. 8. Сравнение стандартизованных инноваций ряда РТС с нормальным распределением и скошенным нормальным распределением

Таблица 5.
Сравнение моделей GARCH
для описания волатильности
индекса РТС с добавлением индикатора
неопределенности и без его добавления
на двухнедельных данных

Коэффициенты	Модель с добавлением индикатора неопределенности	Модель без добавления индикатора неопределенности
c	0,0010 (-0,0044)	0,0004 (-0,0053)
p	-0,7837*** (-0,1154)	0,-0,8065*** (-0,1104)
q	0,8163*** (-0,0882)	0,8356*** (-0,0899)
ω	0 (-0,0000)	0,0003 (-0,0002)
α	0,0369 (-0,0784)	0,0748** (-0,0375)
β	0,2438 (-0,2455)	0,8529*** (-0,0667)
Индикатор неопределенности	0,0011** (-0,0005)	
Коэффициент асимметрии распределения ошибок	0,7971*** (-0,1051)	0,7329*** (-0,0869)
Информационный критерий Шварца	-2,7201	-2,7038

ности в *таблице 3* имеет положительный знак, что говорит об увеличении дисперсии ММВБ примерно на 0,0003 при росте индикатора неопределенности на единицу. Несмотря на то, что индикатор неопределенности значим на уровне 5% в данной спецификации, его влияние на фондовый рынок ограничено.

В *таблице 5* информационный критерий также снизился при добавлении индикатора. Коэффициент при индикаторе неопределенности значим на уровне 5% и имеет положительный знак, что говорит об увеличении дисперсии РТС примерно на 0,0011 при росте индикатора неопределенности на едини-

цу. Этот результат значительно более высокий, чем для ММВБ, что может означать большее влияние индикатора неопределенности на валютную составляющую фондового индекса РТС, чем на акции.

Заключение

В данной работе построен индикатор неопределенности, отражающий восприятие экспертами политики Банка России. Для построения индикатора было использовано более 22000 новостей из пяти новостных источников, проведена предобработка текстов и разбиение всех слов в текстах на темы с помощью алгоритма скрытого распределения Дирихле, а также представлена визуализация слов из ключевого тематического блока (построение облака слов). Кроме того, было выполнено нормирование на количество статей в источниках. Динамика индикатора неопределенности была подробно объяснена в контексте происшедших событий и заявлений Банка России.

Для проверки валидности построенного индикатора были оценены модели GARCH, объясняющие волатильность фондовых индексов ММВБ и РТС на двухнедельных данных. Полученные коэффициенты при индикаторе неопределенности оказались значимы в моделях GARCH(1,1) с уравнением ARMA(1,1) и скошенным распределением ошибок для описания волатильности ММВБ и РТС.

Построенный индикатор может быть использован как для прогнозирования отдельных макроэкономических показателей, а также быть частью модельного аппарата, используемого Банком России для проведения денежно-кредитной политики, поскольку он отражает ожидания экономических агентов. Возможным направлением будущих исследований является конструирование индикаторов курсовых и инфляционных ожиданий. ■

Благодарности

Статья подготовлена в рамках выполнения научно-исследовательской работы государственного задания РАНХиГС.

Литература

1. Kurov A., Stan R. Monetary policy uncertainty and the market reaction to macroeconomic news // Journal of Banking & Finance. 2018. Vol. 86. P. 127–142. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2017.09.005.
2. Husted L., Rogers J., Sun B. Monetary policy uncertainty // International Finance Discussion Papers. 2017. No 1215. DOI: 10.17016/IFDP.2017.1215.
3. Web-based application for sentiment analysis of live tweets / N. Sharma [et al.] // 19th Annual International Conference on Digital Government Research: Governance in the Data Age. Delft, the Netherlands, 30 May – 1 June 2018. P. 1–2.
4. Supervised learning for fake news detection / J.C.S. Reis [et al.] // IEEE Intelligent Systems. 2019. Vol. 34. No 2. P. 76–81. DOI: 10.1109/MIS.2019.2899143.

5. The effects of Twitter sentiment on stock price returns / G. Ranco [et al.] // PLoS One. 2015. Vol. 10. No 9. Article no e0138441. DOI: 10.1371/journal.pone.0138441.
6. Fu Y., Hao J.-X., Li X., Hsu C.H.C. Predictive accuracy of sentiment analytics for tourism: A metalearning perspective on Chinese travel news // Journal of Travel Research. 2019. Vol. 58. No 4. P. 666–679. DOI: 10.1177/0047287518772361.
7. Park E., Kang J., Choi D., Han J. Understanding customers' hotel revisiting behaviour: A sentiment analysis of online feedback reviews // Current Issues in Tourism. 2020. Vol. 23. No 5. P. 605–611. DOI: 10.1080/13683500.2018.1549025.
8. Central Bank communication and monetary policy: A survey of theory and evidence / A.S. Blinder [et al.] // Journal of Economic Literature. 2008. Vol. 46. No 4. P. 910–945. DOI: 10.1257/jel.46.4.910.
9. Ponomareva N., Sheen J., Wang B.Z. Does monetary policy respond to uncertainty? Evidence from Australia // The Australian Economic Review. 2019. Vol. 52. No 3. P. 336–343. DOI: 10.1111/1467-8462.12338.
10. Hansen S., McMahon M. Shocking language: Understanding the macroeconomic effects of central bank communication // Journal of International Economics. 2016. Vol 99. Suppl. 1. P. S114–S133. DOI: 10.1016/j.jinteco.2015.12.008.
11. Cieslak A., Schrimpf A. Non-monetary news in central bank communication // Journal of International Economics. 2019. Vol. 118. P. 293–315. DOI: 10.1016/j.jinteco.2019.01.012.
12. Baker S.R., Bloom N., Davis S.J. Measuring economic policy uncertainty // The Quarterly Journal of Economics. 2016. Vol. 131. No 4. P. 1593–1636. DOI: 10.1093/qje/qjw024.
13. О ключевой ставке Банка России. Пресс-релиз // Банк России, 30 января 2015 г. [Электронный ресурс]: http://www.cbr.ru/press/PR/?file=30012015_133122dkp2015-01-30t13_15_49.htm (дата обращения 01.09.2020).
14. О ключевой ставке Банка России и других мерах Банка России. Пресс-релиз // Банк России, 16 декабря 2014 г. [Электронный ресурс]: http://www.cbr.ru/press/PR/?file=16122014_004533dkp2014-12-16t00_39_23.htm (дата обращения 01.09.2020).
15. О ключевой ставке Банка России. Пресс-релиз // Банк России, 13 марта 2015 г. [Электронный ресурс]: https://www.cbr.ru/press/PR/?file=13032015_133031dkp2015-03-13T13_20_49.htm (дата обращения 01.09.2020).
16. Доклад о денежно-кредитной политике // Банк России. 2015. № 2. [Электронный ресурс]: https://www.cbr.ru/Collection/Collection/File/7846/2015_02_ddcp.pdf (дата обращения 01.09.2020).
17. Банк России сохранил ключевую ставку на уровне 11%, но пообещал вскоре ее снизить // ТАСС, 30 октября 2015 г. [Электронный ресурс]: <https://tass.ru/ekonomika/2393054> (дата обращения 01.09.2020).
18. Банк России сохранил ключевую ставку на уровне 11% // Коммерсантъ, 18 марта 2016 г. [Электронный ресурс]: <https://www.kommersant.ru/doc/2942422> (дата обращения 01.09.2020).
19. ЕС продлил санкции против России на полгода // Коммерсантъ, 22 июня 2015 г. [Электронный ресурс]: <https://www.kommersant.ru/doc/2752381> (дата обращения 01.09.2020).
20. США расширили санкции в отношении России // Ведомости, 1 сентября 2016 г. [Электронный ресурс]: <https://www.vedomosti.ru/politics/articles/2016/09/01/655346-ssha-rasshirili-sanktsii-otnoshenii> (дата обращения 01.09.2020).
21. Доклад о денежно-кредитной политике // Банк России. 2018. № 3. [Электронный ресурс]: https://www.cbr.ru/Collection/Collection/File/7822/2018_03_ddcp.pdf (дата обращения 01.09.2020).
22. Доклад о денежно-кредитной политике // Банк России. 2018. № 4. [Электронный ресурс]: https://www.cbr.ru/Collection/Collection/File/14169/2018_04_ddcp.pdf (дата обращения 01.09.2020).
23. Банк России принял решение снизить ключевую ставку на 25 б.п., до 7,50% годовых. Пресс-релиз // Банк России, 14 июня 2019 г. [Электронный ресурс]: https://www.cbr.ru/press/pr/?file=14062019_133000Key.htm (дата обращения 01.09.2020).
24. ЦБ опустил ключевую ставку до минимума с 2014 года // РБК, 6 сентября 2019 г. [Электронный ресурс]: <https://www.rbc.ru/finances/06/09/2019/5d7216039a794762b661a2e4> (дата обращения 01.09.2020).
25. Набиуллина не увидела повода для внепланового снижения ключевой ставки // РБК, 22 мая 2020 г. [Электронный ресурс]: <https://www.rbc.ru/finances/22/05/2020/5ec78c839a79472a021822be> (дата обращения 01.09.2020).
26. ЦБ может понизить ставку через неделю. Что это значит для инвестора // РБК, 17 апреля 2020 г. [Электронный ресурс]: <https://quote.rbc.ru/news/article/5e9986ea9a794764e362322e> (дата обращения 01.09.2020).

Об авторах

Голованова Елизавета Александровна

младший научный сотрудник, Институт прикладных экономических исследований, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте РФ, 119571, г. Москва, проспект Вернадского, д. 82, стр.1;

студентка магистратуры, отделение экономики, математики и информационных технологий, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте РФ, 119571, г. Москва, проспект Вернадского, д. 82, стр.1;

E-mail: golovanova-ea@ranepa.ru

ORCID: 0000-0002-9073-7553

Зубарев Андрей Витальевич

кандидат экономических наук; старший научный сотрудник, Институт прикладных экономических исследований, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте РФ, 119571, г. Москва, проспект Вернадского, д. 82, стр.1;

преподаватель, отделение экономики, математики и информационных технологий, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте РФ, 119571, г. Москва, проспект Вернадского, д. 82, стр.1;

E-mail: zubarev@ranepa.ru

ORCID: 0000-0003-2945-5271

Building the uncertainty indicator regarding adjustment of the Bank of Russia's monetary policy relying on news sources

Elizaveta A. Golovanova

E-mail: golovanova-ea@ranepa.ru

Andrei V. Zubarev

E-mail: zubarev@ranepa.ru

Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration
Address: 82, build. 1, Prospect Vernadskogo, Moscow 119571, Russia

Abstract

Text analysis with machine learning support can be implemented for studying experts' relations to the Bank of Russia. To reach macroeconomic goals, the communication policy of the bank must be predictable and trustworthy. Surveys addressing this theme are still insufficient compare to the theoretical studies on the subject of other bank tools. The goal of this research is to analyze the perception of uncertainty by economic agents. For that purpose, we built an uncertainty indicator based on news sources from the Internet and on textual analysis. The dynamics of the indicator reflect unexpected statements of the Bank of Russia and events affecting monetary policy. Financial theory links monetary policy and stock prices, so we used this fact to examine the impact of the uncertainty indicator on the MOEX and RTS indices. We tested the hypothesis that our indicator is significant in GARCH models for chosen financial series. We found out several specifications in which our indicator is significant. Among the specifications considered, the uncertainty indicator contributes the most to explaining variances of the RTS index. The obtained uncertainty indicator can be used for forecasting of different macroeconomic variables.

Key words: uncertainty; Bank of Russia; news sources; data analysis; machine learning; word cloud; stock index.

Citation: Golovanova E.A., Zubarev A.V. (2020) Building the uncertainty indicator regarding adjustment of the Bank of Russia's monetary policy relying on news sources. *Business Informatics*, vol. 14, no 4, pp. 62–75. DOI: 10.17323/2587-814X.2020.4.62.75

References

1. Kurov A., Stan R. (2018) Monetary policy uncertainty and the market reaction to macroeconomic news. *Journal of Banking & Finance*, vol. 86, pp. 127–142. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2017.09.005.
2. Husted L., Rogers J., Sun B. (2017) Monetary policy uncertainty. *International Finance Discussion Papers*, no 1215. DOI: 10.17016/IFDP.2017.1215.
3. Sharma N., Pabreja R., Yaqub U., Atluri V., Chun S.A., Vaidya J. (2018) Web-based application for sentiment analysis of live tweets. Proceedings of the 19th Annual International Conference on Digital Government Research: Governance in the Data Age, Delft, the Netherlands, 30 May – 1 June 2018, pp. 1–2.
4. Reis J.C.S., Correia A., Murai F., Veloso A., Benevenuto F. (2019) Supervised learning for fake news detection. *IEEE Intelligent Systems*, vol. 34, no 2, pp. 76–81. DOI: 10.1109/MIS.2019.2899143.
5. Ranco G., Aleksovski D., Caldarelli G., Grčar M., Mozetič I. (2015) The effects of Twitter sentiment on stock price returns. *PLoS One*, vol. 10, no 9, article no e0138441. DOI: 10.1371/journal.pone.0138441.
6. Fu Y., Hao J.-X., Li X., Hsu C.H.C. (2019) Predictive accuracy of sentiment analytics for tourism: A metalearning perspective on Chinese travel news. *Journal of Travel Research*, vol. 58, no 4, pp. 666–679. DOI: 10.1177/0047287518772361.
7. Park E., Kang J., Choi D., Han J. (2020) Understanding customers' hotel revisiting behaviour: A sentiment analysis of online feedback reviews. *Current Issues in Tourism*, vol. 23, no 5, pp. 605–611. DOI: 10.1080/13683500.2018.1549025.
8. Blinder A.S., Ehrmann M., Fratzscher M., Haan J. D., Jansen D.-J. (2008) Central Bank communication and monetary policy: A survey of theory and evidence. *Journal of Economic Literature*, vol. 46, no 4, pp. 910–945. DOI: 10.1257/jel.46.4.910.
9. Ponomareva N., Sheen J., Wang B.Z. (2019) Does monetary policy respond to uncertainty? Evidence from Australia. *The Australian Economic Review*, vol. 52, no 3, pp. 336–343. DOI: 10.1111/1467-8462.12338.
10. Hansen S., McMahon M. (2016) Shocking language: Understanding the macroeconomic effects of central bank communication. *Journal of International Economics*, vol 99, suppl. 1, pp. S114–S133. DOI: 10.1016/j.jinteco.2015.12.008.

11. Cieslak A., Schrimpf A. (2019) Non-monetary news in central bank communication. *Journal of International Economics*, vol. 118, pp. 293–315. DOI: 10.1016/j.jinteco.2019.01.012.
12. Baker S.R., Bloom N., Davis S.J. (2016) Measuring economic policy uncertainty. *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 131, no 4, pp. 1593–1636. DOI: 10.1093/qje/qjw024.
13. Bank of Russia (2015) *About the key rate of the Bank of Russia*. Press release, 30 January 2015. Available at: http://www.cbr.ru/press/PR/?file=30012015_133122dkp2015-01-30t13_15_49.htm (accessed 1 September 2020).
14. Bank of Russia (2014) *About the key rate of the Bank of Russia and other measures of the Bank of Russia*. Press release, 16 December 2014. Available at: http://www.cbr.ru/press/PR/?file=16122014_004533dkp2014-12-16t00_39_23.htm (accessed 1 September 2020).
15. Bank of Russia (2015) *About the key rate of the Bank of Russia*. Press release, 13 March 2015. Available at: https://www.cbr.ru/press/PR/?file=13032015_133031dkp2015-03-13T13_20_49.htm (accessed 1 September 2020).
16. Bank of Russia (2015) *Monetary policy report*, no 2. Available at: https://www.cbr.ru/Collection/Collection/File/7846/2015_02_ddcp.pdf (accessed 1 September 2020).
17. TASS (2015) The Bank of Russia kept the key rate at the level of 11%, but promised to reduce it soon. *TASS*, 30 October 2015. Available at: <https://tass.ru/ekonomika/2393054> (accessed 1 September 2020).
18. Kommersant (2016) The Bank of Russia kept the key rate on the level of 11%. *Kommersant*, 18 March 2016. Available at: <https://www.kommersant.ru/doc/2942422> (accessed 1 September 2020).
19. Kommersant (2015) EU extends sanctions against Russia for half a year. *Kommersant*, 22 June 2015. Available at: <https://www.kommersant.ru/doc/2752381> (accessed 1 September 2020).
20. Vedomosti (2016) USA extended sanctions against Russia. *Vedomosti*, 1 September 2016. Available at: <https://www.vedomosti.ru/politics/articles/2016/09/01/655346-ssha-rasshirili-sanktsii-otnoshenii> (accessed 1 September 2020).
21. Bank of Russia (2018) *Monetary policy report*, no 3. Available at: https://www.cbr.ru/Collection/Collection/File/7822/2018_03_ddcp.pdf (accessed 1 September 2020).
22. Bank of Russia (2018) *Monetary policy report*, no 4. Available at: https://www.cbr.ru/Collection/Collection/File/14169/2018_04_ddcp.pdf (accessed 1 September 2020).
23. Bank of Russia (2019) *The Bank of Russia has decided to reduce its key rate by 25 bp to 7.50% per annum*. Press release, 14 June 2019. Available at: https://www.cbr.ru/press/pr/?file=14062019_133000Key.htm (accessed 1 September 2020).
24. RBC (2019) The Central Bank lowered the key rate to a minimum since 2014. *RBC*, 6 September 2019. Available at: <https://www.rbc.ru/finances/06/09/2019/5d7216039a794762b661a2e4> (accessed 1 September 2020).
25. RBC (2020) Nabiullina did not see a reason for an unplanned reduction in the key rate. *RBC*, 22 May 2020. Available at: <https://www.rbc.ru/finances/22/05/2020/5ec78c839a79472a021822be> (accessed 1 September 2020).
26. RBC (2020) The Central Bank may lower the rate in a week. What does this mean for an investor. *RBC*, 17 April 2020. Available at: <https://quote.rbc.ru/news/article/5e9986ea9a794764e362322e> (accessed 1 September 2020).

About the authors

Elizaveta A. Golovanova

Junior Researcher, Institute of Applied Economic Research, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, 82, build. 1, Prospect Vernadskogo, Moscow 119571, Russia;

MSc Student, Department of Economics, Mathematics and Informational Technology, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, 82, build. 1, Prospect Vernadskogo, Moscow 119571, Russia;

E-mail: golovanova-ea@ranepa.ru

ORCID: 0000-0002-9073-7553

Andrei V. Zubarev

Cand. Sci. (Econ.);

Senior Researcher, Institute of Applied Economic Research, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, 82, build. 1, Prospect Vernadskogo, Moscow 119571, Russia;

Lecturer, Department of Economics, Mathematics and Informational Technology, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, 82, build. 1, Prospect Vernadskogo, Moscow 119571, Russia;

E-mail: zubarev@ranepa.ru

ORCID: 0000-0003-2945-5271