

ТЕМА НОМЕРА

НОВЫЕ ИНСТРУМЕНТЫ СОЦИОЛОГИИ

DOI: 10.19181/vis.2026.17.1.2

EDN: QNSDLC

**Методика выявления особенностей контента
в популярных общественно-политических
Telegram-каналах¹**

Ссылка для цитирования: Савельев А. О., Карпова А. Ю., Третьяков Д. А. Методика выявления особенностей контента в популярных общественно-политических Telegram-каналах // Вестник Института социологии. 2026. Том 17. № 1. С. 12–36. DOI: 10.19181/vis.2026.17.1.2; EDN: QNSDLC.

For citation: Savelev A. O., Karpova A. Yu., Tretyakov D. A. A Methodology for Identifying Content Features in Popular Socio-Political Telegram Channels. *Vestnik instituta sotziologii*. 2026. Vol. 17. No. 1. P. 12–36. DOI: 10.19181/vis.2026.17.1.2; EDN: QNSDLC.



SPIN-код: 9274-2660

**Савельев
Алексей Олегович¹**

¹Национальный исследовательский
Томский политехнический университет, Томск, Россия

sava@tpu.ru



SPIN-код: 7576-7564

**Карпова
Анна Юрьевна¹**

¹Национальный исследовательский
Томский политехнический университет, Томск, Россия

belts@tpu.ru

**Третьяков
Дмитрий Андреевич¹**

¹Национальный исследовательский Томский политехнический
университет, Томск, Россия

dat32@tpu.ru

Аннотация. В статье представлена методика автоматизированного анализа контента популярных общественно-политических Telegram-каналов и результаты ее апробации на эмпирическом материале из более 3 миллионов постов за период 2021–2024 гг. из 80 наиболее цитируемых публичных каналов, отобранных на основе рейтинга TGStat. Актуальность исследования обусловлена ключевой ролью цифровых платформ, в частности Telegram, в формировании современной публичной повестки, а также необходимостью разработки надежных инструментов для изучения механизмов сетевой коммуникации, таких как сетевое социальное заражение. Основной целью работы являлась разработка и верификация комплексного методического подхода, позволяющего выявлять устойчивые характеристики контента: тематическую структуру, значимые слова (в том числе ключевые именованные сущности: персоны, организации, локации и т. п.), эмоционально-оценочные паттерны (тональность, эмоции, степень токсичности) и семантические связи между каналами. В качестве основных инструментов обработки данных использовались открытые, предварительно обученные модели. Выполнена оценка связей между упоминаемыми именованными сущностями, с одной стороны, и типом тональности, и степенью токсичности – с другой; построены графы тематических и контекстных связей между отобранными для изучения публичными Telegram-каналами. Несмотря на тенденцию к формированию явных контекстных кластеров, в целом популярным общественно-политическим каналам свойственна тематическая однородность. Контент в них подается преимущественно в нейтральном, безэмоциональном ключе при доминировании однозначно «тревожных» для общества тем. Обращает на себя внимание высокая степень персонификации описываемых событий, при этом «противники» часто обозначаются не только как персоны, но и как организации. Полученные результаты могут быть в дальнейшем использованы для изучения механизмов: 1) формирования новых способов политического убеждения в Интернете, групповой поляризации и онлайн-активизма под влиянием сетевого социального заражения; 2) тематического заражения и 3) формирования, воспроизводства и закрепления культурных практик. Ограничения предложенного методического подхода связаны с зависимостью результатов от качества предобученных моделей и необходимостью дополнительной экспертной интерпретации количественных данных при анализе формирующихся семантических кластеров.

Ключевые слова: общественно-политический дискурс, Telegram, тематическая кластеризация, анализ тональности, сетевое социальное заражение, автоматизация анализа контента

Введение

Значимость социальных медиа как средства социально-политической коммуникации отмечается множеством авторов [1; 2; 11; 12; 16]. Несмотря на существенные ограничения, связанные не только с объемом, гетерогенностью и достоверностью представленных в социальных медиа данных, но и с их репрезентативностью, игнорировать многообещающие возможности этого средства информационного обеспечения процесса принятия решений невозможно.

Мессенджер Telegram как средство социально-политической коммуникации приобретает все большую значимость. Его месячная аудитория уже насчитывает более 1 млрд пользователей, ежедневная – более 68 млн,

а самыми популярными видами контента являются новостной, политический, развлекательный и образовательный¹. Все вышеперечисленное позволяет рассматривать Telegram-каналы в качестве среды, опосредованно отражающей актуальную общественно-политическую повестку.

Представляемая в данной статье методика имеет значение не только для прикладных политических исследований, но и для фундаментальной социологии. В частности, она открывает возможности для изучения того, каким образом цифровые платформы участвуют в конструировании социальной реальности, формировании коллективных представлений и ценностных ориентаций. Предлагаемый инструментарий позволяет операционализировать и эмпирически верифицировать такие теоретические концепты, как «сетевые габитусы», «дискурсивные практики» и «информационные пузыри», что выводит анализ на уровень академического социологического знания. Методика может служить основой для исследования механизмов социальной интеграции и дифференциации, а также процессов легитимации тех или иных общественно значимых смыслов в цифровой среде.

Актуальность исследования подчеркивается также текущей общественно-политической дискуссией вокруг будущего Telegram в России. Возможное ограничение доступа к Telegram, активно обсуждаемое в публичном пространстве в первой половине 2025 г., обнажает глубинную социальную значимость этого канала коммуникации. Telegram превратился не просто в средство обмена новостями, но в важный элемент социальной инфраструктуры, где формируются общественные настроения, консолидируются различные социальные группы и артикулируются их интересы. Вне зависимости от конкретных регуляторных решений, понимание структуры и динамики контента, циркулирующего в этом пространстве, является критически важным для прогнозирования социальных процессов и предотвращения возможных рисков роста социальной напряженности, связанных с дефицитом информации или ее однородностью. Таким образом, представленная методика позволяет получить объективные данные для научно обоснованного анализа роли Telegram в современном российском обществе.

Целью исследования, результаты которого представлены в настоящей статье, являлась разработка и апробация методики автоматизированного выявления особенностей контента популярных общественно-политических Telegram-каналов, применимой для решения как прикладных, так и фундаментальных социологических задач. С социологической точки зрения, достижение этой цели позволяет перейти от описания онлайн-коммуникации к объяснению ее влияния на социальные структуры и процессы. В ходе его проведения решались задачи: автоматизированного сбора и обработки данных; тематической классификации контента; выявления упоминаемых именованных сущностей (персон, организаций, локаций и т. п.); определения общей тональности сообщений, содержащихся в них эмоций и степени их токсичности; построения графов семантических связей между

¹ Сколько пользователей в Телеграм? // Инклиент 2025. 13 апреля. URL: <https://incliент.ru/telegram-stats/> (дата обращения: 16.03.2026).

каналами. Эмпирическую базу составили посты 80 наиболее цитируемых (т. е. лидирующих по количеству репостов) публичных каналов за период 2021–2024 гг. Полученные результаты могут быть использованы в том числе для выявления связей между содержательным наполнением каналов и реакциями аудитории, что позволит заложить основу для последующих исследований в области механизмов сетевого социального заражения.

Современные направления в исследованиях социального заражения в онлайн-среде

В исследованиях феномена социального заражения – распространения идей, эмоциональных состояний и моделей поведения через социальные связи – сформировалось несколько основных направлений. Эти направления отражают попытки учесть влияние технологических платформ, сетевой структуры и особенностей контента при переосмыслении классических социологических и социально-психологических подходов к пониманию социального заражения.

Первое направление связано с изучением структурных сетевых факторов, определяющих динамику заражения. В его основе лежит концепция силы слабых связей М. Грановеттера [10], согласно которой именно слабые, а не сильные связи часто ответственны за распространение новой информации. Под «сильными связями» в рамках данной концепции понимаются отношения с близким кругом (семья, друзья), характеризующиеся высокой частотой общения, эмоциональной близостью и взаимностью. «Слабые связи» представляют собой отношения со знакомыми, коллегами или случайными собеседниками, которые отличаются меньшей интенсивностью, но при этом, выступая в роли своеобразных «мостиков», соединяют индивида с различными социальными группами и источниками информации. Современные исследования, опирающиеся на анализ больших данных социальных платформ, уточняют и усложняют эту модель. Так, было выявлено, что критическую роль играет не размер социального окружения пользователя, а его структурное разнообразие, т. е. количество различных социальных контекстов, представленных в этом окружении [17]. Иными словами, вероятность заражения зависит от сложности и гетерогенности сетевых связей, но не от их количества. Подобные выводы указывают на необходимость учитывать топологию сети при моделировании информационной диффузии и идентификации влиятельных узлов (агентов). В этом же контексте изучается феномен формирования «эхо-камер» – социальной среды (он- или офлайн), где человек сталкивается только с той информацией и мнениями, которые повторяют и усиливают его собственные убеждения. Голоса несогласных в такой камере приглушены или полностью отсутствуют, что препятствует критическому осмыслению информации.

Второе, наиболее разработанное, направление исследует, как эмоции, выражаемые в цифровом контенте (текстах, изображениях, реакциях), распространяются среди пользователей. Полученные в рамках него

данные остаются противоречивыми, что, вероятно, связано с различиями в культурных контекстах, платформах и используемой методологии. Ряд работ свидетельствует в пользу гипотезы о более быстром и широком распространении негативных эмоций, особенно гнева, что обусловлено их повышенной эволюционной значимостью и способностью слабых связей эффективно передавать такого рода сигналы [8]. Результаты других исследований говорят о доминирующей роли позитивного контента в механизмах виральности и эмоционального заражения, что может быть связано как с алгоритмами платформ, настроенными на удержание пользователей, так и с общей социальной нормой поощрения позитивного выражения [4; 6; 9]. Отмеченные расхождения актуализируют вопрос о зависимости динамики заражения от типа эмоций и ситуативного контекста их выражения.

Третье направление фокусируется на роли контентных и ситуативных факторов. Как было установлено, на вероятность и масштаб заражения влияет не только эмоциональная окраска, а еще тип, тематика и форма подачи материала [13; 15]. Эмоциональные реакции других пользователей становятся для человека особенно значимым ориентиром в условиях неопределенности, нечеткого контекста или социально значимых событий [7]. Это означает, что контент, связанный с кризисами или поляризованными темами, может генерировать более интенсивные волны заражения. Также в рамках указанного направления изучается взаимовлияние сетевой структуры и эмоционального обмена: не только сеть определяет диффузию эмоций, но и сам процесс заражения может способствовать укреплению одних связей и ослаблению других, меняя ее [сетевой структуры] конфигурацию [14].

Четвертое направление связано с методологическими вызовами и этическими дилеммами, которые встают перед исследователями цифрового социального заражения. Ключевой проблемой здесь является сложность выявления причинно-следственных связей и отделения реального «заражения» от простой гомофилии (тенденции к постепенному установлению взаимосвязей между изначально схожими пользователями и сообществами). Стандартные статистические методы часто плохо приспособлены для работы с зашумленными, многомерными сетевыми данными [5]. Серьезным ограничением также становится зависимость от API¹ коммерческих платформ, которые могут произвольно менять правила доступа к данным и их структуру, ставя под угрозу воспроизводимость долгосрочных исследований. Все вышеперечисленное актуализирует вопросы не только методологического, но и этического характера, касающиеся конфиденциальности данных и селективности доступа к ним.

Как следует из вышеизложенного, для современного состояния исследований сетевого социального заражения характерен междисциплинарный подход, объединяющий социологию, психологию, науку о данных

¹ Application Programming Interface (программный интерфейс приложения) – набор правил и технических средств, обеспечивающий взаимодействие различных программных приложений. Именно через использование API социальных сетей организованы процессы автоматизированного извлечения данных из них.

и теорию сетей. Накопленные знания позволяют заключить, что данный феномен есть эмерджентное свойство, возникающее из сложного взаимодействия технологических алгоритмов, структурных особенностей социальных графов, психологических предрасположенностей пользователей и семантики распространяемого контента. Для эмпирического изучения указанных взаимодействий и их последствий, особенно в такой специфической среде, как Telegram, первоочередной задачей становится разработка надежных методик автоматизированного анализа самого контента. Только при условии выявления устойчивых тематических паттернов, эмоциональных профилей и семантических связей можно строить дальнейшие гипотезы о конкретных механизмах заражения, действующих в данном сегменте цифрового пространства. Представленная в настоящей статье методика направлена на решение именно этой базовой и критически значимой задачи.

Методика автоматизированного анализа тематики, значимых слов и эмоций в сообщениях популярных общественно-политических Telegram-каналов

Реализация методики выявления особенностей контента популярных общественно-политических Telegram-каналов включает следующие шаги.

1. Экспертное определение параметров для автоматизированного сбора первичной информации, а именно: перечня целевых публичных Telegram-каналов и временного периода публикации сообщений.

2. Автоматизированное извлечение целевых публичных сообщений, их параметров и размещение информации в соответствующей базе данных.

3. Анализ контента целевых публичных Telegram-каналов.

3.1. Тематическая классификация, заключающаяся в отнесении каждого сообщения к одной или нескольким категориям (темам). В настоящем исследовании для этого использовалась предварительно обученная модель `classla/xlm-roberta-base-multilingual-text-genre-classifier`¹.

3.2. Автоматическое извлечение именованных сущностей из текста сообщений, таких как: PER (Person) – имена людей, LOC (Location) – географические объекты, ORG (Organization) – названия организаций, MISC (Miscellaneous) – прочие (названия событий, концептов и др.), – осуществлялось с помощью модели NER². Результаты сохранялись в формате словаря, где ключи соответствовали категориям сущностей, а значения – списку обнаруженных слов.

¹ X-GENRE classifier – multilingual text genre classifier // Hugging Face. 2022. 11 ноября. URL: <https://huggingface.co/classla/xlm-roberta-base-multilingual-text-genre-classifier> (дата обращения: 30.04.2025).

² Babelscape / wikineural-multilingual-ner // Hugging Face. 2023. 23 мая. URL: <https://huggingface.co/Babelscape/wikineural-multilingual-ner> (дата обращения: 18.12.2024).

3.3. Определение общей тональности сообщений, степени их токсичности и встречаемости содержащихся в них эмоций. В целях выявления общей тональности и эмоций использовались две модели, основанные на архитектуре RuBERT-tiny2 версий 1 и 2¹ и дообученные для решения различных задач обработки естественного языка на русском языке. По итогам многоклассовой классификации, выполненной с помощью модели классификации тональности seara/rubert-tiny2-russian-sentiment², тексту сообщения присваивалась одна из трех меток: *neutral* – значимые признаки положительной или отрицательной коннотации отсутствуют, *positive* – присутствуют признаки положительной коннотации, *negative* – присутствуют признаки отрицательной коннотации. Вторая модель – seara/rubert-tiny2-ru-go-emotions³, позволяющая осуществлять многоклассовую многометочную классификацию, – применялась для выявления содержащихся в сообщении эмоций. Данная модель использует 28 меток, соответствующих различным эмоциям, включая нейтральную, что делает возможным пометить один и тот же текст сразу несколькими эмоциями. Оценка степени токсичности сообщений производилась с использованием модели cointegrated/rubert-tiny-toxicity⁴ – дообученной версии RuBERT, оптимизированной для классификации токсичности и неуместности коротких неформальных текстов на русском языке, таких как комментарии в социальных сетях.

4. Векторизация сообщений для последующего построения графов тематических и контекстных связей отобранных Telegram-каналов. Для определения тематического сходства, понимаемого как пересечение значимых слов, использовалась метрика TF-IDF⁵ и косинусное расстояние⁶. Контекстное сходство, т. е. употребление одних и тех же слов в схожих

¹ RuBERT – специализированная компьютерная лингвистическая модель, предназначенная для автоматизированного анализа смысла и контекста в текстах на русском языке. В отличие от простого поиска по ключевым словам, RuBERT способна учитывать контекст, нюансы и смысловые связи между словами. Tiny/tiny2 в названии указывает на то, что в настоящем исследовании использовались модели, основанные на специализированных версиях RuBERT, предназначенных для быстрого и массового анализа коротких текстов с целью их классификации по тональности, содержащимся эмоциям и степени токсичности.

² Seara / rubert-tiny2-russian-sentiment // Hugging Face. 2024. 29 октября. URL: <https://huggingface.co/seara/rubert-tiny2-russian-sentiment> (дата обращения: 30.04.2025).

³ Seara / rubert-tiny2-russian-emotion-detection-ru-go-emotions // Hugging Face. 2024. 29 октября. URL: <https://huggingface.co/seara/rubert-tiny2-russian-emotion-detection-ru-go-emotions> (дата обращения: 30.04.2025).

⁴ Cointegrated / rubert-tiny-toxicity // Hugging Face. 2024. 16 мая. URL: <https://huggingface.co/cointegrated/rubert-tiny-toxicity> (дата обращения: 18.12.2024).

⁵ Статистический метод, позволяющий количественно оценить, насколько то или иное слово важно для данного документа в рамках изучаемого массива текстов.

⁶ Метрика, используемая для количественной оценки смысловой близости между текстами или словами, после того как они переведены в математическую форму (векторную модель). Косинусное расстояние измеряет угол между векторами: чем меньше угол, тем более схожи тексты по смыслу независимо от их объема. Если два текста используют похожий набор понятий в схожих пропорциях, их векторы будут направлены примерно в одну сторону, т. е. косинусное расстояние будет малым (близким к нулю).

контекстах, вычислялось через word2vec^1 и евклидово расстояние². По итогам расчетов были построены матрицы смежности³ каналов и реализована соответствующая им визуализация в виде графов. Матрицы и графы строились по временным срезам: квартал, полугодие, год.

5. Визуализация полученных результатов, включая построение карт эмоций.

Анализируемый набор данных

Источником исходных данных послужили 80 публичных Telegram-каналов (табл. 1) из числа наиболее цитируемых на дату начала исследований. Сведения о цитируемости и тематической направленности были получены с ресурса TGStat⁴. Из отобранных каналов 50 имели маркировку «политика», 22 – «средства массовой информации», 2 – «блоги», 2 – «маркетинг», 1 – «юмор», 1 – «технологии», 1 – «экономика» и 1 – «игры». Следует отметить, что данная маркировка носит отчасти условный характер. Так, часть публичных Telegram-каналов, которые ведут политические деятели, TGStat маркировал как «политика», хотя их содержание скорее следовало бы отнести к «блогам». Всего было извлечено более 3 млн публичных сообщений за период с 2021 по 2024 г., а также данные о них: количество просмотров, репостов, комментариев и виды реакций. Вся извлеченная информация являлась актуальной на дату извлечения.

Примечателен существенный числовой прирост публичных сообщений в анализируемых Telegram-каналах начиная с 2022 г. (рис. 1). Это связано с рядом причин и, не в последнюю очередь, с ограничением доступа к отдельным зарубежным социальным медиа как со стороны самих медиа, так и со стороны России, что сказалось на количестве пользователей Telegram.

¹ Метод представления слов в виде многомерных векторов (координат) в смысловом пространстве. При этом смысл слова определяется его контекстом – наиболее часто встречающимися рядом с ним другими словами.

² Метрика, также используемая для оценки текстов, представленных в векторном виде. Евклидово расстояние измеряет абсолютную длину отрезка между концами двух таких векторов. Оно учитывает не только то, в каком направлении (о чем именно говорится), но и то, как далеко от начала координат (насколько интенсивно, многословно или характерно) располагаются векторы.

³ Способ математического описания сети (графа). Строки и столбцы матрицы – это изучаемые элементы (Telegram-каналы). В ячейках матрицы указаны числа, отражающие силу взаимосвязей элементов и рассчитанные на основе метрик косинусного и евклидова расстояний между соответствующими векторами.

⁴ Рейтинг Telegram-каналов // TGStat. 2025. 30 апреля. URL: <https://tgstat.ru/ratings/channels/politics/public?sort=ci> (дата обращения: 30.04.2025).

Таблица 1 (Table 1)

Индекс цитирования отобранных Telegram-каналов
Citation index of selected Telegram channels

№	Название	Индекс цитирования	№	Название	Индекс цитирования
1	ЕЖ	9592	41	КСТАТИ	2 461
2	Пул N3	8685	42	Скабеева	2 448
3	Минобороны России	7820	43	Марат Хуснуллин	2 409
4	СОЛОВЬЁВ	7547	44	ТРОЙКА 🇷🇺👤	2 381
5	Colonelcassad	6549	45	ВЫ СЛУШАЛИ МАЯК	2 346
6	Операция Z: Военкоры Русской Весны	6357	46	МАРДАН	2 274
7	Рыбарь	6353	47	ГАСПАРЯН	2 260
8	Дмитрий Медведев	6346	48	КАРНАУХОВ	2 203
9	Выпускайте Кракена!	6013	49	Воробьев LIVE	2 175
10	ВЧК-ОГПУ	5845	50	Димитриев	2 155
11	Правительство России	5812	51	РИА Новости	15 657
12	НЕЗЫГАРЬ	5649	52	RT на русском	15 515
13	Kadyrov_95	5607	53	Двач	13 644
14	Оперативные сводки	5143	54	Раньше всех. Ну почти.	13 121
15	МИГ России	5117	55	Прямой Эфир • Новости	12 854
16	Кремль. Новости	4941	56	Mash	12 502
17	Вячеслав Володин	4933	57	Яндекс	12 211
18	Неофициальный Безсонов	4758	58	ТАСС	11 181
19	Маргарита Симоньян	4666	59	Readovka	10 506
20	ZERGULIORU	4373	60	Baza	9868
21	Военкор Котенок	4358	61	SHOT	8622
22	Старше Эдды	4283	62	Москва Live	8160
23	Мэр Москвы Сергей Собянин	4097	63	Ньюсач/Двач	8013
24	Андрей Медведев	4087	64	URA.RU	6956
25	Мария Захарова	4 063	65	Kotsnews	6866
26	Политджойстик / Politjoystic™	3971	66	РБК. Новости и главное	6548
27	Пушилин Д.В.	3276	67	Беспощадный Банкстер	6444
28	Владлен Татарский	3069	68	Московская хроника	6433
29	Настоящий Гладков	3015	69	Пекарня	5740
30	МИД России ru	3004	70	Таки да, еврейский юмор	5630
31	Многонационал	2972	71	WarGonzo	5619
32	RIA_Kremlinpool	2769	72	Новости Москвы	5594
33	Образ будущего	2765	73	Война с фейками	5359
34	Александр Ходаковский	2764	74	Москвач • Новости Москвы	5239
35	Александр Хинштейн	2602	75	Кровавая барыня	5234
36	Ватное болото	2576	76	Клиент всегда прав	4988
37	Юлия Витязева	2569	77	О чем говорят коллеги	4806
38	Единая Россия. Официально	2566	78	Военный Осведомитель	4726
39	Народный фронт	2564	79	Поддубный Z O V edition	4715
40	МЧС России	2463	80	IZ.RU	4583

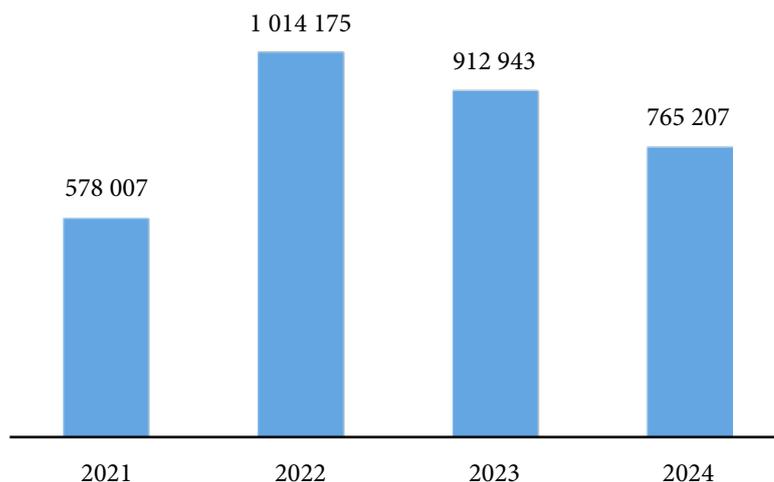


Рис. 1. Количество извлеченных для дальнейшего анализа сообщений по годам
Figure 1. Number of messages extracted for further analysis by year

Результаты автоматизированного анализа тематики, значимых слов и эмоций в сообщениях отобранных Telegram-каналов за период 2021–2024 гг.

1. Тематическая классификация и значимые слова

Тематическая классификация включала в себя: классификацию сообщений по доминирующему типу контента (отнесение каждого сообщения к одному из тематических кластеров), а также подсчет частотности слов, включая именованные сущности, и определение среди них наиболее употребляемых.

Полученные результаты продемонстрировали абсолютное доминирование в рассматриваемых каналах сообщений новостного жанра, которые можно определить как «объективный или субъективный текст, сообщающий о событии, произошедшем недавно, во время написания или предстоящем в ближайшем будущем»¹. Характерными особенностями текстов, относимых к «новостям», являются: использование наречий/обстоятельств времени и/или места (датировки, местоположения), множество имен собственных, прямая или косвенная речь, прошедшее время. Отметим, что к данному кластеру были отнесены сообщения не только из каналов, маркированных как «средства массовой информации», но и значительная часть сообщений из каналов, формально отнесенных к категориям «политика» или «блоги». Это позволяет утверждать, что публичная коммуникация в среде популярных общественно-политических Telegram-каналов носит преимущественно информационный, событийно-описательный характер. Такой формат доминирует даже в тех каналах, которые по своей природе или позиционированию (например, персональные блоги политиков) потен-

¹ X-GENRE classifier – multilingual text genre classifier // Hugging Face. 2022. 11 ноября. URL: <https://huggingface.co/classla/xlm-roberta-base-multilingual-text-genre-classifier> (дата обращения: 30.04.2025).

циально предполагают большую долю оценочного, аргументирующего или диалогового контента. Совокупная доля прочих тематических кластеров оказалась незначительной, поэтому их детальное описание в данной статье не приводится (рис. 2).



Рис. 2. Доли выделенных тематических кластеров, %
Figure 2. Prevalence of thematic clusters in the considered data set, %

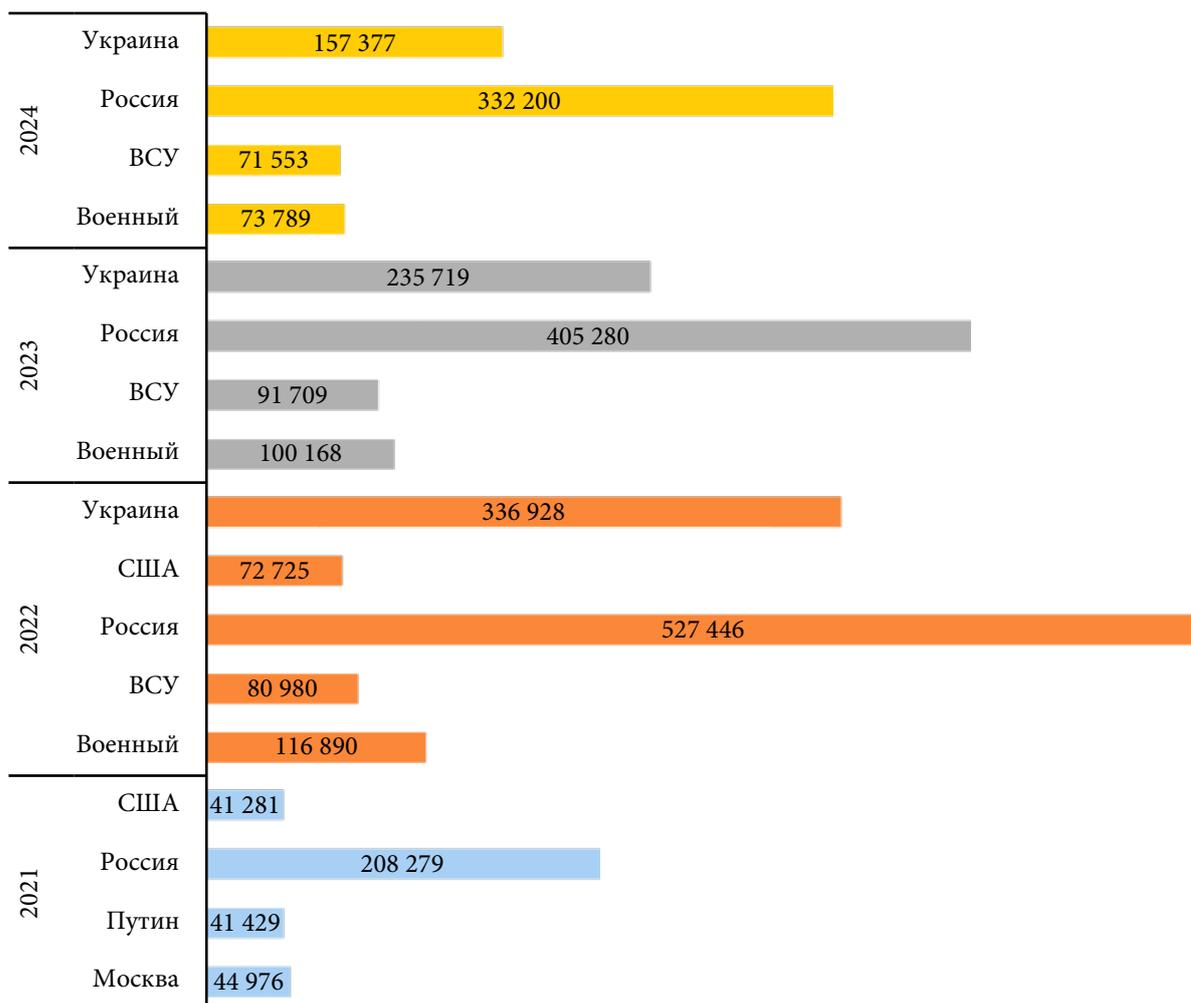


Рис. 3. Абсолютная частотность наиболее употребляемых слов в анализируемой выборке по годам

Figure 3. Absolute frequency of the most frequently used words in the analyzed sample by year

Как показывает график, тема специальной военной операции и связанные с ней не просто постоянно присутствуют в публичном дискурсе наиболее популярных общественно-политических Telegram-каналов начиная с 2022 г., а занимают в нем безусловно лидирующее положение.

2. Тип тональности, эмоции и степень токсичности

Полученные в ходе автоматизированного анализа результаты были агрегированы и визуализированы в целях установления связей в том числе между упоминанием именованных сущностей (людей, организаций и локаций), с одной стороны, и содержащимися в сообщениях эмоциями, типом тональности или степенью токсичности – с другой.

По *типу тональности* подавляющее большинство сообщений оказались нейтральными – 64%, доля негативных составила 32%, а позитивных – всего 4%. Среди *наиболее встречающихся эмоций* доминирующие позиции заняли негативные и свидетельствующие о высокой вовлеченности: «любопытство», «раздражение», «неодобрение», «смущение». Однако даже их доли невысоки, что подтверждает ранее высказанный тезис о преобладании нейтрального тона в подаче материала в изучаемых каналах. Эмоционально окрашенные высказывания обнаруживались по большей части в сообщениях, где давалась негативная оценка событиям/действиям оппонентов или же делалась попытка привлечь внимание аудитории к чему-либо через пробуждение любопытства.

Помимо визуализации обобщенных данных, были также составлены отдельные карты эмоций для каждого из отображенных Telegram-каналов. Пример такой карты для канала Александра Ходаковского (№ 34 в табл. 1) представлен на рис. 4. Как можно заметить, год от года эмоциональная окраска контента в пределах одного канала практически не меняется.

Классификация сообщений по типу тональности и встречаемости отдельных эмоций позволяет также отследить связь этих метрик с упоминаемыми именованными сущностями: персонами, организациями, локациями и пр. Для этого использовалась «разница со знаком», вычисляемая как разность между средним значением метрики (например, типом тональности) в сообщениях, где конкретная сущность упоминается, и значением той же метрики в сообщениях, где упоминание данной сущности отсутствует. На рис. 5 представлены графики связи типа тональности с пятью персонами, имеющими наибольшее (а) и наименьшее (б) значение «разницы со знаком» для указанной метрики. Поясним их суть на примере персоны «С. Лавров». Положительная «разница со знаком» для значения «позитивный» означает, что сообщениям с упоминанием С. Лаврова метка «позитивная тональность» присваивалась чаще, чем сообщениям, где он не упоминается. Отрицательная «разница со знаком» для значения «негативный» говорит о том, что «негативные» сообщения с упоминанием С. Лаврова в общей массе анализируемых текстов встречаются реже, чем «негативные» сообщения без упоминания о нем.

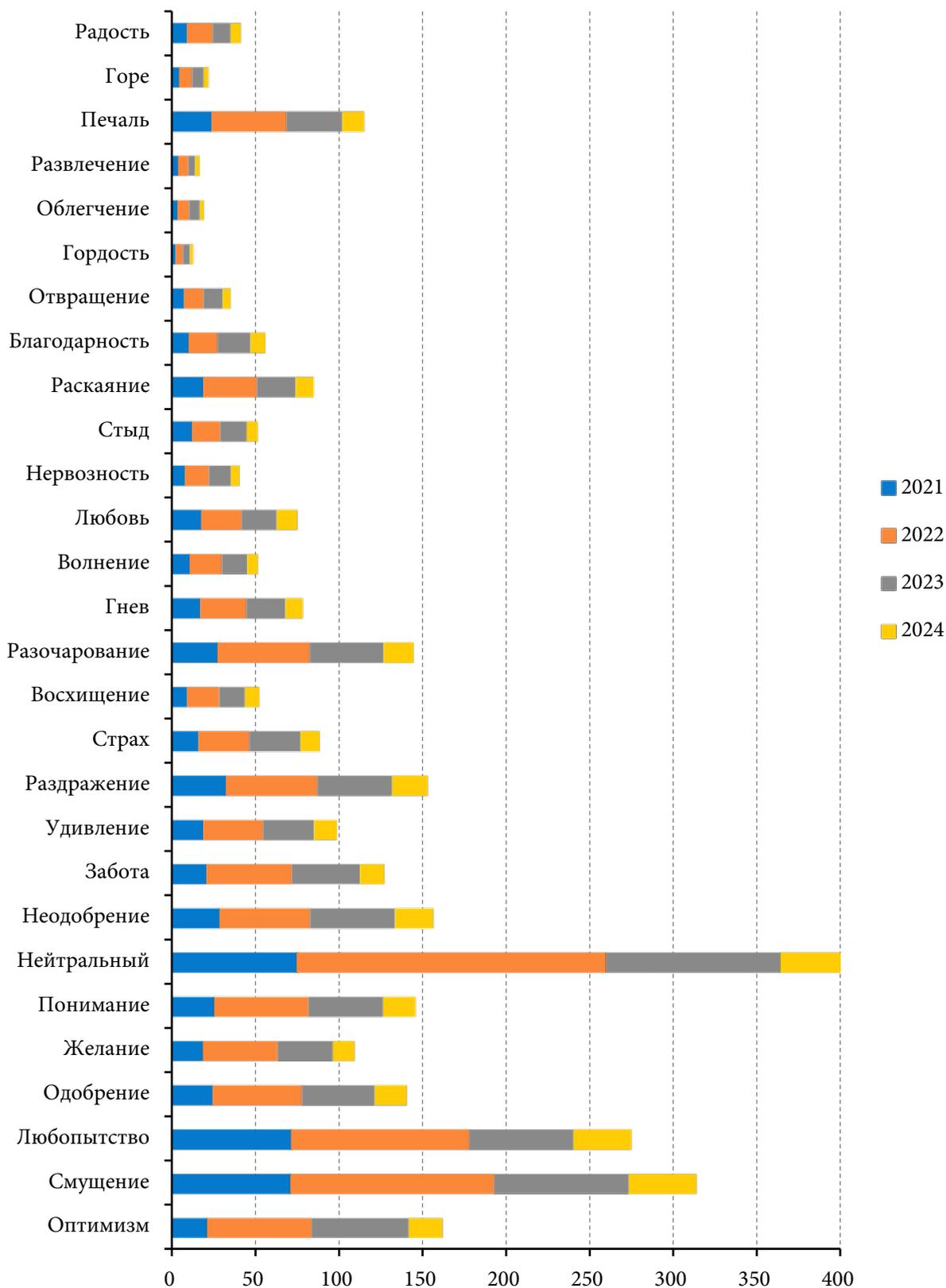
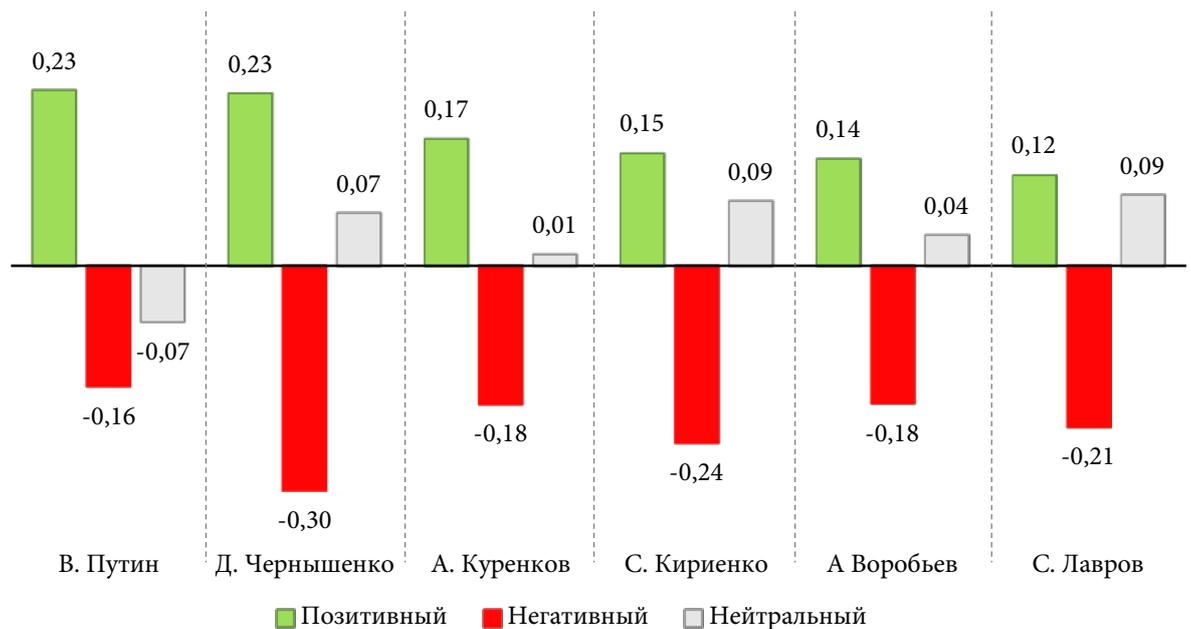
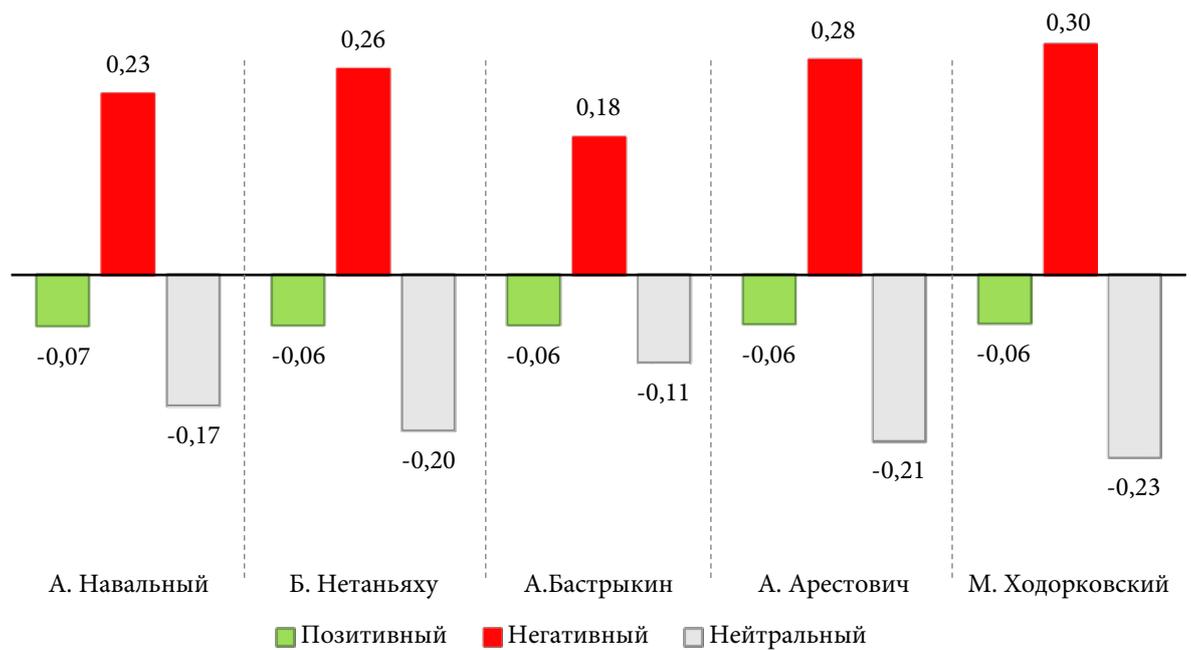


Рис. 4. Диаграмма встречаемости эмоций в сообщениях публичного Telegram-канала Александра Ходаковского по годам

Figure. 4. Frequency of emotions in messages on Alexander Khodakovsky's public Telegram channel by years



а)



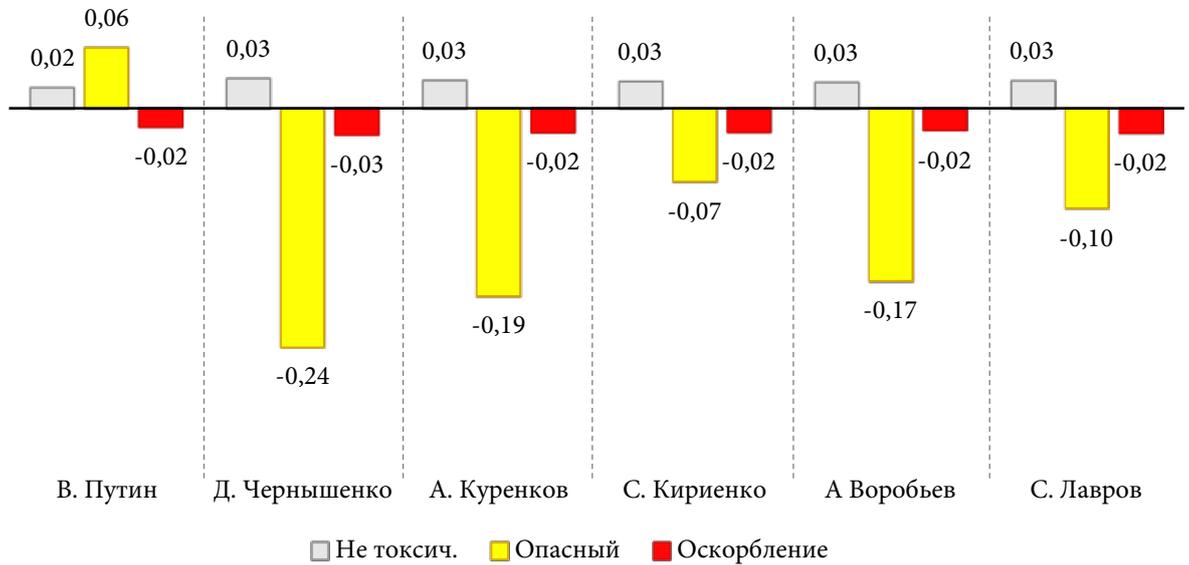
б)

Рис. 5. Связь типа тональности с некоторыми именованными сущностями (персонами)

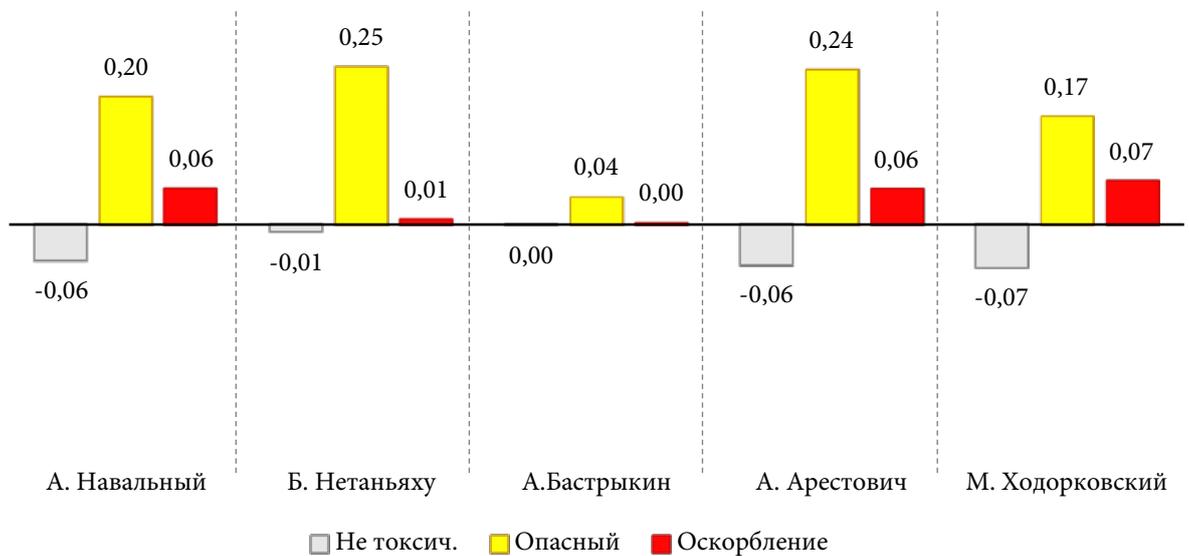
Figure 5. The relationship between tonality type and some named entities (persons)

Аналогичным образом определялась связь между именованными сущностями и метрикой «степень токсичности». По итогам реализации модели rubert-tiny-toxicity каждому сообщению была присвоена одна из пяти меток, отражающая степень его токсичности: не токсичное, оскорбительное, угрожающее, обценное и опасное (или потенциально наносящее репутационный вред [3]). На рис. 6 представлены графики связи степени токсичности с пятью персонами, имеющими наибольшее (а) и наименьшее (б) значение «разницы со знаком» для указанной метрики. Отметим, что в силу крайне малых величин ($< 0,1$) на графиках не приводятся значе-

ния «разницы со знаком» для степеней токсичности «обсценный» и «угрожающий». По тем же соображениям в статье не приводятся графики разницы со знаком для отдельных эмоций: значения для большинства из них слабо отличаются от средних значений по выборке в целом¹.



а)



б)

Рис. 6. Связь степени токсичности с некоторыми именованными сущностями (персонами)

Figure 6. The relationship between toxicity level and some named entities (persons)

Персоны с наиболее высокими значениями положительной «разницы со знаком» (В. Путин, С. Кириенко и иные, представленные на рис. 5а, 6а) чаще всего упоминаются в контексте официальных заявлений, отчетов о дея-

¹ В рамках одной публикации крайне затруднительно привести полное описание всех полученных количественных результатов, поэтому при наличии соответствующего интереса авторы предлагают связаться с ними по указанным адресам электронной почты.

тельности или нарратива о национальном единстве и суверенитете, где преобладает нейтрально-позитивный тон. Напротив, для персон с наиболее низкими значениями позитивной «разницы со знаком» (А. Навального, А. Арестовича и иных, представленных на рис. 5б, 5б) характерно, как правило, упоминание в контексте критики, противостояния или обвинений, что обуславливает преимущественно негативную тональность сообщений, где присутствуют их фамилии. Исключением, требующим пояснения, является А. Бастрыкин. Чаще всего председатель СК РФ упоминается в связи с расследованием громких преступлений и нарушений, сообщения о которых имеют в целом негативную окраску вне зависимости от оценки его деятельности.

На рис. 7 и 8 представлены графики, иллюстрирующие связь типа тональности с десятью организациями и локациями соответственно, пять из которых имеют наибольшее (а) и пять – наименьшее (б) значение «разницы со знаком» для указанных метрик.

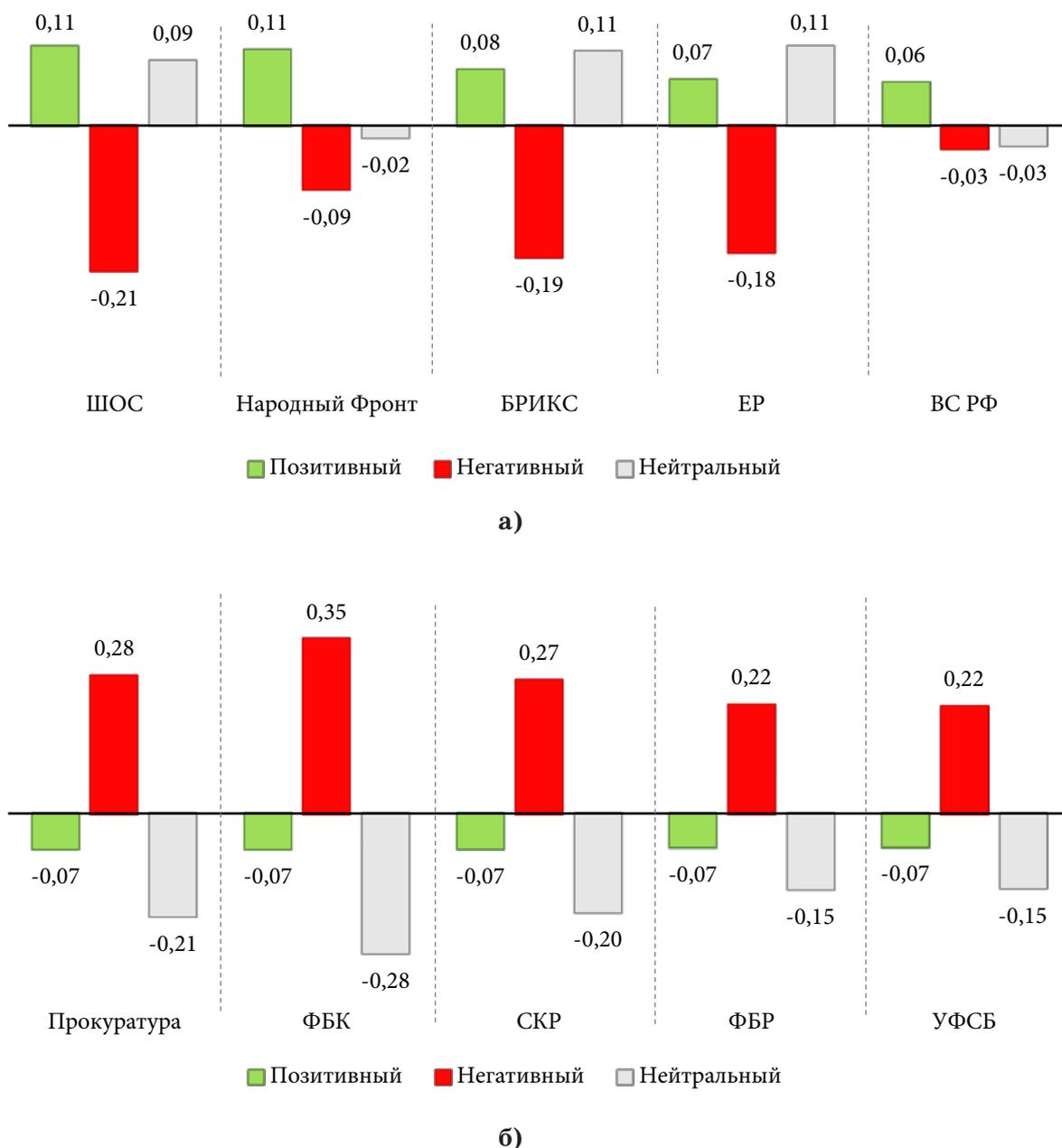
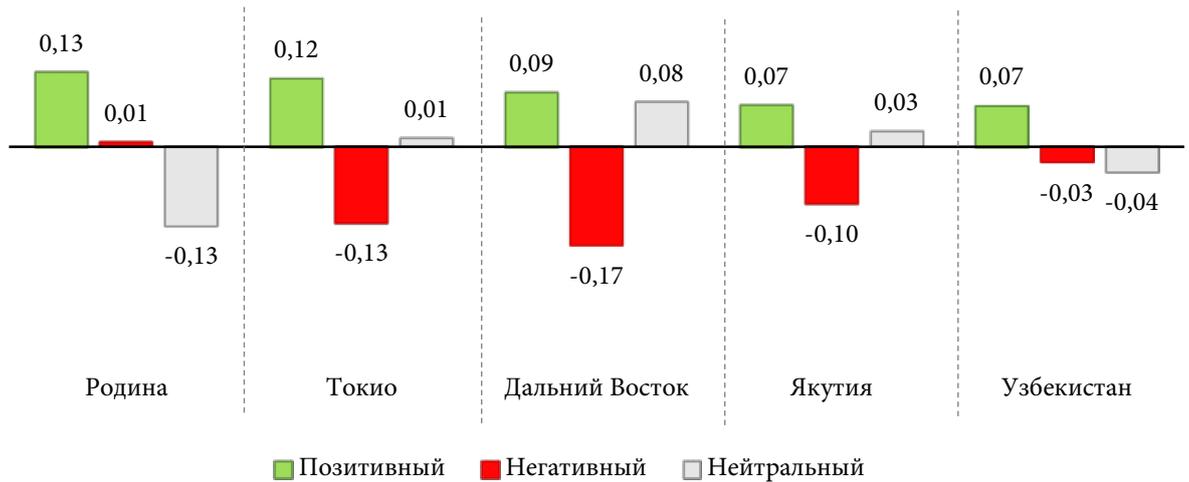


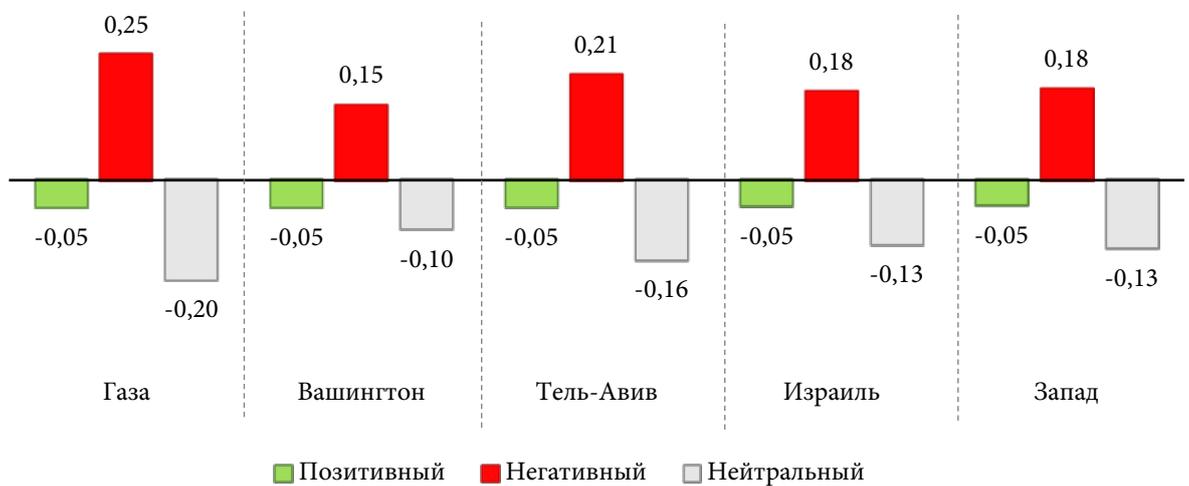
Рис. 7. Связь типа тональности с некоторыми именованными сущностями (организациями)

Figure 7. The relationship between tonality type and some named entities (organizations)

Высокие значения позитивной «разницы со знаком» для таких организаций, как «ШОС», «Народный Фронт» (рис. 7а), обусловлены их репрезентацией в качестве субъектов управления и обеспечения безопасности. В свою очередь, низкие значения позитивной «разницы со знаком» для «ФБК» и «УФСБ» (рис. 7б) определяются их преимущественной ролью институциональных оппонентов в дискурсе отобранных каналов, а низкие значения для «Прокуратуры», «СКР» и «УФСБ» – упоминанием этих организаций в сообщениях, посвященных нарушениям и преступлениям.



а)



б)

Рис. 8. Связь типа тональности с некоторыми именованными сущностями (локациями)

Figure 8. The relationship between tonality type and some named entities (locations)

Локации демонстрируют четкую связь типа тональности с их геополитическим позиционированием в повестке. Так, «Родина», «Дальний Восток», «Якутия» (рис. 8а), будучи элементами нарратива о «своем» пространстве и составляющими позитивной повестки, характеризуются высокими значениями позитивной «разницы со знаком». Напротив, локации

«Вашингтон» и «Запад» (рис. 8б) устойчиво ассоциируются с негативным контекстом противостояния и внешнего давления, что обусловило их низкие значения позитивной «разницы со знаком».

Графики связи организаций и локаций со степенью токсичности и встречаемостью отдельных эмоций в статье не приводятся вследствие преобладания низких значений соответствующих «разниц со знаком».

3. Графы семантических связей

Для выявления и оценки семантических связей между вошедшими в выборку Telegram-каналами были построены соответствующие графы, узлы которых представляют собой отдельные каналы, а расстояние между ними отражает степень сходства каналов, тематического или контекстного. Отсутствие принципиальных различий между графами тематических связей по годам говорит об относительно устоявшемся и мало изменяющемся дискурсе рассматриваемых каналов (рис. 9). В отличие от них графы контекстных связей по годам демонстрируют явную динамику: сравнительно плотная в 2021 г. структура каналов к 2024 г. сменяется структурой с постепенно выделяющимися кластерами (рис. 10).

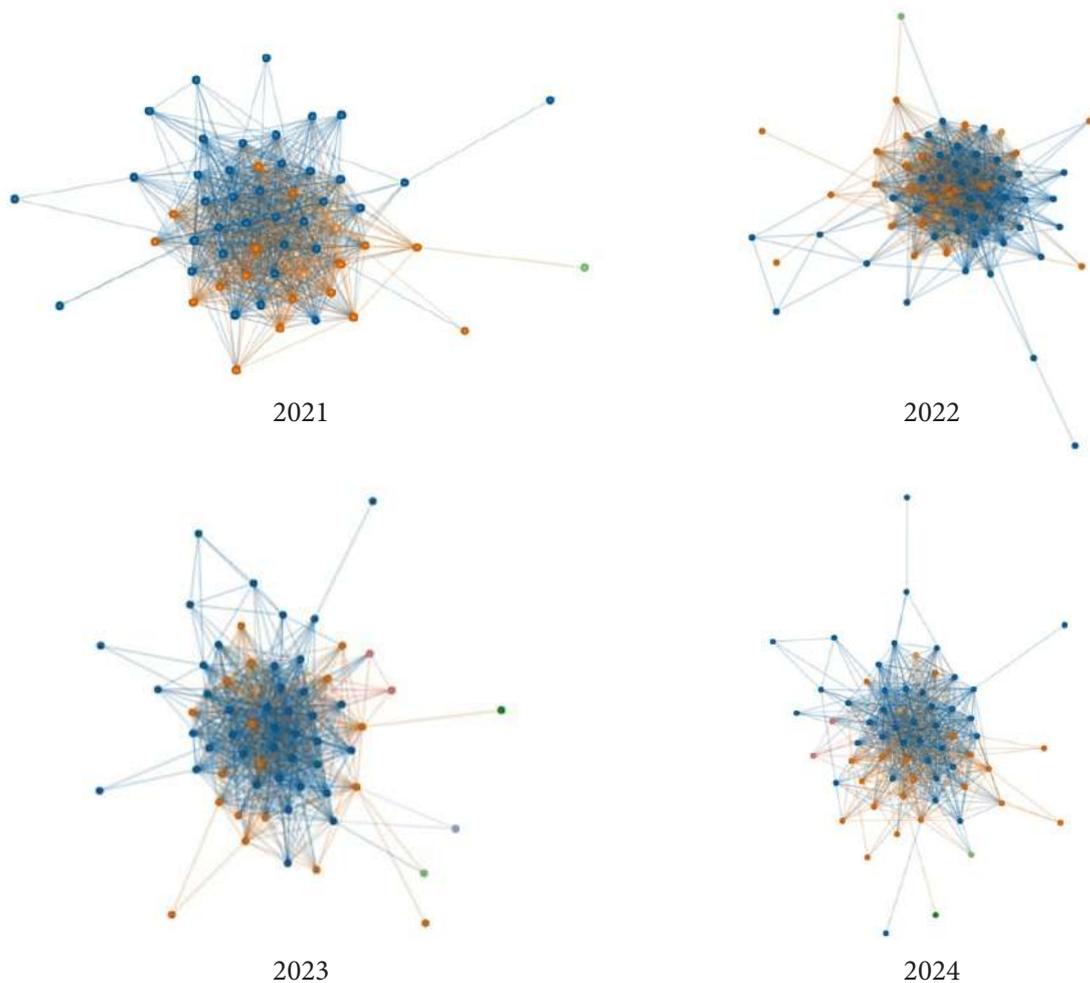


Рис. 9. Графы тематических связей Telegram-каналов по годам
 Figure. 9. Thematic connections graphs of the Telegram channels by years

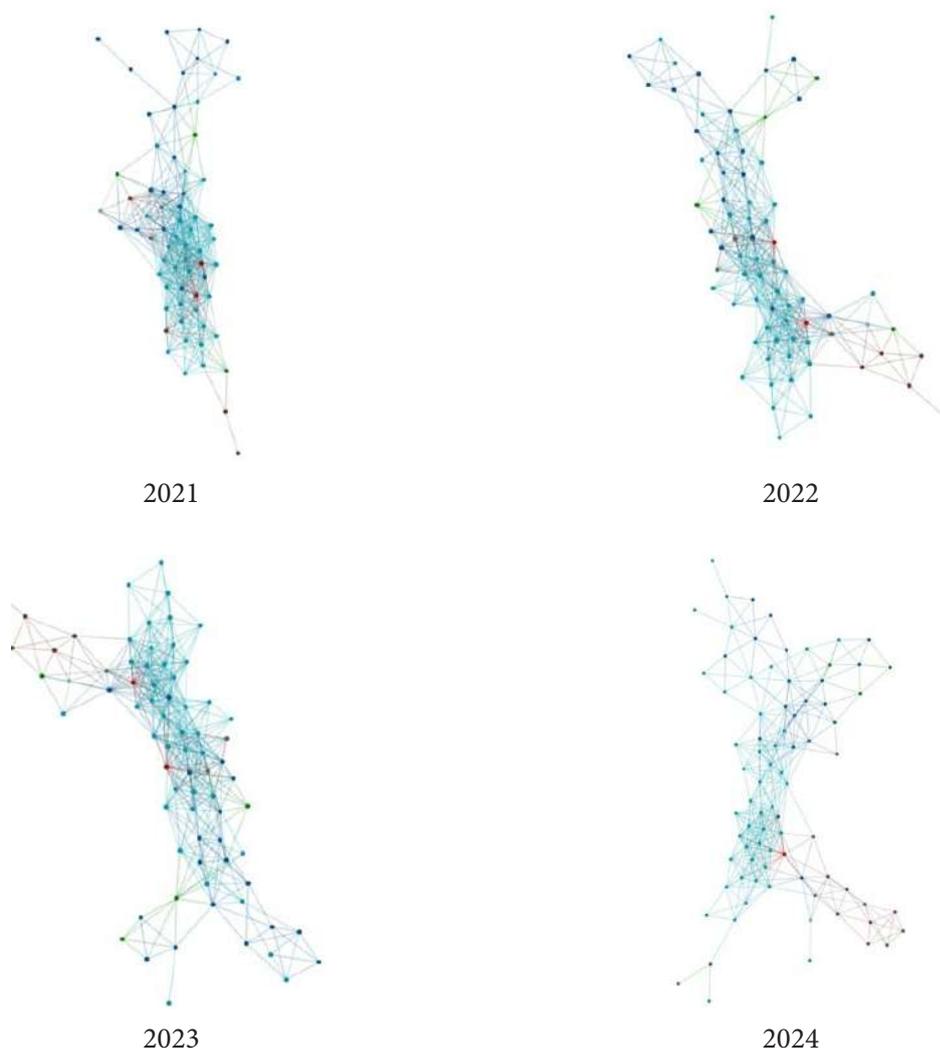


Рис. 10. Графы контекстных связей Telegram-каналов по годам
Figure 10. Contextual relations graphs of the Telegram channels by years

В настоящей работе мы ограничимся лишь констатацией самого факта начала процесса кластеризации Telegram-каналов. Выявление причин этого процесса, как и природы связей внутри кластеров, является самостоятельной исследовательской задачей, требующей реализации дополнительного методического и алгоритмического инструментария.

Результаты

Прежде чем перейти к собственно обсуждению полученных результатов полагаем необходимым сказать несколько слов относительно специфики анализируемого набора данных. Во-первых, как средство общественно-политической коммуникации в русскоязычном сетевом пространстве Telegram начал набирать обороты в 2022 г., что отчетливо видно по общему количеству сообщений по годам: ≈ 578 тыс. в 2021 г. и уже более 1 млн в 2022 г. Такой прирост активности отчасти связан со снижением доступности альтернативных зарубежных социальных медиа вследствие

их «ухода» или блокировки. Во-вторых, после начала СВО, она и смежные с ней темы заняли в массовом русскоязычном информационном поле доминирующие позиции, о чем свидетельствуют графики частотности употребляемых слов. Эта очевидная черта времени накладывает существенный отпечаток на весь публичный дискурс Telegram-каналов, попавших в выборку. Поэтому считаем нужным подчеркнуть: в случае иного набора данных, например блогосферы с меньшим охватом и цитируемостью, или иного временного периода результаты анализа, скорее всего, будут отличаться от полученных в настоящем исследовании.

С учетом обозначенной выше специфики можно сделать следующие выводы касательно особенностей тематической и ситуативной повестки в популярных общественно-политических Telegram-каналах.

1. На данный момент Telegram как средство общественно-политической коммуникации проходит явно выраженный этап количественного роста. Соответствующие культурные практики и подходы к производству и потреблению указанного контента пока только начинают формироваться. Весьма вероятно, эти практики и подходы будут «унаследованы» от микроблогинговых сервисов в силу их явного функционального сходства с Telegram-каналами.

2. Как показывают графы тематических связей по годам (рис. 10), дискурс наиболее цитируемых русскоязычных общественно-политических Telegram-каналов с тематической точки зрения довольно однороден. Фактически все их содержательное наполнение сводится к одной группе тем – СВО и смежные с ней. По сути, эти темы составляют основу предлагаемой сегодня обществу социально-политической повестки. Уровень охвата аудитории и цитируемость сообщений (репосты) можно косвенно трактовать как наличие соответствующего интереса со стороны пользователей. Однако нельзя также исключать, что наблюдаемая востребованность подобного контента есть проявление эффекта думскроллинга – погружения в новостную ленту, где преобладают тревожные и пугающие новости. Впрочем, данная гипотеза требует дополнительной проверки и отдельного эксперимента.

3. Несмотря на однородность тематической повестки, рассматриваемые Telegram-каналы все же демонстрируют определенные различия в контекстах. Так, графы контекстного сходства по годам указывают на постепенное формирование явно выраженных кластеров, что косвенно подтверждает тезис о лишь начинающихся складываться культуре и подходах к подаче и потреблению контента общественно-политической направленности в сети Telegram.

4. Уже сегодня можно говорить о явно выраженных устоявшихся коннотациях в отношении тех или иных именованных сущностей, которые полностью соответствуют приметам времени. Например, все аффилированное с Россией употребляется в основном в нейтральном или положительном ключе. Напротив, сообщения с упоминанием «противников» окрашены преимущественно негативно. Указанные коннотации имеют все шансы со временем закрепиться и перерасти в категорию культурных норм.

5. Наблюдается высокая степень персонификации событий, тематизируемых в сообщениях каналов. Так, относительно частоты употребления слова «Россия» доля упоминания «президента Путина» доходит до 30%. В свою очередь «противники» часто обозначаются не только как персоны, но и как организации: например, «НАТО». В подобной подаче материала явно прослеживается функция персонифицирующей акцентуации, теоретически обоснованная П. Бурдые, суть которой сводит к следующему. СМИ через свои сообщения намеренно стремятся привлечь внимание к конкретной политической персоне/организации, или к значимости реализуемых ею функций, или к политическому сообщению, которое та производит, с целью положительной или, наоборот, отрицательной репрезентации этой персоны/организации в глазах общественности. Также, акцент может делаться на столкновении персонифицированных интересов акторов, действующих в поле политики. Описанная практика ведет к созданию «нужной» фокусировки потребителей информационного контента и способствует конструированию ими социальной реальности в границах заданного информационного фрейма.

6. При доминировании однозначно «тревожных» для общества тем рассматриваемый контент преимущественно подается в нейтральном, безэмоциональном ключе. Отчасти это можно объяснить присутствием в выборке большого количества каналов СМИ.

7. Значительную долю контента составляют репосты. Авторы популярных каналов и лидеры мнений выступают для своей аудитории своего рода информационным фильтром, способствуя тем самым усилению тенденции к формированию эхо-камер и информационных коконов. В этом отношении Telegram-каналы не отличаются от любых иных популярных социальных медиа.

Заключение

Реализация разработанной авторами статьи комплексной методики, включающей тематическую классификацию контента, извлечение именованных сущностей, определение типа тональности сообщений, степени их токсичности и содержащихся в них эмоций, а также построение семантических графов, позволило выявить ряд ключевых характеристик информационного поля популярных общественно-политических Telegram-каналов за 2021–2024 гг.

1. Контенту присуща явно выраженная тематическая однородность с абсолютным доминированием тематики, связанной со специальной военной операцией и смежными вопросами национальной безопасности.

2. Преобладающим является нейтрально-информационный (новостной) стиль подачи материала, причем даже в каналах, формально относящихся к категориям «блоги» или «политика». Эмоционально окрашенный контент составляет малую долю из всей массы отобранных для анализа сообщений и представляет собой преимущественно негативную оценку действий оппонентов.

3. Наблюдается высокая степень персонификации повестки, а также устойчивое смысловое противопоставление «своих» и «чужих» именованных сущностей (персон, организаций, локаций), что структурирует дискурс по принципу бинарных оппозиций.

4. Выявленная динамика контекстных связей между каналами за 2021–2024 гг. свидетельствует о начале процесса кластеризации, что позволяет говорить о постепенном усложнении и структуризации информационного ландшафта в Telegram.

К ограничениям представленной методики можно отнести: 1) ее зависимость от качества открытых, предварительно обученных моделей, используемых для анализа данных; 2) потребность в дополнительном качественном анализе контекста (например, связей между типом тональности сообщений и именованными сущностями) для интерпретации результатов; 3) недостаточность используемых метрик для содержательного описания формирующихся кластеров каналов.

Вместе с тем методика вполне применима для мониторинга и сравнительного анализа общественно-политической повестки в различных сегментах цифрового пространства, а также для формирования эмпирической базы при изучении конкретных механизмов сетевого социального заражения, формирования устойчивых практик и поляризации мнений. Дальнейшее развитие работы видится в совершенствовании инструментов интерпретации семантических кластеров и в комбинации контент-анализа с анализом вовлеченности аудитории (реакций, репостов) для выявления связи между характеристиками контента и поведением пользователей¹.

Библиографический список

1. Мокрая Е. А. Telegram-канал как платформа для политической коммуникации // Русская политология. 2018. № 9(4). С. 62–66. EDN: YVYTND.

2. Дюркгейм Э. О разделении общественного труда. Метод социологии. М.: Наука, 1990. 575 с.

3. Babakov N. et al. Detecting Inappropriate Messages on Sensitive Topics that Could Harm a Company's Reputation // Proceedings of the 8th Workshop on Balto-Slavic Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2021. P. 26–36. DOI: 10.48550/arXiv.2103.05345.

4. Bhullar N. Self-ratings of love and fear on Emotional Contagion Scale depend on the environmental context of rating // Current Research in Social Psychology. 2012. URL: <http://www.uiowa.edu/~grpproc/crisp/crisp.html> (дата обращения: 15.04.2025).

¹ Мы разместили собранный для исследования материал в специальном хранилище. Доступ к данным может быть предоставлен заинтересованным исследователям по запросу к авторам статьи. Условием для работы с данными является обязательство по размещению ссылки на публикацию.

5. Burton J. W., Cruz N., Hahn U. Reconsidering evidence of moral contagion in online social networks // *Nature Human Behaviour*. 2021. No 12(5). P. 1629–1635. DOI: 10.1038/s41562-021-01133-5.
6. Coviello L. et al. Detecting Emotional Contagion in Massive Social Networks // *PLoS ONE*. 2014. No 3(9). P. 1–6. DOI: 10.1371/journal.pone.0090315.
7. Deng H., Hu P. Matching Your Face or Appraising the Situation: Two Paths to Emotional Contagion // *Frontiers in Psychology*. 2018. No 8. P. 1–9. DOI: 10.3389/fpsyg.2017.02278.
8. Fan R., Xu K., Zhao J. Higher contagion and weaker ties mean anger spreads faster than joy in social media. 2016. URL: <https://arxiv.org/pdf/1608.03656> (дата обращения: 30.04.2025). DOI: 10.48550/arXiv.1608.03656.
9. Ferrara E., Yang Z. Measuring Emotional Contagion in Social Media // *PLOS ONE*. 2015. № 11(10). P. 1–14. DOI: 10.1371/journal.pone.0142390.
10. Granovetter Mark S. The Strength of Weak Ties // *American Journal of Sociology*. 1973. № 6(78). P. 1360–1380.
11. Harris Lipschultz J. *Social Media and Political Communication*. New York: Routledge, 2022. 222 p. DOI: 10.4324/9781003170471.
12. Jungherr A. *Analyzing Political Communication with Digital Trace Data*. Cham: Springer International Publishing, 2015. 229 p. DOI: 10.1007/978-3-319-20319-5.
13. Marwick A. E., Boyd D. I tweet honestly, I tweet passionately: Twitter users, context collapse, and the imagined audience // *New Media & Society*. 2011. № 1(13). P. 114–133. DOI: 10.1177/1461444810365313.
14. Romero D. M., Uzzi B., Kleinberg J. Social Networks under Stress // *ACM Transactions on the Web*. 2019. № 1(13). P. 1–24. DOI: 10.1145/3295460.
15. Rosenbusch H., Evans A. M., Zeelenberg M. Multilevel Emotion Transfer on YouTube: Disentangling the Effects of Emotional Contagion and Homophily on Video Audiences // *Social Psychological and Personality Science*. 2019. № 8(10). P. 1028–1035. DOI: 10.1177/1948550618820309.
16. Thummy F. A. *Social Media as a Tool of Political Communication*. Munich: GRIN Verlag, 2020. 20 p.
17. Ugander J. et al. Structural diversity in social contagion // *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2012. № 16(109). P. 5962–5966. DOI: 10.1073/pnas.1116502109.

Получено редакцией: 04.05.25

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Савельев Алексей Олегович, кандидат технических наук, заведующий лабораторией отделения информационных технологий

Карпова Анна Юрьевна, доктор социологических наук, профессор отделения социально-гуманитарных наук

Третьяков Дмитрий Андреевич, магистрант отделения информационных технологий

DOI: 10.19181/vis.2026.17.1.2

A Methodology for Identifying Content Features in Popular Socio-Political Telegram Channels¹

Aleksei O. Savelev

National Research Tomsk Polytechnic University, Tomsk, Russia

sava@tpu.ru

ORCID: 0000-0002-7466-6142

Anna Yu. Karpova

National Research Tomsk Polytechnic University, Tomsk, Russia

belts@tpu.ru

ORCID: 0000-0001-7854-1438

Dmitry A. Tretyakov

National Research Tomsk Polytechnic University, Tomsk, Russia

dat32@tpu.ru

For citation: Savelev A. O., Karpova A. Yu., Tretyakov D. A. A Methodology for Identifying Content Features in Popular Socio-Political Telegram Channels. *Vestnik instituta sotziologii*. 2026. Vol. 17. No. 1. P. 12–36. DOI: 10.19181/vis.2026.17.1.2; EDN: QNSDLC.

Abstract. This article presents a methodology for the automated analysis of content from popular socio-political Telegram channels and the results of its validation using empirical data from 2021–2024. The relevance of the study stems from the key role of digital platforms, particularly Telegram, in shaping the contemporary public agenda, as well as the need to develop reliable tools for studying mechanisms of network communication, such as social contagion in networks. The main goal was to develop and validate a comprehensive methodological approach capable of identifying stable content characteristics: thematic structure, keywords (including key named entities such as persons, organizations, locations, etc.), emotional and evaluative patterns (sentiment, emotions, degree of toxicity), and semantic connections between channels. Open, pre-trained models were used as the primary data processing tools. An assessment was made of the links between the named entities on the one hand and the type of sentiment and degree of toxicity on the other. In addition, graphs of thematic and contextual connections between the selected public Telegram channels were constructed. Despite a tendency toward the formation of distinct contextual clusters, popular socio-political channels are generally characterized by thematic homogeneity. Their content is presented predominantly in a neutral, unemotional tone, and topics that are clearly alarming for society dominate. The high degree of personalization of the events described is noteworthy: “opponents” are often designated not only as individuals but also as organizations. The results obtained can be further used to study the mechanisms of (1) the formation of new methods of political persuasion online, group polarization, and online activism under the influence of network social contagion; (2) thematic contagion; and (3) the formation, reproduction, and consolidation of cultural practices.

Keywords: socio-political discourse, Telegram, topic clustering, sentiment analysis, network social contagion

References

1. Mokraya E. A. Telegram channel as a platform for political communication. *Russkaya politologiya*, 2018: 9(4): 62–66 (in Russ.). EDN: YVYTND.
2. Durkheim E. O razdelenii obshhestvennogo truda. Metod sotsiologii [The Division of Labor in Society]. Moscow, Nauka, 1990: 575 (in Russ.).

¹ **Acknowledgements.** The research was carried out at the framework of the Russian Science Foundation, project No. 25-28-01153.

3. Babakov N. et al. Detecting Inappropriate Messages on Sensitive Topics that Could Harm a Company's Reputation. In Proceedings of the 8th Workshop on Balto-Slavic Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 2021: 26–36. DOI: 10.48550/arXiv.2103.05345.
4. Bhullar N. Self-ratings of love and fear on Emotional Contagion Scale depend on the environmental context of rating. *Current Research in Social Psychology*, 2012: 1–9. Accessed 15.02.2024. URL: <http://www.uiowa.edu/~grpproc/crisp/crisp.html>
5. Burton J. W., Cruz N., Hahn U. Reconsidering evidence of moral contagion in online social networks. *Nature Human Behaviour*, 2021: 12(5): 1629–1635. DOI: 10.1038/s41562-021-01133-5.
6. Coviello L. et al. Detecting Emotional Contagion in Massive Social Networks. *PLoS ONE*, 2014: 3(9): 1–6. DOI: 10.1371/journal.pone.0090315.
7. Deng H., Hu P. Matching Your Face or Appraising the Situation: Two Paths to Emotional Contagion. *Frontiers in Psychology*, 2018: 8: 1–9. DOI: 10.3389/fpsyg.2017.02278.
8. Fan R., Xu K., Zhao J. Higher contagion and weaker ties mean anger spreads faster than joy in social media 2016. Accessed 30.04.2025. URL: <https://arxiv.org/pdf/1608.03656>. DOI: 10.48550/arXiv.1608.03656.
9. Ferrara E., Yang Z. Measuring Emotional Contagion in Social Media. *PLOS ONE*, 2015: 11(10): 1–14. DOI: 10.1371/journal.pone.0142390.
10. Granovetter Mark S. The Strength of Weak Ties. *American Journal of Sociology*, 1973: 6(78): 1360–1380.
11. Harris Lipschultz J. Social Media and Political Communication. New York, Routledge, 2022: 222. DOI: 10.4324/9781003170471.
12. Jungherr A. Analyzing Political Communication with Digital Trace Data. Cham, Springer International Publishing, 2015: 229. DOI: 10.1007/978-3-319-20319-5.
13. Marwick A. E., Boyd D. I tweet honestly, I tweet passionately: Twitter users, context collapse, and the imagined audience. *New Media & Society*, 2011: 1(13): 114–133. DOI: 10.1177/1461444810365313.
14. Romero D. M., Uzzi B., Kleinberg J. Social Networks under Stress. *ACM Transactions on the Web*, 2019: 1(13): 1–24. DOI: 10.1145/3295460.
15. Rosenbusch H., Evans A. M., Zeelenberg M. Multilevel Emotion Transfer on YouTube: Disentangling the Effects of Emotional Contagion and Homophily on Video Audiences. *Social Psychological and Personality Science*, 2019: 8(10): 1028–1035. DOI: 10.1177/1948550618820309.
16. Thumny F. A. Social Media as a Tool of Political Communication. Munich, GRIN Verlag, 2020: 20.
17. Ugander J. et al. Structural diversity in social contagion. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2012: 16(109): 5962–5966. DOI: 10.1073/pnas.1116502109.

The article was submitted on: May 04, 2025

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Aleksei O. Savelev, Candidate of Technical Sciences, Head of the Laboratory, Department of Information Technology

Anna Yu. Karpova, Doctor of Sociological Sciences, Professor, Department of Social Sciences and Humanities

Dmitry A. Tretyakov, Master student, Department of Information Technology