

В.А. СОЛОВЬЕВ*

**ДИНАМИКА ИДЕОЛОГИЧЕСКОЙ ПОЛЯРИЗАЦИИ
В ПРОСТРАНСТВЕ РУССКОЯЗЫЧНЫХ
TELEGRAM-КАНАЛОВ: МОДЕЛИРОВАНИЕ
МЕТОДАМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

Аннотация. Исследование сосредоточено на применении современных методов машинного обучения для анализа текстовых данных в контексте динамики идеологической поляризации в русскоязычных политических *Telegram*-каналах в первой половине 2022 г. В работе предлагается подход к классификации текстовых сообщений по идеологической направленности – консервативной, либеральной и коммунистической, который позволит экономно использовать ресурсы исследователей.

На основе разработанного подхода был создан классификатор идеологической направленности на основе *ChatGPT*, который показал высокий уровень согласованности в ответах между человеком и большой языковой моделью при оценке идеологической направленности текста. Это свидетельствует о том, что предложенный подход позволяет уменьшить затраты ресурсов при проведении анализа текстовых данных.

На следующем этапе была проанализирована выборка из 559 популярных политических *Telegram*-каналов, в которых было опубликовано 50 тыс. сообщений на предмет динамики идеологической поляризации после начала специальной военной операции. Сравнивалось несколько моделей: изменения распределения мнений, состава групп и изменения пропорциональности идеологических текстов внутри каналов. Был сделан вывод, что после начала специальной военной операции произошло изменение идеологической поляризации, которое проявилось в изменении конфигурации полюсов за счет усиления консервативных взглядов. При этом коммунистические взгляды практически не присутствуют в популярном *Telegram*-пространстве.

* Соловьев Валерий Александрович, аспирант, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики» (Москва, Россия), e-mail: valerasolovev13951@gmail.com

Работа не только фиксирует динамику идеологической поляризации, но и предлагает метод анализа сложных социально-политических процессов в русскоязычной онлайн-среде с использованием больших языковых моделей. Этот метод подходит как для изучения поляризации, так и для анализа других процессов на основе текстовых данных. Он значительно сокращает затраты на исследования, требующие большого числа экспертных оценок.

Ключевые слова: идеологическая поляризация; машинное обучение; Telegram; языковые модели; ChatGPT.

Для цитирования: Соловьев В.А. Динамика идеологической поляризации в пространстве русскоязычных Telegram-каналов: моделирование методами машинного обучения // Политическая наука – 2025. – № 1. – С. 240–259. – DOI: <http://www.doi.org/10.31249/poln/2025.01.11>

Введение

В современном информационном пространстве, в котором тексты с политическими и идеологическими посланиями распространяются с беспрецедентной скоростью, их влияние на общественное мнение, политические предпочтения и поведение людей трудно переоценить. Это может привести к усилению идеологической поляризации, проявляющейся в том, что политические и социальные группы становятся все более удаленными друг от друга в своих взглядах, что, в свою очередь, усиливает различия и конфликты между ними.

Социальные медиа оказывают влияние на усиление идеологической поляризации, создавая условия для формирования так называемых информационных пузырей (*echo chambers*) и фильтровальных пузырей (*filter bubbles*), в которых пользователи преимущественно взаимодействуют с контентом, подтверждающим их уже существующие взгляды. Санстейн в своей работе *Republic.com* [Sunstein, 2001] подчеркивал, что в условиях цифрового пространства пользователи склонны к самосегрегации, выбирая информационные источники, которые поддерживают их идеологические установки, избегая при этом альтернативных мнений. Это ведет к снижению уровня критического мышления и к усилению поляризации в обществе. Также платформы социальных медиа способствуют фрагментации информационного пространства, в котором новости и политическая информация становятся крайне разобщенными, что усугубляет разделение между группами с разными идеологическими взглядами [Benkler, Faris, Roberts, 2018]. В результате пользователи оказываются в замкнутых информационных

пространствах, в которых искажение фактов и усиление эмоций ведут к углублению поляризации и росту политической враждебности, которая в условиях СВО может привести к очень негативным последствиям для граждан России.

Такие процессы ставят перед исследователями новые вызовы: как анализировать огромные объемы данных, генерируемые в социальных сетях, мессенджерах? В таких условиях ручное кодирование, часто используемое в академической среде, становится невозможным, поскольку только один канал может генерировать более тысячи сообщений в день. Краудсорсинговые платформы, такие как Яндекс.Задания (ранее Яндекс.Толока) и *Amazon Mechanical Turk*, предлагают альтернативу, однако они также имеют свои недостатки: значительные затраты и ограниченную точность, проявляющуюся в выполнении заданий, связанных с классификацией, предсказаниями или другими аналитическими задачами. Например, для категоризации текстов по идеологическим направлениям или выявления тональности сообщений требуется не только поверхностное понимание контента, но и глубокий контекстуальный анализ, который не всегда доступен для краудсорсинговых платформ. Все эти ограничения стимулируют ученых к применению методов анализа больших данных.

Методы обработки текста на основе технологий естественного языка (*NLP*) и машинного обучения открывают новые возможности для изучения политической динамики на основе текстовых данных. В настоящей работе предлагается подход, основанный на использовании больших языковых моделей, который менее трудоемок, экономически эффективен и обладает высокой точностью по сравнению с традиционными методами, такими как ручная разметка или краудсорсинг. Этот метод был протестирован на данных из политических *Telegram*-каналов, поскольку эта социальная сеть стала одним из основных источников получения информации после начала СВО. Это стало возможным по причине того, что *Telegram* обладает рядом преимуществ для распространения различных идеологических течений в публичном пространстве: анонимность пользователей и отсутствие модерации – особенно важные факторы в условиях СВО.

В работе представлено решение сразу двух задач. Первая из них имеет методологический характер, и она направлена на улучшение «инструментальной оснащенности исследователей». В рамках этого направления будут рассмотрены следующие вопросы: какие преимущества предоставляют большие языковые модели по

сравнению с классическими методами анализа данных и как их можно применить для анализа текстов, взятых из *Telegram*-каналов? Вторая задача носит содержательный характер и направлена на попытку объяснения динамики идеологической поляризации в русскоязычных политических *Telegram*-каналах после начала СВО.

Идеологическая поляризация в России в контексте СВО

В политологии традиционно принято рассматривать поляризацию как процесс увеличения расхождений в позициях (*positional polarization*) между различными политическими партиями и индивидами в определенном политическом пространстве [Fiorina, Abrams, 2008]. Одним из наиболее наглядных примеров этого процесса является вневременная дихотомия по оси «левые – правые». Однако поляризация может происходить не только в рамках этой классической идеологической шкалы, но и проявляться в других, более широких ценностно-политических измерениях. При этом до сих пор не ясно, какие группы, основанные на идеологической принадлежности, существуют в российском интернет-пространстве.

Ряд ученых предполагает, что идеологическая поляризация в российском интернет-пространстве проявляется по нескольким ключевым линиям, каждая из которых основана на различных ценностных и политических ориентациях. Одной из главных осей является противостояние либерально-демократических и консервативных позиций.

Как отмечает Антонова [Антонова, 2017], либеральные группы в интернете отстаивают идеи прав и свобод личности, демократизации политической системы и европейских ценностей, в то время как консервативные группы склонны поддерживать традиционные ценности, сильную государственную власть и религиозные конфессии. Эти группы часто сталкиваются в социальных сетях и блогах, особенно в периоды политических кризисов и значимых выборов, где поляризация становится особенно острой [Мартьянов, Быков, 2017].

Еще одной важной линией идеологического разделения является конфликт между сторонниками советского строя и экономического либерализма. По данным исследования Баранова [Баранов, 2013], первые, как правило, поддерживают вмешательство государства в экономику и социальную сферу, считая, что сильное

государство должно защищать и регулировать ключевые сферы жизни. С другой стороны, сторонники экономического либерализма выступают за снижение государственного вмешательства и развитие свободного рынка.

Таким образом, на основании научных исследований можно выделить несколько устойчивых линий идеологической поляризации в российском интернет-пространстве: либерализм – консерватизм, либерализм – коммунизм. Важно учесть, что эти идеологические разделения могут носить различное название в литературе, но ученые находят такие группы как в электоральном процессе [Коргунюк, 2021], так и в интернет-пространстве. В соответствии с существующими исследованиями дадим обозначения этим идеологическим группам: консервативная, либеральная и коммунистическая [Стукал, Ахременко, Петров, 2022].

Социальные медиа оказывают значительное влияние на усиление идеологической поляризации в периоды вооруженных конфликтов, часто выступая в роли инструмента мобилизации и пропаганды [Zeitsoff, 2017]. Исследования показывают, что в условиях военных действий контент в социальных сетях становится более эмоциональным, усиливая риторику «мы против них». Например, в исследовании Бенклер, Фарис и Робертс было установлено, что военные конфликты порождают усиленное стремление к поддержанию национальной идентичности, что часто приводит к дихотомическому мышлению и стигматизации «врагов» [Benkler, Faris, Roberts, 2018].

Военные конфликты порождают различные взгляды на события: одни склонны поддерживать свое государство, другие могут выступать против него. Тем не менее, согласно исследованиям, идеология выступает значимым фактором в отношении индивидов к своему государству и к политическим конфликтам [Huddy et al., 2005]. Военные конфликты оказывают значительное влияние на идеологические предпочтения, что является поляризующим фактором. В этот период общество распадается на группы вследствие влияния и когнитивных искажений [Corner, 2017], и дезинформации [Del Vicario et al., 2018], которые являются катализатором для социально-идеологической фрагментации.

Исследования показывают, что в условиях войны наблюдается усиление консервативных настроений. Например, в работе Худа указывается, что угроза безопасности и военные конфликты способствуют росту консервативных настроений в обществе [Huddy et al., 2005]. Подобные выводы были получены и в ходе

других исследований, например, Йост отмечает, что в условиях угрозы люди склонны поддерживать более жесткие меры, что может приводить к усилению консервативных движений [Jost et al., 2003]. Также в исследовании доказывалось, что во время военных конфликтов наблюдается рост националистических и патриотических настроений [Margalit, 2013].

Несмотря на вполне очевидные выводы о том, что военные конфликты усиливают консервативные настроения и поляризацию общества, следует учитывать, что многие исследования, рассматривающие эти процессы, основываются на материалах западных стран – Европы и США, – что ограничивает их репрезентативность для иных контекстов — таких, как Россия. Кроме того, эти работы часто рассматривают идеологические процессы через призму традиционной оси «левые – правые», которая не всегда релевантна для более сложных и многогранных политических ситуаций, возникающих в незападных обществах, где идеологические разломы могут проявляться в иных формах.

Подходы к измерению политической поляризации

С ростом количества и объема текстовых источников данных обработка естественного языка (*natural language processing*) становится все более востребованной в социальных науках, включая исследования поляризации. В отличие от опросов или голосований, тексты позволяют авторам выражать более тонкие и нюансированные мнения по различным вопросам повестки дня [Németh, 2023]. Текстовые данные, размещенные в социальных сетях, отражают не спровоцированное исследователем поведение пользователей, а чаще всего их действительную позицию. Этот факт делает такие данные более достоверными источниками информации. Однако для обработки таких данных требуются вычислительно сложные алгоритмы, которые часто требуют дорогой разметки, без которой дальнейшая работа затруднена.

В политической науке для выявления идеологических позиций в текстах применяются такие методы, как *wordfish* [Slapin, Proksch, 2008] и *wordscores* [Lowe, 2008]. Эти методы основаны на статистическом подсчете слов, на основе чего определяется позиция, представленная в корпусе текста, которые были заранее составлены и отнесены к той или иной позиции. Однако они не учитывают контекст и обладают ограниченной способностью к

обобщению, что снижает их точность при анализе сложных текстов и требует предварительно размеченных данных.

Существуют и более сложные методы, не так широко распространенные в политической науке, которые переводят текстовые данные в категориальный либо численный вид: тематическое моделирование (*topic modeling*) [Farrell, 2016] для анализа тем, которые поднимаются в поляризованных группах; анализ тональности (*sentiment analysis*) для оценки эмоциональной окраски суждений в адрес той или иной идеологической группы [Matalon, Magdaci, Almozlino, 2021]; выявление языка ненависти (*hate speech detection*) [Siegel, Badaan, 2020] и другие. Эти подходы основаны на методах машинного обучения, в частности, нейронных сетях, что позволяет достичь более высокого качества анализа. Однако такие методы требуют значительных вычислительных ресурсов и сложных архитектур, что затрудняет их применение без доступа к мощным вычислительным системам. Кроме того, сложность моделей затрудняет интерпретацию результатов, что может привести к некорректным выводам.

С появлением моделей нового поколения, таких как *ChatGPT*, возможности анализа текстов значительно расширились. Эти модели используют нейронные сети и огромные объемы данных, что позволяет им эффективно решать многие из ранее упомянутых проблем, связанных с выявлением идеологических позиций [Gilardi, Meysam, 2023]. Одним из ключевых преимуществ таких моделей является то, что они не требуют предварительной разметки данных – достаточно задавать вопросы и получать на них ответы с высокой точностью. Более того, в некоторых случаях они превосходят людей в задаче кодировки данных на социально-политические темы [Törnberg, 2023]. Однако, несмотря на эти преимущества, такие модели требуют значительно больше вычислительных ресурсов и могут использоваться только через платформы, предоставляемые разработчиками.

Однако выявление идеологических позиций не всегда является достаточным для оценки уровня поляризации в обществе. Эти данные лишь переводят тексты в числовые или категориальные значения, тогда как для измерения поляризации ученые используют адаптивные методы анализа, разработанные для опросных данных, например подход, основанный на анализе распределения мнений [DiMaggio, Evans, Bryson, 2013; Lelkes, 2016]. Согласно такой точке зрения, общество поляризовано, если мнения распределяются с двумя или более полюсами.

Также существует и иной взгляд на поляризацию – подход, который опирается на сетевую структуру общества. Социум считается поляризованным, когда он разделен на такие кластеры, что внутри них члены однородны по какому-то признаку, а между собой по этому же признаку кластеры существенно различаются [Esteban, Ray, 1994]. Работа Эстебан и Рэя «К измерению поляризации» породила исследовательскую традицию, делающую акцент на выделении сообществ (кластеров) на основе структур связей между индивидами. Впоследствии в рамках этой традиции в качестве ключевого признака стали использовать идеологию, анализируя идеологическую дистанцию между группами [Bright, 2018].

Третий подход заключается в использовании индексов поляризации, например Херфиндаля – Хиршмана (*HHI*) [Hirschman, 1980], который изначально применялся для измерения рыночной концентрации, но может быть адаптирован для оценки идеологической поляризации в медиа [King, Schneer, White, 2017]. Индекс Херфиндаля – Хиршмана рассчитывается по формуле:

$$HHI = \sum_i^N s_i^2 \quad (1),$$

где s_i – доля i -ой идеологии, N – количество идеологий. Высокий *HHI* указывает на доминирование одной идеологической позиции, тогда как низкий индекс свидетельствует о равномерном распределении идеологических позиций.

Эти подходы позволяют измерять идеологическую поляризацию с разных сторон, что может вести к различным выводам. Первый подход оценивает, насколько мнения отклоняются от идеологического центра, однако он не учитывает, что одни и те же *Telegram*-каналы могут одновременно выражать диаметрально противоположные взгляды. Второй подход, напротив, фокусируется на идеологических группах: их составе и степени удаленности друг от друга, что дает более глубокое понимание самих поляризованных групп. Третий подход измеряет уровень поляризации внутри каждого отдельного канала. Использование синтеза трех подходов для анализа одних данных позволяет более детализированно рассмотреть динамику идеологической поляризации и сделать более точные выводы.

Кодирование данных с помощью искусственного интеллекта

Для анализа данных из *Telegram*-каналов был использован *ChatGPT*¹ (четвертая версия). Мы выбрали эту модель, поскольку она показывает одни из лучших результатов в обработке текстов, что подтверждается данными авторитетного сообщества на сайте *paper with code*². Для повышения качества работы *ChatGPT* было необходимо задать контекст таким образом, чтобы машинное понимание и человеческая интерпретация данных совпадали в достаточной мере, что обеспечивало бы высокую согласованность с человеческим пониманием. Для этого был разработан рубрикатор на основе существующих исследований идеологии [Carmines, D'Amico, 2015], которые описывают основные ценности выбранных идеологий (см. Приложение 1. Рубрикатор).

Однако, учитывая возможность погрешностей в работе *ChatGPT*, было решено протестировать его на основе ручной разметки небольшого количества данных (300 сообщений). Эту разметку выполнили три специально обученных эксперта с магистерскими степенями по политическим наукам. Процесс проверки корректности модели был разделен на три этапа.

На первом этапе были выбраны *Telegram*-каналы, которые, по предварительным данным, выражают определенные идеологические ценности. В выборку были взяты каналы с определенной идеологической направленностью [Жигadlo, 2023]: для коммунистической идеологии – канал Д. Пучкова, для консервативной – канал Е. Рассказова, а для либеральной – канал К. Собчак. Из этих каналов случайным образом было выбрано по 100 сообщений. Они были размечены вручную и с использованием *ChatGPT*. Для оценки согласованности между кодировщиками использовались коэффициент Альфа Кrippендорфа [Krippendorff, 2011]. Он показывает, насколько кодировщики согласны друг с другом по сравнению со случайной вероятностью совпадений. Значение варьируется от 0 (полное несогласие) до 1 (полное согласие), в данном исследовании он равен 0,78, что является хорошим показателем для подобного анализа, поскольку ответы людей совпадали между собой и с

¹ ChatGPT. OpenAI. – Mode of access: <https://openai.com/chatgpt/> (accessed: 20.05.2024).

² Multi-task Language Understanding on MMLU. Paper with code. – Mode of access: <https://paperswithcode.com/sota/multi-task-language-understanding-on-mmlu> (accessed: 23.05.2024).

оценками *ChatGPT*. Таким образом, была получена надежная модель кодировки, пригодная для анализа основной выборки.

Выборка была сформирована с использованием сервиса *tgstat*¹, который предоставляет наиболее полные данные о русскоязычных *Telegram*-каналах. В выборку вошли каналы политических деятелей, журналистов и обозревателей. Генеральная совокупность включает русскоязычные политические *Telegram*-каналы, однако для повышения качества и репрезентативности анализа выборка была ограничена каналами с числом подписчиков более 10 тыс., с активностью не менее одного сообщения в сутки. Эти ограничения были установлены для исключения маргинальных или малоактивных источников, которые могут исказить результаты об изменении идеологической поляризации и сделать выборку более репрезентативной.

Первичный сбор данных был осуществлен с помощью программного обеспечения *snsrape*². В результате была сформирована выборка из 559 каналов и 52 тыс. сообщений, опубликованных в течение четырех недель до 24 февраля 2022 г. и такого же временного интервала после этой даты, чтобы охватить ключевой временной период изменения политической ситуации.

Изменения идеологической поляризации в политических *Telegram*-каналах после начала СВО

Разработанная модель сопоставила каждому сообщению его идеологическую направленность. В результате было получено следующее распределение сообщений: 20 353 сообщения не имели явной идеологической направленности, то есть не выражали ценностей той или иной идеологии; 16 487 сообщений имели консервативную направленность, выражавшуюся в поддержке традиционных ценностей; 3 392 – либеральную направленность, проявлявшуюся в поддержке западного образа жизни; и 526 – коммунистическую направленность, заключающуюся в ностальгии по СССР. Первичные результаты показывают, что коммунистическая идеологическая на-

¹ Каталог *Telegram*-каналов и чатов: политика // TGStat. – Режим доступа: <https://tgstat.ru/politics> (дата посещения: 22.07.2024).

² Snsrape. – Mode of access: <https://github.com/JustAnotherArchivist/snsrape> (accessed: 25.08.2024).

правленность практически отсутствует в политическом пространстве *Telegram*-каналов.

Переходя к основным способам измерения идеологической поляризации, следует уточнить, что для каждого канала в качестве числового признака брался вектор долей сообщений с различными идеологическими направлениями. Согласно первому измерению идеологической поляризации, общество считается поляризованным, если идеологические взгляды отклоняются от центра, то есть возрастает доля определенных идеологических сообщений. На рисунке видно изменение распределения идеологических взглядов до и после начала СВО: консервативные взгляды преобладали над либеральными и усилились после начала СВО, свидетельством чего является появление второго центра масс.

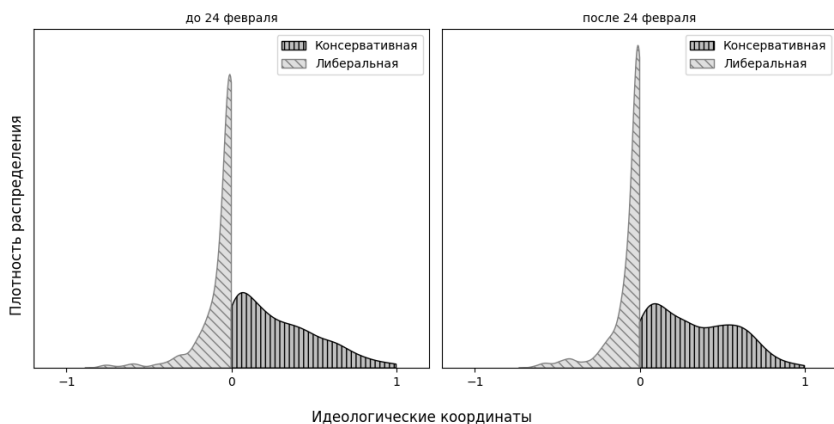


Рис.

Изменение распределения идеологических настроений среди политических *Telegram*-каналов

Согласно подходу Эстебана и Рэя, изменение идеологической поляризации заключается в увеличении расстояния между идеологическими группами каналов. Для анализа данных был использован алгоритм кластеризации (*k-means*), который распределяет данные по заранее заданному количеству кластеров, основываясь на их сходстве. Этот алгоритм итеративно назначает каждую точку данных к ближайшему кластеру и обновляет центры кластеров до тех пор, пока не достигнет сходимости. В качестве базового числа кластеров было выбрано три, поскольку именно при этом

количестве были получены наилучшие показатели меры силуэта, отражающей, насколько хорошо данные разбиваются на кластеры.

Анализ полученных кластеров, показал, что в первый кластер попали консервативные каналы, во второй – либеральные, а третий кластер состоит из нейтральных каналов, не отдают предпочтение какой-либо идеологии. Данные результаты представлены в таблице 1.

Таблица 1

**Идеологические кластеры *Telegram*-каналов
до и после начала СВО**

Идеологические кластеры	Количество каналов до СВО	Количество каналов после начала СВО
Консервативный	111	137
Либеральный	41	47
Нейтральный	407	375

Источник: составлено автором.

Но данные показатели говорят только о количестве каналов в том или ином кластере, но не указана дистанции между ними, поэтому было вычислено евклидово расстояние между центрами кластеров в таблице 2.

Таблица 2

**Межкластерное расстояние
между идеологическими группами *Telegram*-каналов**

Идеологический кластер	Идеологический кластер	Расстояние до СВО	Расстояние после начала СВО
Консервативный	Либеральный	0,864	0,864
Консервативный	Нейтральный	0,415	0,415
Либеральный	Нейтральный	0,474	0,474

Источник: составлено автором.

Как показывает таблица 2, наибольшее расстояние наблюдается между консервативным и либеральным кластерами, что свидетельствует об их расположении на противоположных идеологических полюсах. Это подтверждается значением расстояния, равным 0,86, при максимальном возможном значении, равном единице. Примечательно, что расстояние между консервативным и нейтральным кластерами меньше, чем между нейтральным и либеральным. Однако этот факт не позволяет однозначно заключить,

что консервативные каналы склоняются к нейтральному освещению событий или что нейтральные каналы тяготеют к консервативным взглядам. Существенно, что центры кластеров остались на прежних позициях, что указывает на то, что лишь незначительное количество каналов изменило свое идеологическое положение, не оказав значительного влияния на общую структуру межкластерных расстояний.

Для третьего способа измерения идеологической поляризации был рассчитан индекс Херфиндаля – Хиршмана для каждого канала. Мы получили следующие результаты: среднее значение индекса до начала СВО составляло 0,60, а после стало 0,63. Эти результаты свидетельствуют о том, что уровень поляризации в политических *Telegram*-каналах после начала СВО вырос на 3%. Этот показатель указывает на то, что не произошло значительного сдвига в идеологической направленности *Telegram*-каналов, но они стали более поляризованными по сравнению с периодом до начала СВО.

Различия, выявленные при рассмотрении распределений идеологических мнений на оси консерваторы – либералы, показывают наличие перекоса мнений в сторону консерватизма до начала СВО и их усиление после ее начала. Кластерный анализ продемонстрировал количественный состав идеологических групп *Telegram*-каналов, где преобладает нейтральная позиция. Рассчитанный индекс Херфиндаля – Хиршмана указывает на средний рост поляризации в русскоязычных *Telegram*-каналах на 3%.

Заключение

В работе была предпринята попытка применения больших языковых моделей и произведен с ее помощью анализ сложных социально-политических феноменов, таких как идеологическая поляризация после СВО. Предложен подход, демонстрирующий, как современные технологии могут использоваться для изучения подобных явлений с минимальными затратами на получение размеченных данных, которые обычно требуют ручной кодировки или использования краудсорсинговых платформ, обеспечивая при этом высокий уровень точности кодирования. Этот подход может быть полезен в исследовательской среде, где наблюдается недостаток финансирования, способствуя более экономичному и качественному выполнению исследований.

Также в настоящей статье был проанализирован сегмент политических *Telegram*-каналов, которые являются наиболее влиятельными в русскоязычном пространстве, так как аккумулируют наибольшее количество подписчиков. Основным результатом работы, помимо предложенного подхода к обработке данных с использованием больших языковых моделей, является выявление изменения идеологической поляризации, которое заключается в том, что консервативная идеологическая направленность проявляется в каждом пятом сообщении политических *Telegram*-каналов и на ее основе можно выделить кластер каналов, в который входит 24% от общего числа каналов. Коммунистическая идеологическая направленность в *Telegram*-каналах, напротив, оказалась практически незаметной и была представлена лишь в незначительном количестве сообщений. Данные результаты могут быть полезны при дальнейшем исследовании поляризации в медиaprостранстве для сравнения платформы *Telegram* с другими платформами или выявления причин такого изменения идеологической поляризации.

В целом СВО способствовала появлению уникальной информационной среды, в которой политические и идеологические предпочтения аудитории стали проявляться с большей интенсивностью. Консервативная идеологическая направленность, обнаруженная в каждом пятом сообщении, вероятно, усилилась в ответ на доминирующее присутствие патриотической риторики, а также акцент на традиционных ценностях, которые часто сопровождают конфликтные периоды. В то же время практически незаметное присутствие коммунистической идеологической направленности может быть связано с ее недостаточной актуальностью в текущем дискурсе СВО или с ее маргинализацией в условиях преобладания других идеологических нарративов.

Так, СВО можно рассматривать не только как временной контекст, но и как ключевой фактор, формирующий современный идеологический ландшафт в русскоязычных политических *Telegram*-каналах. Эти изменения могут указывать на глубокие сдвиги в общественном восприятии и способствовать лучшему пониманию механизмов поляризации, вызванной крупными социально-политическими событиями.

Однако наше исследование имеет ряд ограничений, которые следует учесть в будущих работах. Одним из таких ограничений является пересечение идеологической направленности в одном сообщении. Например, в одном тексте могут быть выражены как коммунистические, так и либеральные признаки. В рамках работы

предполагалось, что каждое сообщение относится только к одной идеологии, и случаи пересечения идеологий в сообщении решались по принципу, какой идеологической направленности было уделено больше места в тексте. Еще одним ограничением является то, что исследовались только лидирующие по числу подписчиков *Telegram*-каналы, тогда как небольшие каналы остались за пределами анализа. Возможно, в них коммунистическая идеология будет представлена в большей степени.

Также стоит отметить ограничение, связанное с составлением рубрикатора для разметки сообщений с помощью *ChatGPT*, поскольку идеология – это сложный феномен, который может трактоваться субъективно. Рубрикатор, использованный в нашем исследовании, не является идеальным инструментом для точной разметки идеологического содержания, но при этом он очень высоко коррелирует с человеческим пониманием идеологических ценностей.

Перспективой для дальнейших исследований может стать дообучение специализированной нейросетевой модели, настроенной на решение конкретных задач, связанных с анализом идеологических аспектов и устранением проблем пересечения идеологий в одном сообщении. Создание такой модели позволит сократить время на анализ, так как она будет заточена под конкретные цели исследования; более точно определять идеологическую направленность и быть для исследователей в открытом доступе. В будущем также следует включить в выборку все *Telegram*-каналы, а не только крупные, что позволит провести более комплексный анализ идеологической поляризации в русскоязычном *Telegram*-пространстве.

V.A. Solovev*

The dynamics of ideological polarization in Russian-language telegram channels: modelling with machine learning methods

Abstract. The study focuses on the application of modern machine learning methods for analyzing textual data in the context of the dynamics of ideological polarization in Russian-language political Telegram channels during the first half of 2022. This work proposes an approach to classify text messages basing on ideological orientation – conservative, liberal, and communist – allowing researchers to utilize resources more efficiently.

* Solovev Valerii, HSE University (Moscow, Russia), e-mail: valerasolovev13951@gmail.com

Based on the developed approach, an ideological orientation classifier using ChatGPT was created, demonstrating a high level of consistency in responses between humans and the large language model by evaluating the ideological stance of texts. This indicates that the proposed approach can reduce resource expenditures when conducting textual data analysis.

In the next phase, a sample of 559 popular political Telegram channels, which published 50,000 messages, was analyzed for the dynamics of ideological polarization following the onset of the special military operation. Several models were compared: changes in opinion distribution, group composition, and changes in the proportionality of ideological texts within channels. We concluded that following the initiation of the special military operation, there was a change in ideological polarization, primarily manifested in the strengthening of conservative views, and to a lesser extent, liberal views. Communist views are virtually absent from the popular Telegram space.

This work not only captures the dynamics of ideological polarization but also offers a method for analyzing complex socio-political processes in the Russian-language online environment using large language models. This method is suitable for studying polarization as well as for analyzing other processes based on textual data, significantly reducing the costs of research that require a large number of expert evaluations.

Keywords: ideological polarization; machine learning; Telegram; language models; ChatGPT.

For citation: Solovov V.A. The dynamics of ideological polarization in Russian-language telegram channels: modelling with machine learning methods. *Political science (RU)*. 2025, N 1, P. 240–259. DOI: <http://www.doi.org/10.31249/poln/2025.01.11>

References

- Antonova D.E. Ideological rift in the political segment of Russian social media: problems and prospects for overcoming. *Vestnik Moskovskogo universiteta. Series 12. Political Science*. 2017, N 5, P. 84–89. (In Russ.)
- Baranov N.A. Main directions of ideological discourse in modern Russia. *Politex*. 2012, N 2, P. 19–35. (In Russ.)
- Benkler Y., Faris R., Roberts H. Network propaganda: manipulation, disinformation, and radicalization in American politics. Oxford: Oxford university press, 2018, 472 p.
- Bright J. Explaining the emergence of political fragmentation on social media: The role of ideology and extremism. *Journal of computer-mediated communication*. 2018, Vol. 23, N 1, P. 17–33.
- Carmines E.G., D'Amico N.J. The new look in political ideology research. *Annual review of political science*. 2015, Vol. 18, P. 205–216. DOI: <https://doi.org/10.1146/annurev-polisci-060314-115422>
- Corner J. Fake news, post-truth and media–political change. *Media, culture and society*. 2017, Vol. 39, P. 1100–1107.
- Del Vicario M., Bessi A., Zollo F., Petroni F., Scala A., Caldarelli G., Quattrocioni W. The spreading of misinformation online. *Proceedings of the national academy of sciences*. 2016, Vol. 113, N 3, P. 554–559.

- DiMaggio P., Evans J., Bryson B. Have Americans' social attitudes become more polarized? *American journal of sociology*. 1996, Vol. 102, N 3, P. 690–755. DOI: <https://doi.org/10.1086/230995>
- Esteban J.M., Ray D. On the measurement of polarization. *Econometrica*. 1994, Vol. 62, N 4, P. 819–851.
- Farrell J. Corporate funding and ideological polarization about climate change. *Proceedings of the national academy of sciences of the United States of America*. 2016, Vol. 113, N 1, P. 92–97. DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.1509433112>
- Fiorina M.P., Abrams S.J. Political polarization in the American public. *Annual review of political science*. 2008, Vol. 11, P. 563–588.
- Gilardi F., Alizadeh M., Kubli M. ChatGPT outperforms crowd workers for text-annotation tasks. *Proceedings of the national academy of sciences of the United States of America*. 2023, Vol. 120, N 30, P. 1–3. DOI: <https://doi.org/10.1073/pnas.2305016120>.
- Hirschman A.O. *National power and the structure of foreign trade*. Berkeley: University of California press, 1980, 194 p. DOI: <https://doi.org/10.2307/jj.15976659>
- Huddy L., Feldman S., Taber C., Lahav G. Threat, anxiety, and support of antiterrorism policies. *American journal of political science*. 2005, Vol. 49, N 3, P. 593–608.
- Jost J.T., Glaser J., Kruglanski A.W., Sulloway F.J. Political conservatism as motivated social cognition. *Psychological bulletin*. 2003, Vol. 129, N 3, P. 339–375.
- King G., Schneer B., White A. How the news media activate public expression and influence national agendas. *Science*. 2017, Vol. 358, N 6364, P. 776–780. DOI: <https://doi.org/10.1126/science.aao1100>
- Korgunyu Y.G. Structure of electoral divisions in the elections to the regional assemblies of the subjects of the Russian Federation (2016–2020): trends of transformation. *Electoral politics*. 2021, N 1, P. 2–15. (In Russ.)
- Krippendorff K. *Content analysis: an introduction to its methodology*. Beverly Hills, CA: Sage, 1980, 441 p.
- Lelkes Y. Mass polarization: manifestations and measurements. *Public opinion quarterly*. 2016, Vol. 80, N S1, P. 392–410. DOI: <https://doi.org/10.1093/poq/nfw005>
- Lowe W. Understanding word scores. *Political analysis*. 2008, Vol. 16, N 4, P. 356–371.
- Margalit Y. Explaining social policy preferences: evidence from the Great Recession. *American political science review*. 2013, Vol. 107, N 1, P. 80–103.
- Martyanov D.S., Bykov I.A. Ideological segregation and digital inequality in the Russian internet community. *Sociodinamika*. 2018, N 4, P. 43–54. (In Russ.)
- Matalon Y., Magdaci O., Almozlino A., Yamin D. Using sentiment analysis to predict opinion inversion in Tweets of political communication. *Scientific reports*. 2021, Vol. 11, P. 1–9. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-021-86510-w>
- Németh R.A. Scoping review on the use of natural language processing in research on political polarization: trends and research prospects. *Journal of computational social science*. 2023, Vol. 6, P. 289–313. DOI: <https://doi.org/10.1007/s42001-022-00196-2>
- Siegel A., Badaan V. #No2Sectarianism: experimental approaches to reducing sectarian hate speech online. *American political science review*. 2020, Vol. 114, N 3, P. 837–855. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0003055420000283>
- Slapin J., Proksch S.O. A scaling model for estimating time-series party positions from texts. *American journal of political science*. 2008, Vol. 52, N 3, P. 705–772.

- Stukal D.K., Akhremenko A.S., Petrov A.P. Affective political polarization and the language of hate: made for each other? *RUDN journal of political science. Seriya: Politologiya*. 2022, Vol. 24, N 3, P. 480–498. (In Russ.)
- Sunstein C.R. *Republic.com*. Princeton: Princeton university press, 2001, 240 p.
- Törnberg, P. Large language models outperform expert coders and supervised classifiers at annotating political social media messages. *Social science computer review*. 2024. Vol. 41, N 6, P. 1–15. DOI: <https://doi.org/10.1177/08944393241286471>
- Zeitsoff T. How social media is changing conflict. *Journal of conflict resolution*. 2017, Vol. 61, P. 1970–1991.
- Жигадло К.В. The problem of division between the left and right in modern Russia through the prism of social constructivism. *RUDN journal of political science. Seriya: Politologiya*. 2023, Vol. 25, N 2, P. 423–433. DOI: <https://doi.org/10.22363/2313-1438-2023-25-2-423-433> (In Russ.)

Литература на русском языке

- Антонова Д.Е. Идеологический раскол в политическом сегменте российских социальных медиа: проблема и перспективы преодоления // Вестник Московского университета. Серия 12. Политические науки. – 2017. – № 5. – С. 84–89.
- Баранов Н.А. Основные направления идеологического дискурса в современной России // ПОЛИТЭКС. – 2012. – № 2. – С. 19–35.
- Жигадло К.В. Проблема размежевания на левых и правых в современной России через призму социального конструктивизма // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Политология. – 2023. – Т. 25, № 2. – С. 423–433. – DOI: <https://doi.org/10.22363/2313-1438-2023-25-2-423-433>.
- Коргунок Ю.Г. Структура электоральных размежеваний на выборах в региональные собрания субъектов РФ (2016–2020): тенденции трансформации // Электоральная политика. – 2021. – № 1. – С. 2–15.
- Мартыанов Д.С., Быков И.А. Идеологическая сегрегация и цифровое неравенство в российском интернет-сообществе // Социодинамика. – 2018. – № 4. – С. 43–54.
- Стукал Д.К., Ахременко А.С., Петров А.П. Аффективная политическая поляризация и язык ненависти: созданы друг для друга? // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Политология. – 2022. – Т. 24, № 3. – С. 480–498. – DOI: <https://doi.org/10.22363/2313-1438-2022-24-3-480-498>

ПРИЛОЖЕНИЕ

Рубрикатор разметки идеологической направленности сообщений

Либеральная идеология:

Ключевые ценности: Свобода личности, индивидуальные права, толерантность, прогрессивные социальные изменения, ограничение роли государства в экономике.

Признаки в сообщении:

• Поддержка прав меньшинств (ЛГБТ+*, этнические группы, религии).

- Критика традиционных ценностей и социальных норм.
- Поддержка свободных рынков и либеральной экономики.
- Защита свободных СМИ и свободной информации.
- Призыв к гуманным и прогрессивным социальным реформам.
- Критика авторитарных режимов и нарушений прав человека.
- Толерантность и плюрализм.

Примеры:

○ «Важно защищать права всех людей, независимо от их сексуальной ориентации».

○ «Свобода слова – это основа демократии».

○ «Правительство должно вмешиваться в экономику только для защиты свободного рынка».

Консервативная идеология:

Ключевые ценности: Традиционные ценности, порядок, национальная идентичность, патриотизм, религиозные и духовные практики.

Признаки в сообщении:

• Поддержка традиционных семейных ценностей и социальных норм.

- Патриотизм и национальная идентичность.
- Критика социальных изменений и «либеральной повестки».
- Призыв к дисциплине и порядку в обществе.

Примеры:

○ «Традиционные ценности – это основа нашего общества».

○ «Важно защищать национальные интересы и бороться с внешними угрозами».

○ «Есть только мама и папа, а не мама один и мама два».

* Признано в России экстремистским движением.

Коммунистическая идеология:

Ключевые ценности: Социальное равенство, классовая борьба, государственная собственность на средства производства, интернационализм.

Признаки в сообщении:

- Критика капитализма и эксплуатации.
- Призыв к классовой солидарности и революции.
- Поддержка государственного контроля над экономикой.
- Призыв к ликвидации частной собственности на средства производства.
- Критика буржуазной демократии и государственного аппарата.

Примеры:

- «Капитализм – это система эксплуатации человека человеком».
- «Рабочие должны объединяться и бороться за свои права».
- «Государство должно контролировать экономику для обеспечения справедливости».
- «Пролетарии всех стран, соединяйтесь!»