

DOI: <https://doi.org/10.17323/j.jcfr.2073-0438.17.2.2023.50-67>

JEL classification: G32, G41, G51



Влияние санкций на капитализацию отечественных компаний: отраслевой аспект

Елена Федорова ✉

доктор экономических наук, профессор департамента корпоративных финансов и корпоративного управления, Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва, Россия, ecolena@mail.ru, [ORCID](#)

Александр Невредин

аспирант, Московский государственный технический университет им. Баумана, Москва, Россия, a.g.nevredinov@gmail.com, [ORCID](#)

Людмила Черникова

доктор экономических наук, профессор, руководитель департамента корпоративных финансов и корпоративного управления, Финансовый университет при Правительстве РФ, Москва, Россия, tariff2004@mail.ru, [ORCID](#)

Аннотация

В статье оценивается влияние санкций на экономику России с учетом отраслевого аспекта («Нефть и газ», «Телекоммуникации» и «Потребительский сектор»). Методология исследования включает эконометрическое моделирование (эластичная сеть и GARCH-моделирование) и текстовый анализ. Разработаны авторские санкционные индексы на основе текстового анализа. Проведена оценка позитивности и негативности новостей на основе словаря

Эмпирическая база исследования включает новостные публикации портала lenta.ru за период с 1 января 2014 г. по 31 марта 2023 г. из тематических разделов «Экономика» и «Наука и техника». На основе GARCH-моделирования было выявлено, что санкции отрицательно влияют на капитализацию крупнейших компаний в отраслях нефти и газа, потребительского сектора и телекоммуникаций, тональность новостей влияет на капитализацию компаний. Разработаны санкционные индексы (a minimal index, an expanded index, a maximally expanded index), которые позволяют оценить уровень санкционного давления. На основе метода эластичных сетей получен вывод о приоритетности сентиментальных переменных над контрольными, т.е. информация о санкциях и ее тональная окраска больше влияет на фондовый рынок, чем цена на нефть, курс рубля и межбанковская ставка в краткосрочном периоде.

Ключевые слова: фондовый рынок, санкции, санкционный индекс, текстовый анализ

Цитирование: Fedorova E., Nevredinov A., Chernikova L. (2023) The Impact of Sanctions on the Capitalization of Russian Companies: The Sectoral Aspect. *Journal of Corporate Finance Research*. 17(2): 50-67. <https://doi.org/10.17323/j.jcfr.2073-0438.17.2.2023.50-67>

Введение

Конфликт России с Украиной, начавшийся в феврале 2014 г., привел к геополитическому кризису с США, ЕС и другими западными странами. Начиная с 2014 г. различные страны ввели многосторонние санкции, направленные на важнейшие отрасли экономики России, такие как энергетические компании, банковский сектор и оборонная промышленность.

Россия находится под сильным санкционным давлением, многие IT-компании покинули страну и запретили пользоваться своими сервисами жителям РФ, включая пользователей корпоративного ПО, работающего по лицензиям. Некоторые китайские компании, например, Huawei прекратили поставки систем хранения данных. Многие производители телекоммуникационного оборудования попали в список SDN (Specially Designated Nationals): «Байкал Электроникс», МЦСТ, НПЦ «Элвис», «Мультиклет», «Ангстрем» и др., что повлияло на капитализацию телекоммуникационной отрасли. Такие автопроизводители, как Audi, BMW, Ford, и бренды потребительских товаров покинули рынок РФ. Возникают проблемы с поставкой оборудования, необходимого для работы крупнейших отечественных компаний, в связи с введением санкций возникают исследовательские вопросы, связанные влиянием санкций на капитализацию отечественных компаний. Цель нашего исследования – оценить влияние санкций на капитализацию отечественных компаний с учетом отраслевой специфики.

Ряд зарубежных и отечественных авторов оценивали влияние санкций на отечественную экономику, однако наше исследование отличается следующими аспектами. Во-первых, сама тематика является актуальной для российского рынка, многочисленные исследования [1–5] рассматривают влияние санкций на различные аспекты экономики стран, мы раскрываем воздействие санкций на финансовый рынок с учетом отраслевой специфики. Во-вторых, в работе используется как источник информации новостной портал lenta.ru¹, который является крупным российским интернет-изданием. За период январь 2014 г. – март 2023 г. выгружались более 16 200 публикаций по разделам «Экономика» и «Наука и техника». В-третьих, для получения санкционных индексов мы используем различные методы текстового анализа, в том числе анализ частотности, корреляций и анализ тематик при помощи нейронной сети BERT.

Статья организована следующим образом. Работа состоит из введения, четырех основных разделов, заключения и списка литературы. Первый раздел посвящен обзору литературы и постановке гипотез исследования, во втором разделе описана методология исследования. Третий раздел включает данные описательной статистики. В четвертом разделе представлены результаты моделирования влияния санкций на отраслевые фондовые индексы и производится обсуждение полученных результатов.

Теоретический обзор влияния санкций на экономику стран

После 2014 г. влияние санкций стало крайне актуальной темой исследований. К текущему моменту Россия ста-

ла страной, против которой применено рекордное число санкций, и прогнозы их эффектов разнятся. Предсказать влияние санкций трудно, эффект всегда включает множество непреднамеренных побочных эффектов, причем изменяющихся во времени. В экономической литературе приводятся некоторые индикаторы масштабов влияния санкций и непредвиденные эффекты, прямые последствия санкций обычно относятся к сокращению международной торговли товарами и услугами. При оценке влияния санкций исследователи обычно сосредотачивают внимание на определенных областях или эффектах санкций, исследуя динамику показателей, сравнивают итоговые общие эффекты введения санкций в различных странах.

Так, М. Крозет и Дж. Хайнц [1; 2] изучили влияние санкций на экспортеров в страны, попавшие под санкции, на примерах Ирана и России. Они обнаружили, что количество экспортеров в некоторых отраслях упало на 39 и 23% соответственно. Исследователи (Sonnenfeld et al.) [3] доказывают существенное влияние санкций на экономику, так в 2022 г. из-за санкций и антироссийских настроений более 1000 международных компаний покинуло Россию, тем самым ослабив ее доступ к международным цепочкам поставок и технологий. Отдельные авторы прослеживают влияние санкций на уровень занятости населения, в особенности в отраслях, сильно зависящих от импорта оборудования [4].

Наконец, важнейшим эффектом введения санкций становится снижение роста ВВП [5–6]. На основе моделирования общего равновесия прогнозируется снижение ВВП России примерно на 14 под влиянием торговых эмбарго [7]. Они также отмечают, что санкции повлияли и на ВВП стран, которые вводили санкции, падение ВВП составило от 0.1 до 1.6%. Таким образом, санкции влияют обоюдно: на страны, которые вводят санкции, и на страны, против которых они направлены.

При этом эффект санкций не однозначен, так как он вызывает структурные изменения в международной интеграции: происходит рыночная переориентация экономики страны, реконфигурация глобальных цепочек добавленной стоимости и локализации производства [8]. Эти процессы реструктуризации уменьшают негативное макроэкономическое влияние санкций. Это влияние также ослабевает со временем, поскольку страна становится менее зависимой от внешних поставок и импортных технологий, национальная устойчивость повышается за счет локализации цепочек поставок и диверсификации моделей торговли. Следовательно, чем дольше действуют санкции, тем менее экономические разрушительными они будут, поскольку экономические субъекты разрабатывают альтернативные способы ведения бизнеса [9].

Можно отметить, что в некоторых санкционных странах, таких как Ирак, Южная Африка и Югославия, отечественная продукция пришла на смену импортной [8]. Исследование иранских экспортеров показывают, что страны переориентировались на другие «несанкционные» страны, а объемы их экспорта фактически увеличились при уменьшенной норме прибыли [10]. Точно так же после введения санкций в 2014 г. российские потребители перешли на продукты местного производства или импортируемые западными странами [11]. Что касается финансового рынка, то исследователи отмечают увеличение волатильности рос-

¹ URL: <https://lenta.ru/>

сийских акций в период санкций [12]. Западные санкции привели к резкому оттоку прямых иностранных инвестиций и снижению доходности российского рынка [13].

В отечественной и зарубежной литературе рассматривается влияние санкций на экономику не только в общем, но и выделяются отдельные аспекты, например, отраслевая специфика, поскольку санкции нацелены на определенные отрасли промышленности. Так, общий импорт и экспорт снижается не равномерно: согласно исследованиям Е. Гурвича и И. Прилепского [14], особенно пострадал объем нефтепродуктов и агропродуктов. Ряд исследователей выделяют влияние санкций на топливно-энергетический сектор как в Иране [15], так и в России [16], фокусируясь на изменении объемов добычи, а также импорте и экспорте углеводородов. Изменение стоимости нефти из-за введения эмбарго и колебания курсов рубля влияют как на промышленный сектор страны в целом, так и на внутренний рынок России, увеличивая цену бензина [17]. Некоторые санкции направлены на ограничение технологического трансфера, таких как продажи полупроводников и иной высокотехнологичной продукции [18]. Введение санкций также может иметь долгосрочные последствия для некоторых отраслей. Примером может послужить исследование А. Демарайса [19], показавшее, что доля США на мировом космическом рынке в 1998 г. составляла 75%. После введения США International Traffic in Arms Regulation (ITAR), включающих набор мер экспортного контроля, предназначенных для защиты ноу-хау американской аэрокосмической отрасли, спустя десять лет они уменьшили долю космического оборудования на глобальном рынке менее чем до 50%.

Влияние санкций на фондовые индексы также является частой темой исследований. Так, анализируется влияние санкций при помощи событийного анализа (факта введения санкций) и подтверждается негативное влияние на стоимость санкций, причем санкции, введенные США, оказываются более значимыми, чем санкции ЕС [20]. Похожая

методология применяется и для анализа влияния корпоративной отчетности на стоимость акций компании [21]. А.Д. Аганин [22] обнаруживает влияние волатильности цены нефти Brent и санкций на индекс РТС на большом периоде исследования, затрагивающая несколько кризисных периодов (2007–2018 гг.)

Влияние тональности новостей (в том числе в период санкций) на экономические показатели также подтверждается в научных работах. Эмоциональная окраска новостного фона оказывает влияние на валютный рынок [23], прослеживается и взаимосвязь индекса неопределенности экономической политики (EPU) и отраслевых индексов [24]. Этот индекс также строится на основе новостных публикаций, т.е. можно говорить, что неопределенность экономической политики (отслеживаемая через текстовый анализ) влияет на финансовые рынки.

На основе обзора литературы было доказано негативное влияние санкций на экономику, и мы придерживаемся этой же концепции, что санкции отрицательно влияют на финансовый рынок РФ. Однако мы предполагаем, что имеет такое влияние имеет отраслевую специфику.

Методология исследования

Карта исследования

На Рисунке 1 отображена карта нашего исследования. На первом этапе мы формируем эмпирическую базу исследования, выгружая массив новостей lenta.ru за период январь 2014 г. – март 2023 г., после этого мы отбираем только новости по санкциям и проводим их анализ различными машинными методами. Далее на основе анализа текста мы формируем авторские санкционные индексы и оцениваем их влияние на капитализацию отечественных компаний по отраслям нефти и газа, телекоммуникаций и потребительского сектора на основе применения метода эластичных сетей и GARCH-моделирования.

Рисунок 1. Карта исследования



Такая схема обусловлена необходимостью получить и обработать эмпирическую базу исследования, получить словарь индекса санкций, а также собрать дополнительные данные. Полученная база данных используется непосредственно для определения влияния санкционного индекса в новостях на отраслевые индексы.

Метод эластичных сетей и GARCH-моделирование

Для исследования значимости переменных в линейных моделях мы обратились к эластичным сетям. Это особый тип регрессионной модели, позволяющий задать дополнительные параметры регуляризации. Для классической линейной модели, заданной уравнением (1), отбор показателей x_t^k с помощью эластичной сети сводится к оценке параметров модели через минимизацию функции (2):

$$y_t = b_0 + \sum_k b_k x_t^k + \varepsilon_t; \quad (1)$$

$$\min_{b_0, b_k} \left\{ \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(y_t - b_0 - \sum_k b_k x_t^k \right)^2 + \lambda \left(\alpha \left[b_0 + \sum_k b_k \right] + (1 - \alpha) \left[b_0^2 + \sum_k b_k^2 \right] \right) \right\}, \quad (2)$$

где T – количество наблюдений; t – порядковый номер наблюдения; k – порядковый номер входного параметра массива данных; y_t – предсказанное значение регрессии; b_k – коэффициенты параметров; x_t^k – входной параметр для наблюдения t ; λ, α – параметры регуляризации; b_0 – свободный член уравнения регрессии для определения сдвига.

В формуле (2) первое слагаемое является функцией потерь линейной регрессии, а второе – средством регуляризации, которое вводит штраф за количество включенных в модель переменных. Параметр регуляризации λ определит общий коэффициент штрафа. Если он равен нулю, то модель сводится к простой линейной регрессии, если его увеличивать, то все коэффициенты модели будут уменьшаться. Манипуляция этим параметром позволяет подобрать только потенциально значимые переменные. Эластичная сеть включает одновременно два метода регуляризации, присутствующие в двух других методах регрессии [25; 26]. Параметр α (альфа) определяет баланс между этими двумя типами регуляризации. Если этот параметр приравнять к 0, то эластичная сеть примет вид обычной Ridge-регрессии, а если к 1, то обычной Lasso-регрессии. Таким образом, этот параметр позволяет установить долю смещения данных двух методов регрессии за счет учета двух методов регуляризации в функции потерь.

В нашем исследовании мы варьируем десятью промежуточными значениями обоих параметров (λ и α) в интервале от 0 до 1, взяв 10. Таким образом, выполняется перебор 100 комбинаций параметров, из которых происходит выбор наилучшей на основе значения RMSE. После этого при помощи пакета `glmnet` извлекаем значимости переменных.

Построение моделей влияния санкций на отрасли Российской Федерации выполнялось нами с учетом полученных выше результатов предварительного анализа исследуемых временных рядов. Мы выполнили анализ при помощи модели GARCH. В связи с ограниченностью числа новостей по санкциям (в периоды, когда санкционное давление

падало, число новостей могло быть очень мало) и чтобы отследить влияние на макроуровне, мы усреднили данные по месяцам для построения моделей. Использовались также контрольные переменные: цена фьючерса на нефть Brent, обменный курс USD-RUB и эталонная процентная ставка RUONIA [23; 27]. Формула для анализа всех трех отраслей идентичная и выглядит следующим образом:

$$\begin{aligned} \text{Log}(y_t) = & a_1 \text{BRENT}_t + a_2 \text{USD}_{\text{RUB}_t} + a_3 \text{RUONIA}_t + \\ & + a_4 \text{NegativeSent}_t + a_5 \text{PositiveSent}_t + \\ & + a_6 \text{SAN0}_t + a_7 \text{SAN1}_t + a_8 \text{SAN2}_t, \quad (3) \end{aligned}$$

где $\text{LOG}(y_t)$ – логарифм приращения индексов ММВБ для отраслей «Нефть и газ», «Телекоммуникации» и «Потребительский сектор»; BRENT_t – логарифмированная доходность стоимости нефти Brent; RUB_t – логарифмированная доходность курса доллара к рублю; RUONIA_t – приращение эталонной процентной ставки; NegativeSent_t – средний уровень негативных тональностей новостей за период; PositiveSent_t – средний уровень позитивных тональностей новостей за период; SAN0 , SAN1 , SAN2 – полученные санкционные индексы. Обратим внимание на то, что мы взяли абсолютное значение негативности (причем вычисленное является отрицательным) для удобства интерпретации результатов. Индекс освещения санкций в тексте определяется как отношение суммарного числа слов из словаря к общему числу слов в тексте.

Влияние тональных и санкционных индексов, имеющих сильную корреляцию друг с другом, мы оценим путем построения нескольких отдельных моделей, включающих только один из индексов.

Построение санкционных индексов

Сентимент-анализ появился еще в конце прошлого века, начав процесс формирования основных подходов и применений данного направления [28]. В современных системах его часто связывают с тональным анализом текста (определение положительной/отрицательной тональности), для осуществления которого используются методы на основе словарей (*lexicon-based methods*). Этот метод подразумевает, что слова являются маркерами и соотносятся с определенной шкалой эмоциональности, определяя общую тональность текста.

Однако помимо общего определения тональности появляются и словари, помогающие оценить степень освещенности в тексте определенной темы и получить специфичный оценочный индекс применительно к определенной задаче (например, уровень моральности, неопределенности экономической политики или основного фокуса экономической стратегии компании, рассмотренные ниже). Существует несколько основных подходов к формированию текстового индекса, итогом которого чаще всего является набор слов, объединенных какой-то тематикой.

Первый подход – это подход, когда эти слова составляются на основе опросника или компьютерного анализа (выделение слов для получения индекса на основе методов машинного анализа текстов), индексы составляются экспертным путем. Примером индекса, составленного на основе опросника, является индекс оценки моральности MFD (*Moral Foundations Dictionary*) [29].

Второй подход использует компьютерное моделирование, заключающееся в выделении слов и словосочетаний, на основе которых формируется индекс. Этот метод также называют контент-анализом, он позволяет делать контекстуальные выводы [30]. Примерами словарей, построенных на основе компьютерного анализа словарей, может быть Sustainability Orientation, построенный на основе писем акционерам [31] или Debt/Equity Focus, построенный на основе формы 10-k отчетности компаний и позволяющий определить основной фокус стратегии компании [32]. Эти индексы объединяет подход к их построению на основе анализа большого числа текстов и выделения из них основных слов и словосочетаний, часто встречающихся в корпусе в целом. Анализ больших объектов данных в целом является одним из основных преимуществ метода [33–34].

Что касается третьего подхода, то примером индекса, построенного на основе экспертного метода, является EPU

[35]. Этот индекс отражает неопределенность экономической политики. Исходный индекс предложен группой экспертов и был составлен на основе длительного процесса экспертного анализа новостных публикаций вручную. Аналогично было составлены кризисные и санкционные индексы в статье Е.А. Федоровой и др. [36]. Эксперт-лингвист вручную анализировал большой корпус текстов, выделяя оценочные слова, относящиеся к нужному сематическому полю.

Методы могут комбинироваться для получения более надежных результатов. Применение метода компьютерного анализа для исследования имеет следующие преимущества: минимизация влияния исследователя, повышение стабильности и надежности результатов, а также его применимости как к качественным, так и к количественным исследованиям [33; 37]. Именно его мы и применим для построения санкционного индекса.

Таблица 1. Частотность слов и словосочетаний

Слово	Частота	Слово	Частота
санкция	2770	пакет санкция	76
запрет	795	запрет импорт	68
ограничение	749	запрет поставка	64
эмбарго	292	экономический санкция	61
антироссийский	172	запрет экспорт	42
ввести санкция	169	санкция евросоюз	41
антироссийский санкция	153	ослабление рубль	40
ограничительный	142	санкционный давление	35
новый санкция	137	запрет ввоз	35
ограничительный мера	108	ответный мера	29
введение санкция	102	жесткий санкция	28
санкционный список	97	штрафной санкция	24
западный санкция	90	барьер	22
блок	84	санкция вашингтон	13
американский санкция	76	блокада	8

Ряд авторов определяли санкции на основе кумулятивной суммы санкционных пакетов на каждый месяц. А. Омельченко и Е. Хрусталева [38] разработали санкционный индекс, включающий долю санкционных банков в активах банковской системы, долю активов санкционных стран в ВВП, долю валюты страны отправителя санкций в портфеле внешнего долга банков и других подобных факторов. Подобные санкционные индексы построены для российской экономики и в других исследованиях, впервые индекс был предложен в работе С. Дрегера и др. [39]. В нашей работе мы построили санкционный индекс, который будем использовать в качестве бенчмарка².

Наша методология построения словаря санкционного индекса основывается на первом подходе и включает следующие этапы.

Создание эмпирической базы исследования. Для получения словаря мы берем статьи новостного портала lenta.ru, содержащие слово «санкция» или «запрет». Тексты очищаются и лемматизируются. За период январь 2014 г. – март 2023 г. выгружались более 16 200 публикаций по разделам «Экономика» и «Наука и техника». Из них отобраны только те, что содержали слово «санкция» или слово «запрет», выделив в сумме 1960 публикаций (из них примерно 1700 приходится на раздел «Экономика»).

Оценивая частотность слов и словосочетаний, выделяют наиболее часто встречающиеся единицы, которые могут быть добавлены в индекс.

Анализ корреляции слов в корпусе текстов со словом «санкция» (уровень корреляции каждого отдельного слова,

² В дальнейшем он будет называться накопительным индексом числа санкций (NSAN).

находящегося рядом со словом «санкция» т.е. насколько часто разные слова встречаются рядом со словом «санкция»), мы получаем анализ связанных слов, что позволяет определить наиболее важные для индекса сочетания слов.

Выделение тем при помощи тематического анализа на основе искусственной нейронной сети BERT [40–41]. Применение данного метода позволяет выделить ключевые слова санкционных тем и определить, в каком контексте в основном говорят о санкциях в СМИ.

Итоговый экспертный анализ полученных списков слов и тематик, позволяющий выделить наиболее важные для индекса санкции слова и словосочетания. Добавлялись не только слова, имеющие высокую частотность, но и те, что появлялись хоть и редко, но были специфическими для сферы и важными для определения индекса.

Таким образом формируется словарь нашего индекса. Данный подход является типичным при построении словарей [41]. Слова, связанные с нашей измеряемой конструкцией в одном конкретном контексте, также могут иметь разные значения в других контекстах. Мы следовали подходу А. МакКени и др. [43] и вручную проанализиро-

Таблица 2. Анализ корреляций слов со словом «санкция»

Слово	Коэффициент корреляции	Слово	Коэффициент корреляции
против	0.886859	вводить	0.62727
отношение	0.831773	американский	0.625276
ввести	0.811745	евросоюз	0.622889
ограничение	0.807373	эмбарго	0.596917
введение	0.746288	угроза	0.580081
антироссийский	0.708944	запрет	0.563605
сторона	0.701746	государство	0.530223
новый	0.69573	пакет	0.522207
мера	0.68424	штрафной	0.495037
ограничительный	0.661153	ответный	0.489354
ответ	0.649114	европейский	0.445831
вашингтон	0.644006	экономический	0.418316

Как видно из Таблицы 2, в новостных изданиях прежде всего рассматриваются источник санкций, их характер и используемые в качестве синонимов слова. Многие из слов переключаются со списком частотности, анализ корреляций демонстрирует значимость этих слов для тематики.

В качестве заключительного этапа выделения ключевых слов мы проанализировали корпус текстов при помощи нейронной сети BERT. Она позволяет автоматически выделить тематики в корпусе текстов, при этом число тем,

вали контекстуальное использование определенных слов и фраз, чтобы смягчить потенциальную ошибку. Словарь индекса будет храниться в простом текстовом формате, как и многие словари, основанные в значительной степени на экспертном подходе и являющиеся списком слов с некоторыми атрибутами или просто набором из нескольких списков [42].

Перейдем к анализу корпуса текстов в соответствии с нашей методологией. Сначала мы определили частотность слов и словосочетаний, полученные таблицы были тщательно проанализированы и были выделены только те единицы, что связаны с тематикой санкций и зачастую входят в единое семантическое поле. Результат отбора представлен в Таблице 1.

Мы выделяли основные словосочетания, связанные с санкциями, запретами, и основными эффектами санкций, отбрасывая слишком общие слова. Чтобы получить список слов, непосредственно переключаются с санкциями, на следующем этапе мы проанализировали корреляции со словом «санкция». Таблица 2 представляет корреляции, из которых удалены не связанные или общие слова.

в отличие от LDA, определяется автоматически и лучше анализируется семантика текстов. В частности, применяется алгоритм BERTopic, который является наиболее современным методом тематического моделирования, учитывающим семантические отношения между словами, и представляет гибкую модель распределения слов на уровне кластеров. Это позволяет с высокой точностью определять тематику [44].

Результаты тематического моделирования с выделением 30 ключевых для тем слов представлены в Таблице 3.

Таблица 3. Выделенные при помощи BERTopic основные тематики

Тема 1	Тема 2	Тема 3
россия	космический	huawei
российский	ракета	компания
который	самолет	китайский
санкция	который	смартфон
страна	российский	китай
процент	россия	apple
компания	военный	американский
банк	двигатель	google
рубль	аппарат	который
доллар	американский	устройство
также	роскосмос	пользователь
нефть	один	торговый
рынок	время	статья
такой	спутник	производитель
статья	компания	приложение
миллиард	первый	новый
экономика	робот	iphone
новый	такой	трамп
весь	система	reuters
этот	ракетный	экран
заявить	также	рынок
один	носитель	телефон
время	полет	samsung
новость	другой	запрет
экономический	страна	продажа
если	статья	пошлина
рост	весь	однако
слово	однако	другой
украина	этот	сервис
более	центр	товар

Этот анализ в основном позволяет рассмотреть, о чем говорится в новостных публикациях в рамках тематики санкций. Как видно, важными темами являются банки и финансы, нефть, различные сферы высокотехнологичной промышленности (самолеты, ракеты, спутники), а также высокотехнологичная микроэлектроника и действия IT-гигантов.

В результате экспертного анализа полученных наборов слов и словосочетаний мы разработали несколько вариантов индекса освещения санкций – от предельно сжатого до более полного, использующего больше слов и словосочетаний. Мы его представляем в изначальной словоформе:

SAN0 – минимальный индекс, анализирующий число упоминаний санкций как таковых, состоит из слов «санкция», «экономическая санкция».

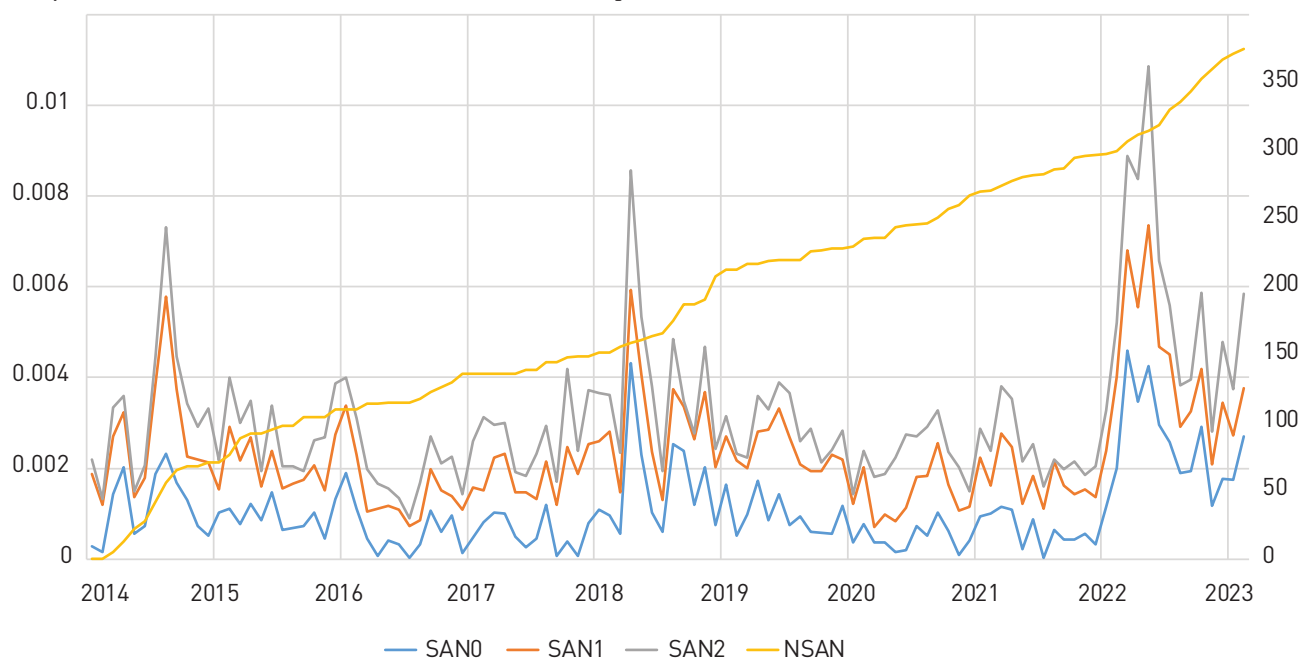
SAN1 – расширенный индекс, использующий некоторые наиболее связанные с санкциями слова, состоит из слов «санкция», «экономическая санкция», «ограничение», «запрет», «блок», «запрет на импорт», «запрет на экспорт».

SAN2 – максимально широкий индекс, использующий редкие слова и словосочетания, а также слова, значение которых может сильно измениться в зависимости от контекста. Некоторые слова учитываются дважды: санкция, экономический санкция, ограничение, запрет, блокада, блок, барьер, запрет на импорт, запрет на экспорт, жесткий санкция, штрафной санкция, ограничительный, эмбарго, ответный мера, антироссийский, запад санкция, введение санкция, санкция евросоюз, реакция вашингтон, западный санкция, пакет санкция, санкционный список, новый санкция, ослабление рубль, запрет поставка, санкционный давление, запрет ввоз.

Стоит отметить, что индекс SAN0 схож с полученным в другом исследовании [45], а SAN1 частично схож. Это связано с тем, что методики построения основаны на схожих методологиях и затрагивают одну и ту же сферу. Однако в той работе использована преимущественно экспертная оценка, тогда как в данной статье индекс основывается на применении методов текстового анализа, широко используемых в других научных исследованиях при составлении индекса. Кроме того, используется алгоритм BERTopic, что позволяет лучше обосновать получаемые словари. Получен также значительно расширенный индекс индекс SAN2, который может показать лучшие результаты.

Для апробации словарь был использован для получения санкционного индекса новостей портала lenta.ru из разделов «Экономика» и «Наука и техника». При этом учитывались все новостные публикации, что позволяет отслеживать долю темы в общем объеме новостей и определить индекс освещения санкций в новостных изданиях. Поскольку задача заключается в том, чтобы определить общий уровень обеспокоенности санкциями в СМИ, анализируется весь корпус новостей за период январь 2014 г. – март 2023 г. Применение словаря индекса происходит путем подсчета суммарного числа вхождений слов индекса в очищенный текст. Результирующая оценка индекса является отношением числа найденных слов или словосочетаний к общему числу слов в тексте.

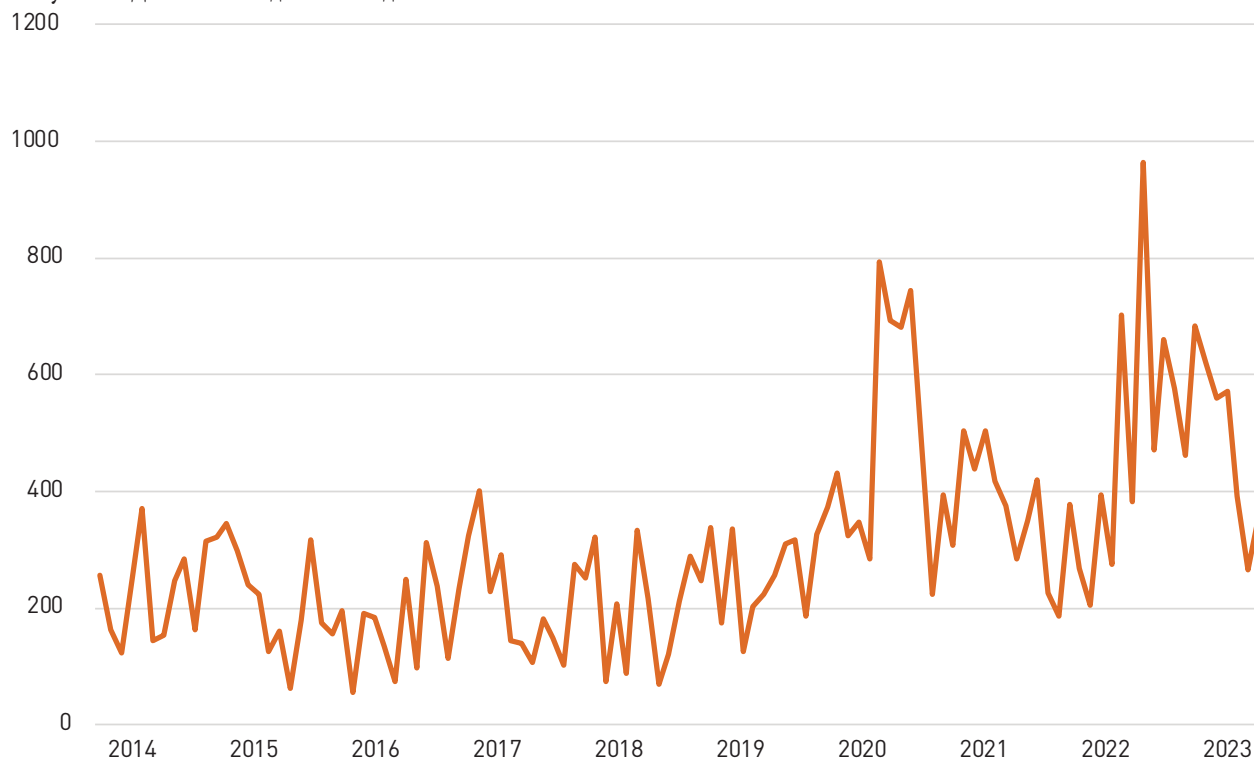
На Рисунке 2 отображен результат оценки санкционного индекса с помощью текстового анализа и подсчета числа вводимых санкций (или их пакетов) NSAN, который построен по дополнительной оси.

Рисунок 2. Динамика санкционного индекса новостей портала lenta.ru за 2014–2023 гг.

Как видно, основные пики темы санкций приходятся на 2018 и 2022 гг. В 2018 г. произошел инцидент с отравлением Скрипаля, в котором США обвинили Россию, что стало основой для введения второго крупного пакета санкций. Кроме того, в тот же год Евросоюз вводил санкции в отношении компании, занимавшейся строительством Крымского моста. В 2022 г. началась специальная военная опера-

ция на Украине, в результате которой были введены новые пакеты санкций в отношении России.

Для сравнения результатов на Рисунке 3 представлена динамика индекса EPU для России за 2014–2023 гг. Он уже доказал свою эффективность в объяснении различных экономических и финансовых показателей, как в масштабах экономики, так и на уровне компаний [34].

Рисунок 3. Динамика индекса EPU для России за 2014–2023 гг.

Рассмотрим также колебания индекса экономической неопределенности (EPU, Economic Policy Uncertainty), представленные на Рисунке 3.

Можно отметить, что EPU и наши построенные индексы движутся в одном направлении, неопределенность оставалась на стабильном уровне даже в период начала санкций и последующих введенных пакетов (в частности в 2016 г.), однако пандемия COVID-19, основной удар которой пришелся на 2020 г. и были введены локдауны, а также события 2022 г.кратно увеличили уровень экономической неопределенности.

В целом, построенные санкционные индексы на первый взгляд соответствуют периодам введения санкций, при этом наиболее полный индекс SAN2 более чувствителен и сильнее реагирует на события в мире, нежели остальные индексы. В Приложении А приведена матрица корреляций переменных текстового анализа.

Формирование массива данных и описательная статистика

Для достижения поставленной цели исследования и проверки индекса нами была собрана эмпирическая база, включая дополнительные переменные: отраслевые индексы МОЕХОГ (нефть и газ), МОЕХСН (потребительский сектор) и МОЕХТЛ (телекоммуникации), которые выбраны как наиболее пострадавшие от санкций области и индекс

для которых рассчитывался за весь период (индекс информационных технологий рассчитывался только с декабря 2020 г.).

Так, для проверки влияния общих настроений на отраслевые индексы нами оценена тональность новостей, в которых упоминается слово «санкция» или «запрет». Для этого мы применили библиотеку rulexicon, содержащей словарь тональностей русского языка экономических текстов [46]. Этот словарь позволяет оценивать степень позитивности и негативности сообщений. Были получены средние тональности новостей на каждый день: негативная и позитивная (на основе числа позитивных и негативных слов в новости). Если в один день было несколько сообщений, то они учитывались как один текст при расчете тональности.

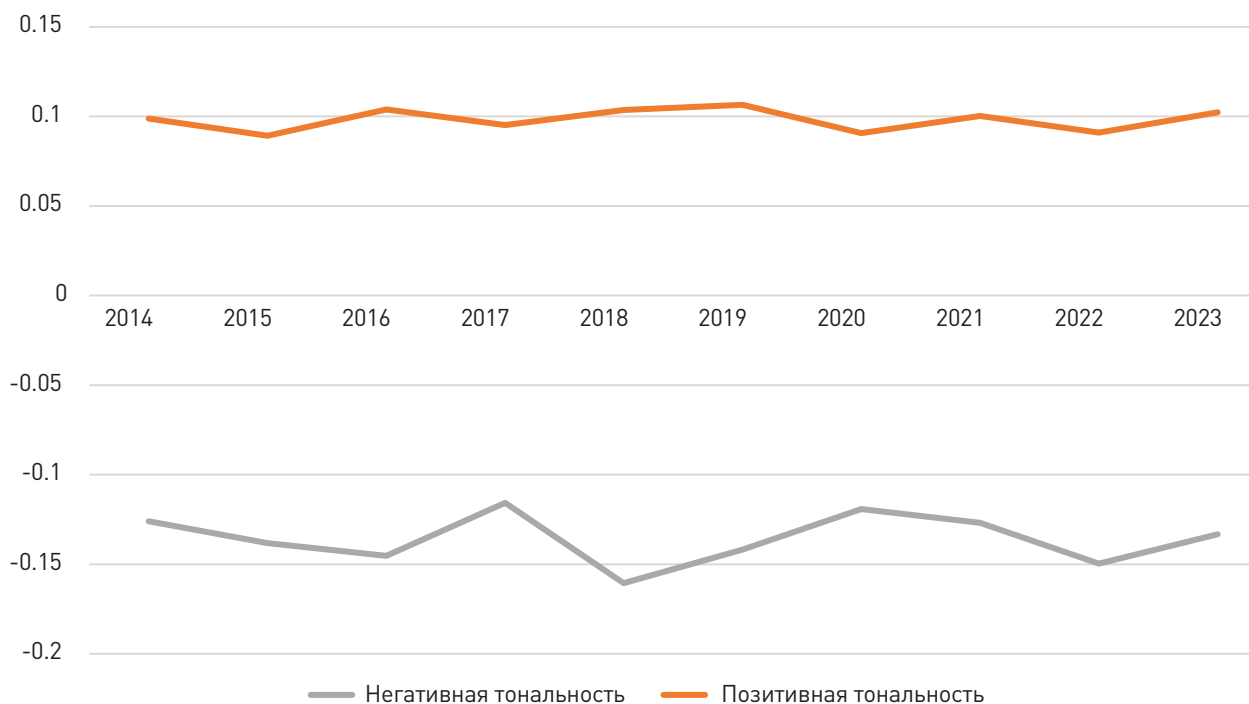
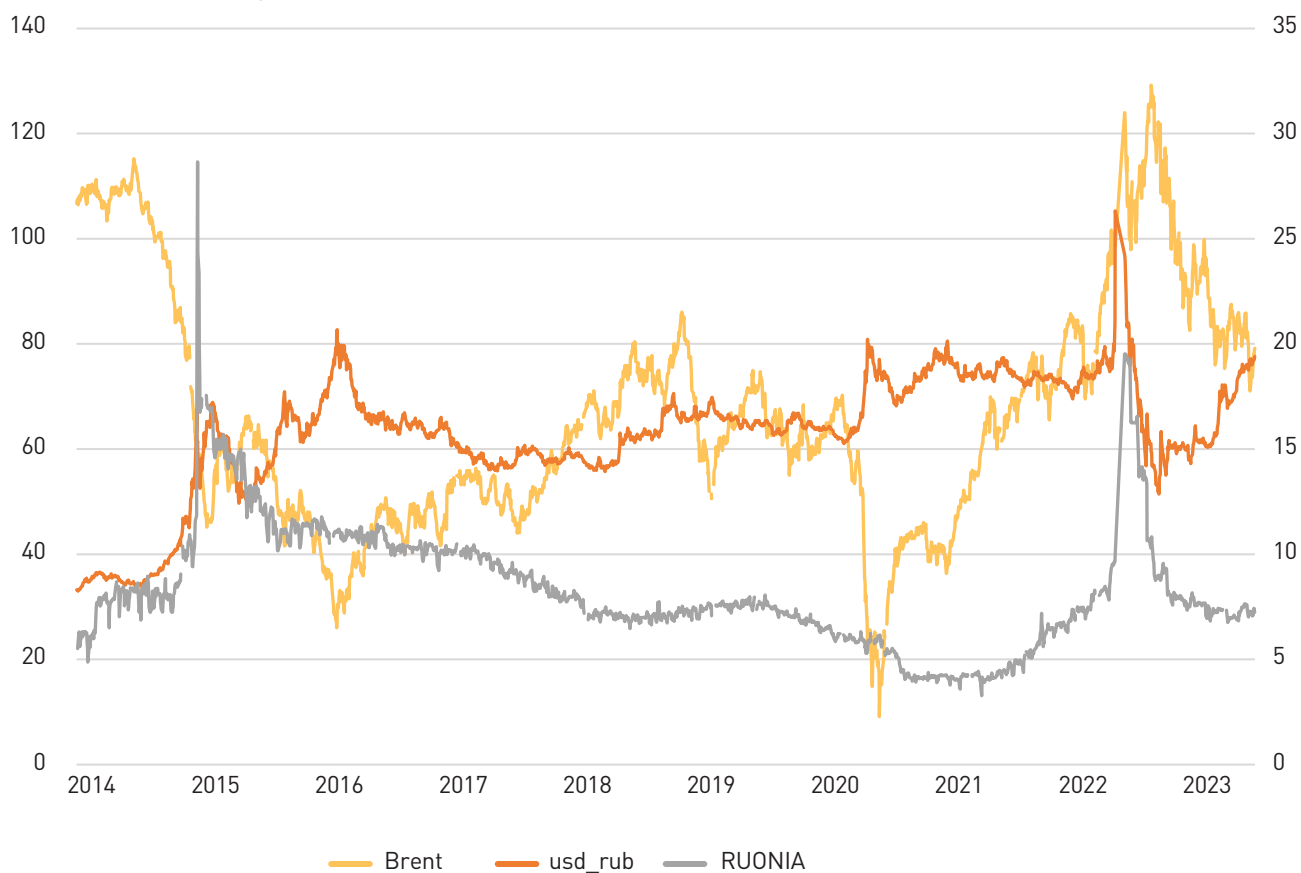
В Таблице 4 приведена описательная статистика для собранной эмпирической базы. Можно отметить, что за прошедший период сильно колебались индексы Московской биржи (особенно сектора нефти и газа), разница между минимальными и максимальным показателем составляла три раза. Изменение стоимости нефти Brent показало четырнадцатикратное изменение. Что касается текстового анализа, абсолютное значение негативной тональности почти вдвое выше (–0.62) позитивной (0.33), что вполне ожидаемо, поскольку санкции имеют преимущественно негативное освещение в новостях. Можно также отметить, что средняя тональность отличается не так сильно: –0.13 для негативной против 0.098 для позитивной.

Таблица 4. Описательная статистика

	mean	std	Min	max	kurtosis	skewness
МОЕХОГ	6003.77	1669.57	3066.65	10024.82	–0.89	0.22
МОЕХСН	6522.76	1072.31	4499.87	9596.56	0.83	1.28
МОЕХТЛ	1887.59	249.07	1261.74	2434.21	–0.73	0.46
Brent	66.33	21.98	9.12	129.20	–0.17	0.59
RUONIA	8.31	2.85	3.28	28.65	3.50	1.30
Usd-rub	62.91	10.90	33.00	105.27	1.19	–1.09
Negative sent	–0.14	0.08	–0.62	0.00	4.16	–0.17
Positive sent	0.10	0.05	0.00	0.34	1.88	0.54
SAN0	0.00113	0.00482	0	0.06316	40.73	5.82
SAN1	0.00243	0.00713	0	0.09184	21.95	4.23
SAN2	0.00327	0.00938	0	0.10309	23.65	4.38

Рассмотрим на Рисунке 4 динамику тональности (позитивности и негативности) новостей о санкциях за 2014–2023 гг. Для удобства значения усреднены на год, и негативность представлена в виде отрицательных значений. Как видно, СМИ удерживает однородный уровень позитивной тональности новостей в течение всего периода. Однако нега-

тивная тональность немного меняется, при этом наиболее негативны новости в 2018 г., когда был введен новый пакет санкций. События 2022 г. также привели к резкому увеличению негативной тональности новостей, хотя в предыдущие годы, несмотря на пандемию, негативность новостей снижалась.

Рисунок 4. Динамика тональности санкционных новостей портала lenta.ru за 2014–2023 гг.**Рисунок 5.** Динамика фундаментальных экономических показателей

Рассмотрим динамику фундаментальных экономических показателей, представленную на Рисунке 5. Как видно, показатели значительно колебались в течение периода и их необходимо проверить на стационарность.

Примечание: стоимость нефти Brent и курс USD-RUB построены по основной оси, ставка RUONIA – по вспомогательной.

Проведенный статистический тест ADF, представленный в Таблице 5, показывает, что все переменные не стационарны. Поэтому, принимая во внимание результаты тестирования, мы выполнили следующие их преобразования: перешли к логарифмическим доходности курса доллара к рублю и цены на нефть Brent (первые логарифмы разности), приращения для ставки RUONIA, а также отраслевых индексов.

Таблица 5. Проверка стационарности временных рядов для экономических показателей и отраслевых индексов ММВБ

Временной ряд	Статистика	p-значение	Лаг
Исходные данные в уровнях			
USD-RUB	-2.826	0.057	2
Brent	-2.578	0.10	1
RUONIA	-2.463	0.127	0
MOEXOG	-1.66	0.44	0
MOEXCN	-2.10	0.24	1
MOEXTL	-2.49	0.12	0
Преобразованные данные			
USD-RUB (лог-доходность)	-7.456	0.0	1
Brent (лог-доходность)	-8.013	0.0	1
RUONIA (приращение)	-8.704	0.0	0
MOEXOG (приращение)	-9.058	0.0	0
MOEXCN (приращение)	-7.695	0.0	0
MOEXTL (приращение)	-10.447	0.0	0

Примечание: нулевая гипотеза ADF-теста – наличие хотя бы одного единичного корня в модели с константой и трендом.

Рассчитанные показатели индексов, а также тональные переменные новостей успешно прошли ADF-тест и дальнейшей обработки не требуют.

Мы также проверили наличие автокорреляции отраслевых индексов ММВБ, для этого была рассчитана автокорреляционная функция и выполнен Q-тест Льюнга – Бокса с одним лагом (оценка влияния курсов предыдущего месяца). Анализ результатов показал, что автокорреляционные эффекты статистически незначимы на 5%-м уровне и гипотеза об отсутствии автокорреляции не отклоняется Q-тестом

на 5%-м уровне (p-значение составляет 0.447). Таким образом, мы не стали включать лаги объясняемой переменной в модель.

Результаты исследования

Для начала рассмотрим выделенные при помощи эластичной сети значимости переменных, результаты представлены в Таблице 6. Отметим, что мы рассчитывали помесечные значения показателей, таким образом, число наблюдений составляет 111.

Таблица 6. Результаты анализа значимости переменных при помощи эластичной сети

MOEXOG (газ и нефть)		MOEXCN (потребительский сектор)		MOEXTL (телекоммуникации)	
переменная	значимость	переменная	значимость	переменная	значимость
SAN1	100.00000	SAN2	100.0000	SAN2	100.000
SAN2	71.71046	SAN1	30.9043	SAN1	62.806
SAN0	61.98518	SAN0	15.6118	SAN0	54.046

МОЕХОГ (газ и нефть)		МОЕХСН (потребительский сектор)		МОЕХТЛ (телекоммуникации)	
переменная	значимость	переменная	значимость	переменная	значимость
Positive sent	5.65517	Positive sent	2.8241	Positive sent	4.338
Negative sent	1.51969	Negative sent	1.224	Negative sent	2.379
brent	0.78532	usd_rub	0.8300	usd_rub	2.252
usd_rub	0.22304	Brent	0.4879	brent	1.337
RUONIA	0.08529	RUONIA	0.1283	RUONIA	0.9790
NSAN	0.00000	NSAN	0.0000	NSAN	0.0000

Как видно, определяющую значимость для индексов имеют наши санкционные индексы и тональные переменные. Самыми значимыми являются индексы SAN1 и SAN2, причем сокращенный индекс SAN1 имеет наивысшую значимость только для газа и нефти. Данный индекс не является расширенным и включает ограниченное количество слов. Наиболее полный индекс оказался предельно значимым для двух других отраслей т.е. любое упоминание санкций в течение месяца отражается на капитализации крупнейших отечественных компаний. Обратим внимание, что накопительный индекс NSAN во всех моделях имеет нулевую

значимость. Это не удивительно, поскольку кумулятивная сумма, основанная на числе введенных санкций, не может эффективно использоваться для определения влияния на динамично меняющиеся фактические показатели индексов Мосбиржи. Отсутствие объясняющей ценности данного показателя делает нецелесообразным его включение в модель GARCH для дальнейшего анализа.

Для того чтобы понять направление влияния санкционных индексов и тональность освещения санкций в новостях, были построены модели, представленные в Таблицах 7–9.

Таблица 7. Результаты моделирования влияния индекса санкций на индекс MOEXOG (газ и нефть) в период с 1 января 2014 г. по 31 марта 2023 г.

Параметр	Индексы санкций				
	SAN0	SAN1	SAN2	Negative sent	Positive sent
Контрольные экономические переменные					
Brent (лог-доходность)	0.321717 (1.048927)	0.363534 (0.521085)	0.705498 (0.511827)	0.358703 (0.605524)	0.873253 (0.300509) ***
USD-RUB (лог-доходность)	1.358921 (3.780938)	1.243317 (1.745461)	2.196666 (1.573944)	0.433786 (1.374903)	0.773282 (1.473289)
RUONIA (приращение)	-0.041242 (0.075004)	-0.010045 (0.054400)	-0.027271 (0.046395)	-0.052850 (0.051667)	-0.018690 (0.070417)
Оценки тональности новостей					
Negative sent				-2.885422 (0.001363) ***	
Positive sent					-3.604029 (0.021829) ***
Санкционные индексы					
SAN0	-1.175633 (0.021410) ***				
SAN1		-1.387106 (0.011191) ***			
SAN2			-1.466230 (0.012035) ***		
Коэффициенты GARCH-компоненты					
C	0.371383 (0.470055)	0.261707 (0.238229)	0.127017 (0.068760) *	0.002223 (0.005077)	0.240305 (0.144030) *
RESID(-1)^2	0.142498 (0.169610)	0.418951 (0.307221)	0.363700 (0.206557) *	-0.076586 (0.054096)	0.450856 (0.280734) *
GARCH(-1)	0.599553 (0.441043)	0.052154 (0.565459)	0.354714 (0.201906) *	1.103563 (0.068865) ***	-0.134693 (0.393064)
Параметры модели					
LL	-771.1096	-769.7807	-770.0755	-769.2572	-767.9493
AIC	3.285606	2.169224	2.047076	1.794354	2.149633
R-квадрат	0.139063	0.135204	0.135271	0.142757	0.166369

Примечания: уровни статистической значимости: *** – 1%, ** – 5%, * – 10%. В скобках приведены стандартные ошибки коэффициентов модели. LL – значение логарифмированной функции правдоподобия; AIC – значение информационного критерия Акаике.

Из результатов видно, что и индексы, и тональность санкционных новостей имеют высокую статистическую значимость. Причем как негативность новостей, так и позитивность оказывают обратное влияние на индекс. Негативность новостей при расчете имеет положительное значение, т.е. результат соответствует логике. Чем выше негативность санкций, тем ниже отраслевой индекс Московской биржи. Обратное влияние позитивности можно объяснить тем, что любое упоминание санкций приводит к снижению этих индексов.

Все вариации санкционного индекса в данном случае также являются значимыми на уровне 1%, что подтверждает работоспособность построенных санкционных индексов.

Перейдем к индексу MOEXCN (потребительский сектор), результаты моделирования его влияния представлены в Таблице 8.

Таблица 8. Результаты моделирования влияния индекса санкций на индекс MOEXCN (потребительский сектор) в период с 1 января 2014 г. по 31 марта 2023 г.

Параметр	Индексы санкций				
	SAN0	SAN1	SAN2	Negative sent	Positive sent
Контрольные экономические переменные					
Brent (лог-доходность)	-0.279697 (0.918740)	0.462660 (0.409400)	0.689196 (0.380670) *	0.367903 (0.297978)	0.939620 (0.356013) ***
USD-RUB (лог-доходность)	2.363858 (3.127183)	0.803080 (1.313489)	3.013663 (1.347928) **	-0.059828 (0.971369)	0.916568 (1.213518)
RUONIA (приращение)	-0.036942 (0.064378)	-0.010180 (0.042351)	-0.023763 (0.037848)	-0.042894 (0.035780)	-0.008270 (0.041514)
Оценки тональности новостей					
Negative sent				-2.998344 (0.021295) ***	
Positive sent					-3.622533 (0.018068) ***
Санкционные индексы					
SAN0	-1.194857 (0.019679) ***				
SAN1		-1.410501 (0.009624) ***			
SAN2			-1.483773 (0.009335) ***		
Коэффициенты GARCH-компоненты					
C	0.477527 (1.231639)	0.154908 (0.126259)	0.266242 (0.108291) ***	0.022803 (0.031335)	0.131772 (0.060102) **
RESID(-1)^2	0.055852 (0.141834)	0.404597 (0.245154) *	0.461795 (0.199361) *	0.227799 (0.177775)	0.538583 (0.264177) **
GARCH(-1)	0.569588 (1.045114)	0.213034 (0.393130)	-0.179058 (0.257863)	0.735967 (0.185655) ***	-0.062262 (0.259481)
Параметры модели					
LL	-758.5163	-759.1463	-759.0475	-759.4788	-759.4937
AIC	3.211908	1.925365	1.830697	1.826759	1.369222
R-квадрат	0.153742	0.135963	0.140032	0.116473	0.110886

Примечания: уровни статистической значимости: *** – 1%, ** – 5%, * – 10%. В скобках приведены стандартные ошибки коэффициентов модели. LL – значение логарифмированной функции правдоподобия; AIC – значение информационного критерия Акаике.

Результаты для отраслевого индекса потребительского сектора полностью аналогичны. Как санкционные индексы, так и тональность новостей оказывает обратное влияние на величину индекса Мосбиржи.

Перейдем к индексу MOEXTL (телекоммуникации), результаты анализа влияния на него индексов и тональных переменных представлены в Таблице 9.

Таблица 9. Результаты моделирования влияния индекса санкций на индекс MOEXTL (телекоммуникации) в период с 1 января 2014 г. по 31 марта 2023 г.

Параметр	Индексы санкций				
	SAN0	SAN1	SAN2	Negative sent	Positive sent
Контрольные экономические переменные					
Brent (лог-доходность)	-0.351165 (0.888679)	0.311104 (0.370737)	0.550950 (0.307118) *	0.287411 (0.283218)	0.357670 (0.549980)
USD-RUB (лог-доходность)	1.775249 (2.561000)	1.056256 (1.180407)	3.867352 (0.903373) ***	0.120831 (0.950268)	0.097597 (1.252678)
RUONIA (приращение)	-0.035998 (0.056155)	-0.000798 (0.035394)	-0.023445 (0.029423)	-0.020671 (0.027127)	-0.017101 (0.036578)
Оценки тональности новостей					
Negative sent				-2.601789 (0.020021) ***	
Positive sent					-3.114236 (0.000396) ***
Санкционные индексы					
SAN0	-1.027443 (0.016183) ***				
SAN1		-1.209497 (0.008396) ***			
SAN2			-1.258919 (3.30E-10) ***		
Коэффициенты GARCH-компоненты					
C	0.365459 (2.331351)	0.159012 (0.144144)	0.274344 (0.068583) ***	0.033462 (0.037276)	-0.001170 (0.005845)
RESID(-1)^2	0.020320 (0.124020)	0.385468 (0.235487) *	0.503533 (0.148344) ***	0.203760 (0.179722)	-0.063577 (0.051764)
GARCH(-1)	0.595496 (2.530895)	0.080459 (0.558507)	-0.499789 (0.164898) ***	0.689558 (0.232495) ***	1.077361 (0.081332) ***
Параметры модели					
LL	-634.2666	-634.5457	-634.3412	-634.7566	-634.8776
AIC	2.921234	1.660978	1.459595	1.598906	1.076629
R-квадрат	0.340179	0.336184	0.338311	0.333536	0.332249

Примечания: уровни статистической значимости: *** – 1%, ** – 5%, * – 10%. В скобках приведены стандартные ошибки коэффициентов модели. LL – значение логарифмированной функции правдоподобия; AIC – значение информационного критерия Акаике.

Такие же результаты получены и для сектора телекоммуникаций. Таким образом, на основе данных вычислений можно сделать следующие выводы: санкции оказывают значительное влияние на различные сектора российской экономики, уровень санкционного давления, повышающийся при введении новых санкций, можно отследить при помощи текстового анализа новостных публикаций. Любые санкции и упоминания о санкциях негативно сказываются на индексах Московской биржи. Мы также проверяли модели с лагами санкционных индексов и тональных переменных, однако они были статистически незначимы, что говорит о влиянии санкционных новостей на отраслевые фондовые котировки в рамках одного месяца, без долгосрочных эффектов.

Заключение

Во-первых, наше исследование подтвердило предыдущие исследования [1–2; 5–7; 12]. Действительно, санкции влияют на капитализацию отечественных компаний. Во всех моделях влияние обратное, т.е. санкции отрицательно влияют на капитализацию крупнейших компаний в отраслях нефти и газа, потребительского сектора и телекоммуникаций.

Во-вторых, влияние санкций на фондовые индексы проявляется в краткосрочном периоде – в течение месяца после опубликования.

В-третьих, в работе на основе совмещения методов компьютерного анализа (частота слов и словосочетаний, корреляция и тематический анализ BERT) и экспертного анализа был разработан мешок слов, на основе которого предложен инструментарий оценки интенсивности санкций: индексы SAN0, SAN1 и SAN2. Полученные индексы оказались значимыми и их можно использовать на практике для прогнозирования капитализации отечественных компаний.

В-четвертых, на основе метода эластичных сетей мы получили приоритетность сентиментальных переменных над контрольными, т.е. информация о санкциях и ее тональная окраска больше влияют на финансовый рынок, чем цена на нефть, курс рубля и межбанковская ставка.

Ограничения исследования включают выбор источника новостей. Выбор lenta.ru обусловлен возможностью парсинга новостей за большой период (в частности, не удалось получить новости портала РБК). Раздел «Россия» было решено не включать, поскольку новостные публикации носят общий характер, обычно не связанный с экономикой или влиянием санкций (что существенно для техники). В дальнейшем также можно оценить воздействие санкции не только на компании, но и на финансовый рынок, например, на валютные курсы дружественных и недружественных стран.

Благодарность

Работа выполнена при поддержке РНФ, грант «Оценка влияния санкций на финансовый рынок РФ».

Список литературы

1. Crozet M., Hinz J. Collateral damage: The impact of the Russia sanctions on sanctioning countries' exports. CEPII Working Paper. 2016;(16). URL: http://www.cepii.fr/PDF_PUB/wp/2016/wp2016-16.pdf
2. Crozet M., Hinz J. Friendly fire: The trade impact of the Russia sanctions and counter-sanctions. *Economic Policy*. 2020;35(101):97-146. <https://doi.org/10.1093/epolic/eiaa006>
3. Sonnenfeld J., Tian S., Sokolowski F., Wyrebkowski M., Kasprowicz M. Business retreats and sanctions are crippling the Russian economy. *SSRN Electronic Journal*. 2022. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4167193>
4. Moghaddasi Kelishomi A., Nisticò R. Employment effects of economic sanctions in Iran. *World Development*. 2022;151:105760. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2021.105760>
5. Tuzova Y., Qayum F. Global oil glut and sanctions: The impact on Putin's Russia. *Energy Policy*. 2016;90:140-151. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2015.12.008>
6. Gutmann J., Neuenkirch M., Neumeier F. The economic effects of international sanctions: An event study. *Universität Trier. Research Papers in Economics*. 2021;(3). <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/243481/1/2021-03.pdf>
7. Mahlstein K., Mcdaniel C., Schropp S., Tsigas M. Estimating the economic effects of sanctions on Russia: An allied trade embargo. *The World Economy*. 2022;45(11):3344-3383. <https://doi.org/10.1111/twec.13311>
8. Selden Z.A. *Economic sanctions as instruments of American foreign policy*. Westport, CT: Greenwood Publishing Group; 1999. 147 p.
9. Oxenstierna S. Western sanctions against Russia: How do they work? In: Rosefielde S., ed. *Putin's Russia: Economy, defence and foreign policy*. Singapore: World Scientific Publishing Co.; 2018:433-452.
10. Haidar J.I. Sanctions and export deflections: Evidence from Iran. *Economic Policy*. 2017;32(90):319-335. <https://doi.org/10.1093/epolic/eix002>
11. Pond A. Economic sanctions and demand for protection. *Journal of Conflict Resolution*. 2017;61(5):1073-1094. <https://doi.org/10.1177/0022002715596777>
12. Ankudinov A., Ibragimov R., Lebedev O. Sanctions and the Russian stock market. *Research in International Business and Finance*. 2017;40:150-162. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2017.01.005>
13. Nivorozhkin E., Castagneto-Gissey G. Russian stock market in the aftermath of the Ukrainian crisis. *Russian Journal of Economics*. 2016;2(1):23-40. <https://doi.org/10.1016/j.ruje.2016.04.002>
14. Gurvich E., Prilepskiy I. The impact of financial sanctions on the Russian economy. *Russian Journal of Economics*. 2015;1(4):359-385. <https://doi.org/10.1016/j.ruje.2016.02.002>
15. Dudlák T. After the sanctions: Policy challenges in transition to a new political economy of the Iranian oil and gas sectors. *Energy Policy*. 2018;121:464-475. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2018.06.034>
16. Babina T., Hilgenstock B., Itskhoki O., Mironov M., Ribakova E. Assessing the impact of international sanctions on Russian oil exports. *SSRN Electronic Journal*. 2023. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4366337>
17. Kolesnikova A., Fantazzini D. Asymmetry and hysteresis in the Russian gasoline market: The rationale for green energy exports. *Energy Policy*. 2021;157:112466. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2021.112466>
18. Witt M.A., Lewin A., Li P.P., Gaur A. Decoupling in international business: Evidence, drivers, impact and implications for IB research. *Journal of World Business*. 2023;58(1):101399. <https://doi.org/10.1016/j.jwb.2022.101399>

19. Demarais A. Backfire: How sanctions reshape the world against U.S. interests. New York, NY: Columbia University Press; 2022. 304 p.
20. Naidenova J., Novikova A. The reaction of Russian public companies' stock prices to sanctions against Russia. *Journal of Corporate Finance Research*. 2018;12(3):27-38. <https://doi.org/10.17323/j.jcfr.2073-0438.12.3.2018.27-38>
21. Njoroge P., Baumann M., Baumann M.H., Shevchenko D. Stock price reactions to publications of financial statements: Evidence from the Moscow Stock Exchange. *Journal of Corporate Finance Research*. 2021;15(1):19-36. <https://doi.org/10.17323/j.jcfr.2073-0438.15.1.2021.19-36>
22. Aganin A.D. Russian stock index volatility: Oil and sanctions. *Voprosy ekonomiki*. 2020;(2):86-100. (In Russ.). <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2020-2-86-100>
23. Afanasyev D., Fedorova E., Rogov O. On the impact of news tonality in international media on the Russian ruble exchange rate: Textual analysis. *Ekonomicheskii zhurnal Vysshei shkoly ekonomiki = The HSE Economic Journal*. 2019;23(2):264-289. (In Russ.). <https://doi.org/10.17323/1813-8691-2019-23-2-264-289>
24. Shen Y., Ma T., Zhang S. Economic policy uncertainty index and China stock market volatility as applied to Russia. *Innovatsii i investitsii = Innovation & Investment*. 2019;(9):99-104. (In Russ.).
25. Hoerl A.E., Kennard R.W. Ridge regression: Biased estimation for Nonorthogonal problems. *Technometrics*. 1970;12(1):55-67. <https://doi.org/10.2307/1267351>
26. Tibshirani R.J., Taylor J. Degrees of freedom in LASSO problems. *Annals of Statistics*. 2012;40(2):1198-1232. <https://doi.org/10.1214/12-AOS1003>
27. Bidzhoyan D.S. Model for assessing the probability of revocation of a license from the Russian bank. *Finance: Theory and Practice*. 2018;22(2):26-37. <https://doi.org/10.26794/2587-5671-2018-22-2-26-37>
28. Wiebe J., Bruce R., O'Hara T. Development and use of a gold-standard data set for subjectivity classifications. In: *Proc. 37th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. College Park, MD: University of Maryland; 1999:246-253.
29. Graham J., Haidt J. The moral foundations dictionary. 2021. URL: <https://moralfoundations.org/wp-content/uploads/files/downloads/moral%20foundations%20dictionary.dic>
30. Krippendorff K. *Content analysis: An introduction to its methodology*. 2nd ed. London: SAGE Publications Ltd; 2004. 440 p.
31. Vaupel M., Bendig D., Fischer-Kreer D, Brettel M. The role of share repurchases for firms' social and environmental sustainability. *Journal of Business Ethics*. 2023;183(2):401-428. <https://doi.org/10.1007/s10551-022-05076-3>
32. Hoberg G., Maksimovic V. Redefining financial constraints: A text-based analysis. *The Review of Financial Studies*. 2015;28(5):1312-1352. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhu089>
33. Duriau V.J., Reger R.K., Pfarrer M.D. A content analysis of the content analysis literature in organization studies. *Organizational Research Methods*. 2007;10(1):5-34. <https://doi.org/10.1177/1094428106289252>
34. Short J.C., Broberg J.C., Coglisier C.C., Brigham K.H. Construct validation using computer-aided text analysis (CATA): An illustration using entrepreneurial orientation. *Organizational Research Methods*. 2010;13(2):320-347. <https://doi.org/10.1177/1094428109335949>
35. Baker S.R., Bloom N., Davis S.J. Measuring economic policy uncertainty. *The Quarterly Journal of Economics*. 2016;131(4):1593-1636. <https://doi.org/10.1093/qje/qjw024>
36. Fedorova E.A., Musienko S.O., Fedorov F.Yu., Vinogradova L.V. Impact of crisis coverage on the financial market of Russia. *Finance: Theory and Practice*. 2019;23(3):112-121. <https://doi.org/10.26794/2587-5671-2019-23-3-112-121>
37. King G., Lowe W. An automated information extraction tool for international conflict data with performance as good as human coders: A rare events evaluation design. *International Organization*. 2003;57(3):617-642. <https://doi.org/10.1017/S0020818303573064>
38. Omelchenko A., Khurstalev E. The model of sanction intensity index: Evidence from Russia. *Natsional'nye interesy: priority i bezopasnost' = National Interests: Priorities and Security*. 2018;14(1):62-77. (In Russ.). <https://doi.org/10.24891/ni.14.1.62>
39. Dreger C., Kholodilin K., Ulbricht D., Fidrmuc J. Between the hammer and the anvil: The impact of economic sanctions and oil prices on Russia's ruble. *Journal of Comparative Economics*. 2016;44(2):295-308. <https://doi.org/10.1016/j.jce.2015.12.010>
40. Xie Q., Zhang X., Ding Y., Song M. Monolingual and multilingual topic analysis using LDA and BERT embeddings. *Journal of Informetrics*. 2020;14(3):101055. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2020.101055>
41. Atagün E., Hartoka B., Albayrak A. Topic modeling using LDA and BERT Techniques: Teknofest example. In: *Proc. 2021 6th Int. conf. on computer science and engineering (UBMK)*. (Ankara, September 15-17, 2021). Piscataway, NJ: IEEE; 2021:660-664. <https://doi.org/10.1109/UBMK52708.2021.9558988>.
42. Loukachevitch N., Levchik A. Creating a general Russian sentiment lexicon. In: *Proc. 10th Int. conf. on language resources and evaluation (LREC'16)*. (Portorož, May 2016). Paris: European Language Resources Association (ELRA); 2016:1171-1176. URL: <https://aclanthology.org/L16-1186.pdf>
43. McKenny A.F., Aguinis H., Short J.C., Anglin A.H. What doesn't get measured does exist: Improving the accuracy of computer-aided text analysis. *Journal of Management*. 2018;44(7):2909-2933. <https://doi.org/10.1177/0149206316657594>
44. Grootendorst M. BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure. *arXiv preprint*

- arXiv:2203.05794. 2022. URL: <https://arxiv.org/pdf/2203.05794v1.pdf>
45. Fedorova E.A., Khrustova L.E., Musienko S.O. The analysis of sanctions' influence on Russian stock market based on sanction index development. Zhurnal Sibirskogo federal'nogo universiteta. Seriya: Gumanitarnye nauki = Journal of Siberian Federal University. Humanities and Social Sciences. 2019;12(12):2155-2169. <https://doi.org/10.17516/1997-1370-0525>
46. Fedorova E.A., Afanasyev D.O., Demin I.S. et al. Development of the tonal-thematic dictionary EcSentiThemeLex for the analysis of economic texts in Russian. Prikladnaya informatika = Journal of Applied Informatics. 2020;15(6):58-77. (In Russ.). <https://doi.org/10.37791/2687-0649-2020-15-6-58-77>

Приложение

Приложение А

Таблица А1. Матрица корреляций чувствительных переменных и санкционных индексов

	Negative sent	Positive sent	SAN0	SAN1	SAN2
Negative sent	1				
Positive sent	0.026041	1			
SAN0	-0.58052	-0.10657	1		
SAN1	-0.53066	-0.10429	0.939516	1	
SAN2	-0.563	-0.10368	0.922317	0.96557	1

Вклад авторов: авторы внесли одинаковый вклад в настоящую статью.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Статья была представлена 06.04.2023; одобрена после рецензирования 08.05.2023; принята для публикации 14.06.2023.