

23.11.2023 № ДИП-13

По месту требования

### СПРАВКА

Дана Бодруновой Светлане Сергеевне, Блеканову Ивану Станиславовичу и Тарасову Никите Андреевичу о том, что их статья «Дерево мнений»: метод динамического мэппинга онлайн-дискуссий на основе нейросетевого тематического моделирования и абстрактивной суммаризации», направленная на рассмотрение в журнал «Мониторинг общественного мнения: экономические и социальные перемены» 11.10.2023, **по состоянию на 22.11.2023 прошла первый раунд рецензирования, направлена авторам на небольшую доработку (minor revisions) и может быть принята к публикации в журнале сразу после ее проведения.**

Ответственный редактор журнала  
«Мониторинг общественного мнения:  
Экономические и социальные перемены»



С.С. Бирюкова

## «ДЕРЕВО МНЕНИЙ»: МЕТОД ДИНАМИЧЕСКОГО МЭППИНГА ОНЛАЙН-ДИСКУССИЙ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО ТЕМАТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ И АБСТРАКТИВНОЙ СУММАРИЗАЦИИ

*Аннотация.* Методы оценки пользовательских мнений на основе нейросетевых моделей анализа больших текстовых данных получают все большее распространение. Однако лишь незначительная часть работ посвящена построению интерпретируемого «дерева мнений» - картины того, как нарастают, изменяются и исчезают мнения в рамках онлайн-дискуссии. При этом данный метод представления содержания дискуссии позволил бы точно отслеживать динамику и поляризацию мнений по отдельным вопросам повестки дня, а также существенно сократить время, необходимое исследователям для анализа и детализации мнений в дискуссии. Он также позволил бы ответить на ряд теоретических вопросов о природе и динамике текущего общественного мнения, в том числе поставленных в рамках концепции кумулятивной делиберации. В работе предложен метод построения «дерева мнений» онлайн-дискуссии. Кейсом послужило пользовательское обсуждение на платформе Reddit по проблематике, связанной с 27-й Конференцией сторон Рамочной конвенции ООН об изменении климата 2022 года (COP27 / UNFCCC2022); набор данных загружен с помощью разработанного авторами веб-краулера на основе Reddit API. Метод сочетает три основных элемента мэппинга: выявление тем дискуссии, определение в них точек бифуркации (ветвления) и суммаризация смысла высказываний пользователей в рамках «ветви», что позволяет одновременно оценить тематический разброс «ветвей» и быстро изучить мнения в них. Для мэппинга применен доработанный автоматизированный метод, сочетающий пошаговое тематическое моделирование на основе нейросетевого подхода BERTopic и абстрактной суммаризации на базе модели Pegasus. Применение метода позволяет показать, что возможен одновременный мэппинг хода обсуждения и мнений пользователей, а мнения в онлайн-дискуссии могут содержаться в «свернутом», «развернутом» и полярном виде и могут улавливаться с помощью текстовых суммаризаций разной длины.

*Ключевые слова:* кумулятивная делиберация, мэппинг, онлайн-дискуссия, социальные сети, тематическое моделирование, абстрактная суммаризация, BERT, Reddit, COP27

*Благодарность.* [анонимизировано]

# ‘OPINION TREE’: A METHOD FOR MAPPING ONLINE DISCUSSIONS BASED ON NEURAL-NETWORK TOPIC MODELING AND ABSTRACTIVE SUMMARIZATION

*Abstract.* Neural-network-based methods of opinion mining and assessing have been gaining growing scholarly attention in the recent years. However, yet none of the proposed methodologies allows for representing online user discussions on social networks in a tree-like form that would capture cumulation, shift, and dissipation of opinions within a discussion. Such a method of representation of discussion content would allow for scrupulous tracing of the opinion dynamics (including polarization of views) on particular issues, as well as shorten the time for evaluation of opinion dynamics. It also allows for addressing several theoretical assumptions on the nature of cumulated opinions, including those posed within the theory of cumulative deliberation. We propose a method for construction of ‘opinion trees’ within user discussions on social networks. The case dataset was collected from Reddit with the help of the web crawler elaborated for our earlier studies and was dedicated to the 27<sup>th</sup> UN Climate Change Conference (COP27/UNFCCC2022). In mapping user discussions, we define three methodological steps, namely defining the topicality bifurcation points, measuring the ‘thickness’ of ‘branches’, and summarizing the meaning of individual ‘branches’, thus allowing for both topicality divergence assessment and quick enough opinion tracing. Our method integrates two neural-network methods, namely the recursive BERTopic-based topic modeling and Pegasus-based abstractive summarization. Applied to our datasets, our method allows for mapping both opinions and major events discussed, opinions being represented as ‘folded’, ‘unfolded’, and ‘polar’, as detected via summarizations of varying length.

*Keywords:* cumulative deliberation, mapping, online discussions, social networks, topic modeling, abstractive summarization, BERT, Reddit, COP27

*Acknowledgements.* [anonymized]

## **Введение**

Мнения пользователей в социальных сетях сегодня стали частью публичной сферы и делиберативного процесса. При этом общественная дискуссия, по мысли многих ученых, стала диссонантной и разобщенной [Pfetsch, 2018]: в соцсетях она почти никогда не направлена на поиск общего мнения, диссипативна, «дисконтинуальна» [authors, 2018a], аффективна [Paracharissi, 2015] и в целом малопредсказуема. Рост сложности общественной дискуссии влияет на качество публичной делиберации и может негативно

сказываться на процессе принятия решений. Однако социальные сети также создали колоссальные новые возможности для изучения текущего общественного мнения и его динамики, добавив новое измерение к классическим подходам, инструментам и взглядам на анализ позиций граждан. Выявление тематики пользовательских дискуссий и точек зрения пользователей на обсуждаемые проблемы проходит сегодня путь (одновременно) методологического усложнения и технической автоматизации.

Одной из малоизученных проблем в области (полу)автоматизированной оценки мнений пользователей является проблема мэппинга тем и/или мнений в рамках конкретной онлайн-дискуссии. С одной стороны, без преувеличения огромное количество работ, начиная с первых волн исследований структуры нарождающейся блогосферы (см. [Etling et al., 2010]) посвящено выявлению связи структуры платформизированной дискуссии и ее тематики (часто смешанной с политической позицией пользователей, поскольку применяемые методы кластеризации на основе «мешка слов» или тональности речи допускают выделение тематик на разных основаниях – и «либеральный дискурс» соседствует в описанных дискуссиях с «социальной проблематикой»). При этом визуализация (например, алгоритмы библиотеки Gephi) показывает только финальную кластеризацию дискуссии, выдавая статику веб-графа за динамику мнений. Таким подходам недостает ключевого компонента – а именно, учета временных параметров дискуссии, непосредственно связанных с распределением тематики в пользовательских текстах. Отдельные недавно возникшие зоны внутри автоматизированных подходов – например, изучение эволюции тематики (topic evolution studies) – пытаются разрешить эту проблему, но, кластеризуя тексты во времени, перестают учитывать уже структуру дискуссии в виде группования пользователей. Подхода, который одновременно позволял бы выявить ветвление тематики и отражал бы мнения, складывающиеся в разных ветвях дискуссии, пока не разработано.

С другой стороны, структурно-тематически-временному мэппингу не уделялось должного внимания, поскольку сам по себе он часто не считается финальной задачей – а только подзадачей, решить которую требуется для ответа на иные (например, политологические или социологические) вопросы. При этом построение временного «дерева дискуссии» с тематикой и мнениями, «привязанными» к отдельным сегментам между ветвлениями, на наш взгляд, позволило бы достичь сразу нескольких целей. Во-первых, он позволил бы точно отслеживать динамику тем и поляризацию мнений по отдельным вопросам внутри больших наборов пользовательских текстовых данных. Во-вторых, он смог бы существенно сократить время, необходимое исследователям для понимания динамики мнений в дискуссии, путем предоставления краткой информации о

том, когда и какие мнения выделились и насколько они весомы в количественном отношении. В-третьих, он позволил бы по-новому заглянуть внутрь пользовательских обсуждений и ответить на ряд теоретических вопросов о природе и динамике текущего общественного мнения, в том числе поставленных в рамках концепции кумулятивной делиберации.

Термин «кумулятивная делиберация» был предложен нами в 2021 году [authors, 2021, 2023a] как дополнение к классическим моделям делиберативного процесса именно для онлайн-публичной сферы. Концепция кумулятивной делиберации указывает на то, что характер мнений в онлайн-обсуждениях является *per grimo* накопительным и не следует паттернам рациональной раундной делиберации, многократно раскритикованным и по иным причинам. Она предлагает обновленный взгляд как на природу складывания мнений, так и на нормативную мерку, с которой ученые подходят к оценке качества публичной коммуникации и участия в ней «обычных пользователей», в отличие от институтов. В том числе концепция кумулятивной делиберации ставит вопросы о том, как эндогенные (дискурсивные) и экзогенные (контекстуальные, платформенные, демографические) факторы, влияющие на ход дискуссии, связаны с паттернами и эффектами накопления мнений. Предлагаемый метод «древовидного» представления дискуссии может, например, помочь в осознании связи между скоростью формирования и итоговым объемом «ветви» дискуссии, с одной стороны, и факторами «ветвления», также как ответить на другие вопросы о накопительных паттернах пользовательских мнений.

Для создания «дерева мнений» в онлайн-дискуссии нами предпринята попытка скомбинировать методы, которые ранее использовались для выявления смысловой структуры текстовых данных, и добавить к ним темпоральный компонент, т.е. «развернуть» построение дискуссии во времени. Автоматизированные подходы к анализу текстовых корпусов, которыми ученые пользуются для выявления тематики и/или мнений пользователей, включают в том числе методы, основанные на строгой и нестрогой кластеризации и различных видах суммаризации. Так, мы определяем точки «ветвления» дискуссии с помощью первичного применения нейросетевой тематической модели BERTopic (включающей в себя этапы кодировки, кластеризации, уменьшения размерности и выявления ключевых терминов тематик) [Grootendorst, 2022] с последующим построением структуры терминов во времени (с помощью динамической оценки показателя относительной частоты термина – *term frequency (TF)*) и, наконец, выявлением точек ветвления с помощью метода оценки схожести списков ключевых терминов. Для оценки «толщины ветви» мы суммируем число пользовательских текстов, относящихся к теме «ветви». Для краткого описания смысла (темы и мнений) конкретной «ветви» применяется

метод абстрактивной суммаризации с использованием предобученной нейросетевой модели Pegasus, позволяющий эффективно обрабатывать тексты в сфере финансов [Passali et al., 2021], доработанный нами для работы с агрегированными пользовательскими текстовыми данными для трех языков; сходный метод был апробирован нами на выборках данных Твиттера [authors, 2022].

Для эксперимента был выбран кейс активного обсуждения на платформе Reddit – традиционно тексты именно с этой платформы используются для тестирования методов абстрактивной суммаризации, поскольку платформа предоставляет пользователям право создать собственную, авторскую суммаризацию в формате «too long; didn't read» (tl;dr). Такие пользовательские суммаризации сравниваются с автоматизированными при тестировании метода. Наш выбор также обусловлен несколькими иными факторами, включая более удобное (пока) для нейросетей англоязычие, среднюю длину текста, доступность данных и наличие разработанных нами инструментов для их сбора. Кейсом среднего объема с достаточно разнообразной тематикой, удобным одновременно для построения многих «ветвей» дискуссии и для охвата «дерева мнений» одним взглядом, стало для нас обсуждение 27-й Конференцией сторон Рамочной конвенции ООН об изменении климата (COP27/UNFCCC2022), прошедшей в Шарм-эль-Шейхе (Египет) 6–18 ноября 2022 года. Данная тематика обсуждалась на Reddit с привлечением контекстуальной информации и иных вопросов повестки дня, что разнообразило картину «малых» тем и мнений внутри них.

Далее в статье мы кратко аргументируем необходимость мэппинга онлайн-дискуссий в рамках концепции кумулятивной делиберации и ставим вопросы, на которые такой мэппинг мог бы частично отвечать. Затем мы приводим краткий обзор применения автоматизированных методов к задаче мэппинга онлайн-дискуссий. Отдельно мы останавливаемся на методе абстрактивной суммаризации, который, в отличие от моделирования тем, в России почти не применяется; в глобальной перспективе он также пока не применялся для мэппинга дискуссий в сочетании с другими методами. Затем мы описываем методологию, сбор данных, ход исследования и его итоги. В дискуссионной части мы оцениваем недостатки метода и возможные варианты его развития.

## **Обзор литературы**

*Концепция кумулятивной делиберации и накопление мнений в социальных сетях: к вопросу о необходимости мэппинга онлайн-дискуссий.* Как известно из ранних исследований, проведенных задолго до появления социально-сетевых платформ [King, Anderson, 1971; Noelle-Neumann, 1974], общественное мнение обладает *накопительным*

характером с определенными паттернами формирования большинства/меньшинства; сегодня к ним добавились паттерны взлета и слома обсуждений, поляризации и формирования «эхо-камер», «перетекания через край» (the spillover effect), дискуссионных взрывов, каскадного и вирусного распространения информации и т.д. Накопительным характером (в пределах как личности, так и социальной группы) обладают и многие классические медиаэффекты [Perse, 2001: 51; Koch, Arendt, Maximilian, 2017]. Однако в теории публичной сферы и классические концепции публичной делиберации [Habermas, 1992/1996, 2006; Bohman, Rehg, 1997] и их левая, феминистская и иная критика в политологии и коммуникативистике почти не учитывали именно накопительную природу общественного мнения. Редким исключением здесь являются работы Шанталь Муфф, которая говорила о консенсусе как кристаллизации текущей гегемонии [Mouffe, 2000]. Это позволяет увидеть делиберацию и – шире – публичную дискуссию в целом не только как институциональный процесс, но и как условный Солярис, где каждый новый момент времени можно вообразить как новую констелляцию накопленных мнений, включая и институционализированные позиции, и мнения, циркулирующие в широкой общественности.

С развитием социальных сетей «айсберг» накапливаемых мнений стал во многом доступен для отслеживания и изучения. Однако накопительный характер пользовательских мнений наложился на ставшее очевидным крайне низкое делиберативное качество пользовательских высказываний. Отвечая на вопрос С. Ярди и д. бойд от 2010 года о том, для чего люди приходят в Интернет – согласиться или поспорить (to agree or to argue) [Yardi, boyd, 2010], можно уверенно сказать, что ни за тем, ни за другим. Разнообразие мотиваций и фрагментарность участия пользователей в дискуссиях указывают на то, что пользователи крайне редко имеют делиберативные цели. Но они могут являться носителями мнений, высказывать их и, таким образом, *en masse* влиять на позиции институциональных акторов. Это, безусловно, требует пересмотра нормативности в теории публичной сферы [author, 2021; автор, 2023]. При этом накопительный характер мнений онлайн и право пользователей на естественную речь и фрагментарное участие (а значит, и на неделиберативность) не отменяют значимости агрегированных мнений людей для общего процесса делиберации. Таким образом, делиберация приобретает накопительное измерение, в котором важными являются и паттерны, и эффекты накопления мнений, и факторы, определяющие их.

Но, как сказано выше, задача динамического мэппинга онлайн-мнений пока не воспринимается как приоритетная – вероятно, в силу общей недооценки именно кумулятивной природы мнений в соцсетях, а также в силу того, что мэппинг не считается

финальной задачей исследователей общественного мнения. Мы, однако, не согласны с обеими позициями и видим в динамическом мэппинге потенциал не только в области оптимизации работы с большими текстовыми данными, но и в области анализа природы общественного мнения в его динамике. При оценке результатов применения метода мы будем иметь в виду следующие вопросы: как выглядит пользовательское мнение в суммаризированном виде? является ли оно понятным пользователю метода? можно ли вычлениить из суммаризаций поляризованные мнения?

Безусловно, ответ на каждый из этих вопросов требует отдельного исследования; но нам не хотелось бы ограничиваться качественной оценкой понятности суммаризаций, как это часто бывает в исследованиях больших текстовых массивов. Нам важно, как метод представляет мнения пользователей и можно ли рассчитывать на то, что он их отразит в виде, доступном исследователю и полезном для задач социальных наук.

*Построение «дерева»: методы мэппинга тематики и мнений в онлайн-дискуссиях.*

Нельзя сказать, что идея мэппинга тематики и мнений в динамике онлайн-дискуссий вовсе не рассматривалась учеными. Еще в 1998 году задача мэппинга (впрямую так не названная) была разделена на три задачи на примере датасета новостей: «(1) сегментирование потока данных в отдельные истории; (2) идентификация историй, которые будут обсуждаться в первую очередь; (3) <...> нахождение всех последующих новостей в данной истории» [Allan et al., 1998: 1]. Постепенно научная зона «topic detection and tracking» (TDT) разрасталась, и в разное время попытки проследить эволюцию тематики и мнений в блогах и социальных сетях базировались на различных методах автоматизированного анализа больших массивов текстов. Как известно, мэппинг тематики и тональности дискуссий – в целом одна из крупных зон изучения социальных медиа, для чего применялись многочисленные варианты тематического моделирования, тонального анализа, иных вариантов кластеризации текстов и их сочетаний со структурным анализом социальных сетей, методами выявления сообществ и т.д. Но сейчас мы включим в обзор только те направления и работы, которые учитывают временнОе измерение – эволюцию тематики и мнений. Такие работы сегодня в основном сосредоточены в ответвлении TDT, называемом «topic evolution studies». Общая цель этой группы работ заключается в рассмотрении того, как изначально выявленные для всего датасета темы эволюционируют во времени внутри самих себя (см., например, [Alam, Ryu, Lee, 2017], а также [Zhang, Mao, Lin, 2017] для кратких текстов). Мы не будем рассматривать работы, которые сосредоточены на *динамике популярности* той или иной отдельной темы (как, например, в [Chen et al., 2018]), так как нас интересует иная динамика темы – *динамика смысла* (в сочетании, конечно, с динамикой популярности). Мы также не включаем в обзор работы по динамическому тематическому

моделированию, которое часто предлагает заново кластеризовать тексты по темам на каждом новом временнОм отрезке; наша задача – определить точки ветвления уже известных тем наиболее простым и применимым способом.

Тем не менее динамическое моделирование, развивавшееся с середины 2000-х годов, показало, что есть принципиальная возможность построения генеративных моделей тематики [AlSumait, Barbará, Domeniconi, 2008]. Такие модели позволяют как проследить изменения в тематике, так и выявлять вновь появляющиеся в датасете темы; но они редко применяются для реального анализа в силу сложности. Более простые (и часто более применимые) опции трекинга тематики исследуют семантические сдвиги внутри тем, например с регулярным шагом – от нескольких часов до десятилетия, как в классической работе Д. Блея и Дж. Лэффerti об эволюции тем в журнале «Science» с 1881 по 2000 год [Blei, Lafferty, 2008]. Позднее были предложены модели выявления точек ветвления тем на основе байесовских моделей [Lu et al., 2022].

Большое внимание уделялось с конца 2000-х годов определению начала и угасания тем, и появлялись работы, предлагающие одновременно выявление новых тем и анализ их эволюции на уровне ключевых слов [Ahmed, Xing, 2012]. Сосредоточившись как на развивающихся, так и на возникающих темах, исследователи внедрили временнУю регуляризацию моделирования [Saha, Sindhvani, 2012], а также метрики для измерения новизны и угасания тем [Huang et al., 2017]. Но часто даже в новейших работах авторы упускали из вида то, как продолжают выглядеть основные, а не новые темы в каждый новый период времени.

На рубеже 2010-х случился, можно сказать, «темпоральный поворот» в тематическом моделировании, и динамический анализ тематики, в т.ч. анализ трендов в постинге, стал набирать популярность среди разработчиков метода [Hong et al., 2011], хотя под динамическим анализом понимались очень разные задачи. Одной из важных идей стало применение «скользящего окна» (sliding window) для текущего потока данных, где одни посты уходили из моделирования, а другие попадали в него. Инкрементное моделирование, позволяющее видеть нарастание темы, привнесло идею использовать только ключевые посты пользователей для формирования тем [Lee, Lakshmanan, Milios, 2013].

Несмотря на «темпоральный поворот», лишь небольшой ряд работ подошли к идее сочетать динамику смысла и ее ветвление, а их обоих – с иными аспектами дискуссии, помогающими понять ее смысл. Так, в ранней работе [Tang, Yang, 2011] показано, как объединение метрик связности сети, схожести контента и временнОй близости может помочь отобразить динамику различных аспекты смысла в рамках одной темы; при этом магистральная тема может быть сколь угодно широкой. Подобные работы сформировали

линию анализа «контент и сеть» (content-and-network approaches), где поток текстов моделируется одновременно как динамическая сеть постов и как динамический кластер [Lee, Lakshmanan, Milios, 2014], что позволяет видеть параллельное развитие темы и сети, которой она принадлежит. Еще один подход, приближающийся к идее мэппинга мнений в изменяющихся темах, соединяет моделирование тем и тональный анализ («настроение» пользователей) [Dermouche et al., 2014]. Некоторые авторы привлекают «контекст» (например, встречающиеся в теме хэштеги), геолокацию, данные пользователей и другие параметры для более точного трейсинга тем.

Еще одна важная идея относительной «толщины веток» при переплетении тем во времени была реализована в [Saha, Sindhvani, 2012; Malik et al., 2013] и далее в работах об относительной салиентности («выпуклости» - saliency) тем, включая наши работы [authors, 2018b, 2020]. Но, как правило, в них все-таки не была по-настоящему отражена эволюция тем как эволюция их содержания. Тема предполагалась либо неизменной, либо изменяющейся пренебрежимо мало; накопление/диссипация мнений внутри темы не могли быть проанализированы с применением автоматизированных методов.

Близко подходит к идее древовидного мэппинга тематики дискуссии исследование тематических цепочек (topic chains) [Kim, Oh, 2021]. Так, авторы рассматривают «большие» темы (политика, экономика, отдельные крупные вопросы повестки дня) как цепочки микротем, развивающиеся во времени, и экспериментируют с конвергенцией и дивергенцией цепочек, показывая, что при изменении параметров моделирования число цепочек варьирует от 1 (все темы слиты в одну цепочку) до 0 (цепочки не формируются), а между ними находится некоторое оптимальное число цепочек – или же исследователь может моделировать более или менее крупные цепи тем. Таким образом, «веточная» структура зависит от авторских настроек, как и в классическом тематическом моделировании. Микротемы при этом объединены в «большую» цепь по принципу схожести ключевых слов (и низкой схожести с другими «большими» темами). Наш метод отличается от метода Кима и Оу тем, что вместо объединения разрозненных фрагментов датасета, написанных в разное время, он «ветвит» наблюдаемую тему, находя точки бифуркации тематики внутри нее, и находим мы эти точки через измерение схожести ключевых слов, но внутри темы, а не внутри целого датасета. Таким образом, цепи тем, обнаруженные Кимом и Оу, не дают понимания, когда и что изменяется внутри «большой» темы; об этом можно судить только по ключевым словам, тогда как наш метод дает больше возможностей судить и об изменениях тем, и о мнениях пользователей.

Несколько исследовательских групп уже почти реализовали идею «дерева мнений». Некоторые работы подошли к идее ветвления мнения через идею подтем (sub-topics). Она

не слишком отличается от изучения «выпуклости» тем, но сочетает ее с идеей возникновения новых мини-потоков сообщений внутри общей темы [Srijith et al., 2017]. Идея «тематических деревьев» может быть обнаружена в работе, посвященной оптимизации тематического моделирования, но в ней только одно «дерево тем» реализуется в единицу времени [Kawamae, 2018]. Еще одна довольно ранняя работа демонстрирует древовидную диаграмму тематики и описывает подтемы в каждой теме (правда, без применения автоматизации, вручную) [Jo, Hopcroft, Lagoze, 2011]. Более поздние варианты применяют «деревья тем» (topic trees) [Song et al., 2016] и «эволюционные деревья» в научных данных с годичным шагом [Wang et al., 2017] и показывают именно смысловые разветвления тем на более мелкие, но не описывают их содержание подробно. В нескольких работах присутствует идея мэппинга, но иного – через привязку развивающихся тем к карте мира [Cai et al., 2014; Shin et al., 2017]. В 2017 году был опубликован обзор статей по мэппингу эволюции тем, но для кросс-медийных датасетов (т.е. включающих текст, видео, аудио) [Zhou et al., 2017]; в упомянутых в обзоре работах эволюция содержания исследуемых тем также не раскрывается.

С конца 2010-х годов можно проследить еще один «поворот» в динамическом тематическом моделировании – нейросетевой. Так, к выявлению точек ветвления («подсобытий», или sub-events) стали применяться нейросетевые модели [Chen, Xu, Mao, 2018], в т.ч. на основе архитектуры Transformer [Gao et al., 2020]. Для улучшения качества моделирования используется также представление текста на основе «эмбеддингов» (word embeddings) [Momeni et al., 2018]. «Эмбеддинги» представляют собой стандартизированные замены фрагментов текстов – их числовые векторы, преобразующие семантические отношения в их математический аналог; благодаря разметке текста и замене единиц лексического корпуса на эквивалентные эмбеддинги тексты легче поддаются кластеризации. Благодаря этому удастся выстроить гибкую картину появления, ветвления, слияния и угасания тем [Abulaish, Fazil, 2018]. Показано, что нейросетевые модели более устойчивы, проще в использовании, лучше работают с различными видами данных, позволяют напрямую определять число тем (используя HDBSCAN или другие методы определения числа кластеров), позволяют тонко настраивать (fine-tune) аспекты модели, моделировать динамические аспекты тем [Zhang et al., 2022]. В 2022 году была предложена модель BERTopic на основе двух нейронных сетей – архитектуры BERT и процедуры эмбеддинга на базе Transformer [Grootendorst, 2022]; мы настроили обе модели под задачу и применяем указанное сочетание, включающее кодировку, кластеризацию, снижение размерности датасета и выбор основных терминов. BERTopic также использовался для

«разбиения» и «наследования» тем на основе косинусных расстояний в работе [Wang et al., 2023].

Но пока ни один из методов не дает возможности достаточно легко построить и прочитать настоящее «дерево мнений» - т.е. соединить понимание того, когда разделяются темы, насколько они мощные, что в них обсуждается и как «ветвятся» не только темы, но и мнения в них. К тому же общим недостатком методов в зоне topic evolution является то, что авторы работ ограничиваются классической репрезентацией тематики через ключевые слова и – реже – через облака слов или краткие аннотации, что не дает понимания дискурса без чтения большого числа оригинальных текстов. К тому же, как ни парадоксально, в работах об эволюции тем мы чаще всего видим не эволюционирующие и/или трендовые темы, а только модель в целом и оценку ее качества. Вероятно, в этом кроется причина того, что большинство сложных методов анализа текстов на базе тематических моделей мало применяются в социогуманитарном знании, для которого предназначены.

«Дерево мнений», как сказано выше, может не только располагать темы и мнения относительно друг друга, но позволяет проследить накопление мнений и делать это с достаточной степенью удобства. Для решения этой задачи мы объединили нейросетевое тематическое моделирование, позволяющее выявлять моменты разделения тем, и абстрактивную суммаризацию, которая позволяет кратко изложить содержание «ветви» дискуссии. Об абстрактивной суммаризации стоит сказать отдельно.

*Абстрактивная суммаризация и ее применение при выявлении и описании сегментов дискуссии.* Для изучения общественного мнения важно, чтобы была понятна не только тема, но и взгляды пользователей, различия в них, их поляризация – и в какой момент такая поляризация происходит. Для этого мы предлагаем применять еще один нейросетевой метод – а именно, абстрактивную суммаризацию.

Суммаризация текстов изначально существовала в четырех формах, из которых сегодня широко применяются две – экстрактивная и абстрактивная. Первая кратко передает смысл текста или группы текстов через нахождение и экстракцию наиболее значимых фрагментов (см., например, представление новостных сюжетов в «Яндекс.Новостях»). Абстрактивная суммаризация создает на основе длинного текста или группы текстов собственный текст, суммирующий значение оригинала/оригиналов, как если бы человек кратко передавал их смысл своими словами.

Идея суммаризации текстов в темах для более быстрого понимания тематической картины появилась еще в начале 2010-х. Первые попытки совместить тематическую эволюцию и суммаризацию текстов из социальных сетей строились с помощью экстрактивных методов: через выбор наиболее характерных предложений [Li, J., Li, S.,

2013] или выбор репрезентативных твитов для каждого временного сегмента – ручных [Brigadir, Greene, Cunningham, 2014], автоматизированных [Wang et al., 2014], автоматизированных, сопоставленных с ручными по качеству [Zhou, Kanhabua, Cristea, 2016], «взвешенных» (на основе метрики TF-IDF [Alsaedi, Burnap, Rana, 2017]) и других методах. В ранних работах, однако, суммаризации подвергались не тематические «деревья», а отдельные таймлайны – сквозные темы, обнаруживаемые в данных. В 2016 году к таймлайну была применена идея одновременного разделения на сегменты и суммирования значений в каждом из них [Chang et al., 2016], близкая идее репрезентации «дерева мнений».

Абстрактивная суммаризация была применена к выстраиванию «линии темы» (topic storyline) на датасетах Твиттера много позднее. Она применялась почти одновременно в работе [Goyal et al., 2020] для сопоставления качества общей суммаризации ветви дискуссии и «линии темы» - и в наших исследованиях [authors, 2021, 2022] для определения тематических сдвигов в кросс-национальных дискуссиях. В 2023 году мы опубликовали обзор применения абстрактивной суммаризации к текстам из соцсетей, где показали, что полноценно к мэппингу смысла онлайн-дискуссий абстрактивная суммаризация пока не применялась, несмотря на массу экспериментов с различными датасетами, в основном из Reddit и Твиттера.

В России абстрактивная суммаризация, в отличие от экстрактивной, в целом практически не используется. В этом легко убедиться путем быстрого поиска по базам данных: в базе Elibrary упоминаний абстрактивной суммаризации в русскоязычных статьях всего четыре, на портале «Киберленинка» - менее 20 и даже в Google-Академии – не более 25. Для русского языка всего в нескольких работах предложены достаточно простые модели для суммаризации новостных (заголовков, лидов) и научных текстов. Нам известна одна (кратко описанная в тезисах конференции) попытка применить гибридную экстрактивно-абстрактивную модель к текстам Telegram [Головнин, Курганов, 2022]. Мы также пока не используем абстрактивную суммаризацию для русского языка, но видим это как естественное продолжение наших исследований при применении предложенного метода на реальных кейсах. В данной работе мы остановились на англоязычном датасете для более четкого выявления возможностей представления пользовательского мнения.

## **Методология исследования**

*Общий дизайн исследования* состоит из пяти макро-этапов:

- сбор и подготовка данных (1);

- построение «дерева мнений» путем нейросетевого тематического моделирования – выявление макро-тем в датасете (2) и точек ветвления (3);
- определение «толщины ветвей» и визуализация «дерева мнений» (4);
- построение суммаризаций для отдельных «ветвей» и оценка их качества для решения задачи выявления мнений пользователей (5).

*Кейс COP27/UNFCCC2022 и сбор данных.* Как сказано выше, тестирование метода суммаризации пока удобнее проводить на англоязычных данных: суммаризация для русского языка требует отдельной существенной доработки. Тестирование абстрактивной суммаризации чаще всего проводится на данных с платформы Reddit в силу наличия авторских суммаризаций формата «tl;dr». Для нас Reddit также был удобен: в отличие от платформ Meta (компания признана экстремистской в России), попытки загрузки данных с Reddit не блокируются, и платформа не ограничена к использованию в России. Тексты на Reddit обладают большей средней длиной, чем на платформах микроблогов, что повышает качество тематического моделирования, и абстрактивной суммаризации (хотя проблема большей вариативности длины также должна быть решена).

С помощью разработанного нами веб-краулера по набору ключевых слов («climate change», «COP27», «CCC2022») были собраны сообщения пользователей на английском языке, опубликованные с мая по ноябрь 2022 года (полгода «вокруг» события), в количестве 54565 (датасет 1). Для нашей задачи посты и комментарии не различались. Для подробного визуального представления и оценки качества суммаризации использовалась одна макро-тема («финансы») – 1341 текст (датасет 2).

*Построение «дерева мнений».* Общая схема работы метода (pipeline), кратко описанная выше, включает следующие шаги (см. Рис. 1):

1. Подготовка текстовых данных. Объединение текстовых данных каждого сообщения в датасете 1. В частности, внутри каждого сообщения заголовки и тело объединяются в один текст, при этом в отдельном поле записывается время публикации.

2. Подготовленные тексты сообщений (в схеме на Рис. 1 обозначены как «сообщение») передаются на вход нейросетевой тематической модели BERTopic [Grootendorst, 2022], состоящей из следующих этапов:

- 2.1. Построение эмбедингов для каждого сообщения с использованием предобученной нейросетевой модели all-MiniLM-L6-v2.

- 2.2. Сокращение размерности векторного представления эмбедингов алгоритмом UMAP. Исходные эмбединги размерности 512 были уменьшены до векторов размерности 50. Данный этап позволяет лучше определять схожесть текстов для улучшения качества кластеризации путем снижения

уровня семантического «белого шума» (чтобы можно было пренебречь лексикой с крайне малым числом семантических связей).

- 2.3. Пространственная кластеризация сообщений (алгоритм иерархической кластеризации HDBSCAN) для группировки сообщений по темам. Данный этап позволяет определить темы дискуссии и их оптимальное количество (в отличие от алгоритмов моделирования, подобных латентному размещению Дирихле (LDA), где число тем задается исследователем произвольно).
- 2.4. Формирование макро-тем. С помощью процедуры агрегации тем (Topic Reduction) первоначальный набор тем объединяется в макрогруппы до задаваемого числа макротем. Данный алгоритм работает по принципу объединения тем с наиболее похожими ключевыми словами и используется в нашем исследовании для получения основных «ветвей» «дерева мнений».
- 2.5. Выделение ключевых слов кластеров для описания макро-тем. Все сообщения, входящие в один кластер, объединяются в один документ с последующим выявлением наиболее значимых слов в нем с помощью алгоритма TF-IDF, где TF – частота термина в отдельном кластере, IDF – обратная частота документа во всей коллекции.
3. Итеративное построение «ветвей» внутри макро-тем.
  - 3.1. Разбиение макро-тем на временные интервалы. Корпус сообщений внутри макро-темы дополнительно разбивается на равные временные промежутки (параметр разбиения фиксированный и задается исследователем после претестов; в нашем случае он равен 30 промежуткам для каждой темы).
  - 3.2. Выделение ключевых слов для каждого промежутка. Для описания темы каждого из 30 временных промежутков внутри кластера повторно вычисляется метрика TF-IDF (с фиксированным значением IDF по всему датасету 1, тогда как значение TF рассчитывается заново для каждого промежутка). Расчет направлен на поиск главных ключевых слов темы на данном промежутке; главными считаются пять первых слов с наивысшим значением TF-IDF.
  - 3.3. Поиск точки бифуркации (ветвления) внутри макро-темы. Точка ветвления выявляется путем последовательного сравнения и поиска существенных изменений главных ключевых слов во всех 30 временных промежутках. Изменение считается существенным, если различаются не менее трех (из пяти) главных ключевых слов рассматриваемого промежутка и изменение наблюдается не менее чем в двух последовательных временных промежутках

(данное условие позволяет пропускать всплески специфичных сообщений, фокусируясь на общей динамике дискуссии).

#### 3.4. Тематическое моделирование сообщений, следующих после точки ветвления.

Повторяем п. 2 для сообщений, находящихся во временном интервале после точки бифуркации. Далее повторяем пп. 3.1-3.4. Процесс происходит рекурсивно до тех пор, пока алгоритм поиска точек бифуркации не перестанет обнаруживать точки внутри каждой подтемы.

4. Определение «толщины ветвей» происходит путем дифференциации подтем по количеству сообщений в них. «Толщина ветви» на визуализации (см. Рис. 2) варьирует в диапазоне от 10 пунктов (для  $\leq 20$  сообщений в «ветви») до 80 пунктов (для  $\geq 300$  сообщений в «ветви») с шагом в 10 пунктов (восемь возможных вариантов «толщины ветви»). Длина ветки определяется временем появления точки бифуркации и временем окончания обсуждения (для эргономичности визуализации на Рис. 2 точки с точным временем окончания подтем не обозначаются, так как совпадают в пределах дня). Итоговая репрезентация онлайн-дискуссии имеет древовидную структуру, в основе («стволе») которой находится корпус текстов и его основные темы, а в «ветвях» представляются репрезентации тем, соответствующих минимальному разбиению.

5. Суммаризация «ветвей». Для подтем (т.е. для каждой «ветви») строится абстрактная суммаризация (с помощью модели financial-summarization-pegasus) для самых значимых сообщений «ветви» (если сообщений больше 100 – относящихся к теме с вероятностью 0,9 и выше). Предварительное тестирование метода (один способ суммаризации, так называемая «книжная модель») проводилось нами ранее [authors, 2023b]. Тест показал, что важным параметром метода является заданная длина суммаризации; выбранная нами ранее длина приводила к частичной потере смысла за счет «углубленности в контекст» и утраты опознаваемой связи между предложениями в суммарном тексте. Краткие суммаризации (по одной на «ветвь») помогли показать общее течение дискуссии, но также не выявили разных мнений пользователей, так как выглядели в основном как заголовки (см. Рис. 2). Поэтому в данной работе для одной из макро-тем под условным названием «финансы» (см. Рис. 2) мы сопоставили три опции суммаризации с различной длиной – краткую, длиной не менее 32 слов (2-3 предложения) и «книжную модель» – и экспертным образом оценили характер мнений, полученных разными моделями. Для этого мы дополнительно разбили изучаемые «ветви» рассматриваемой темы на фрагменты фиксированной длины (для наглядности демонстрации различий трех моделей суммаризации была выбрана длина фрагмента в 10 сообщений), используя идею «цепочки тем» и превратив ее в «цепочку суммаризаций».

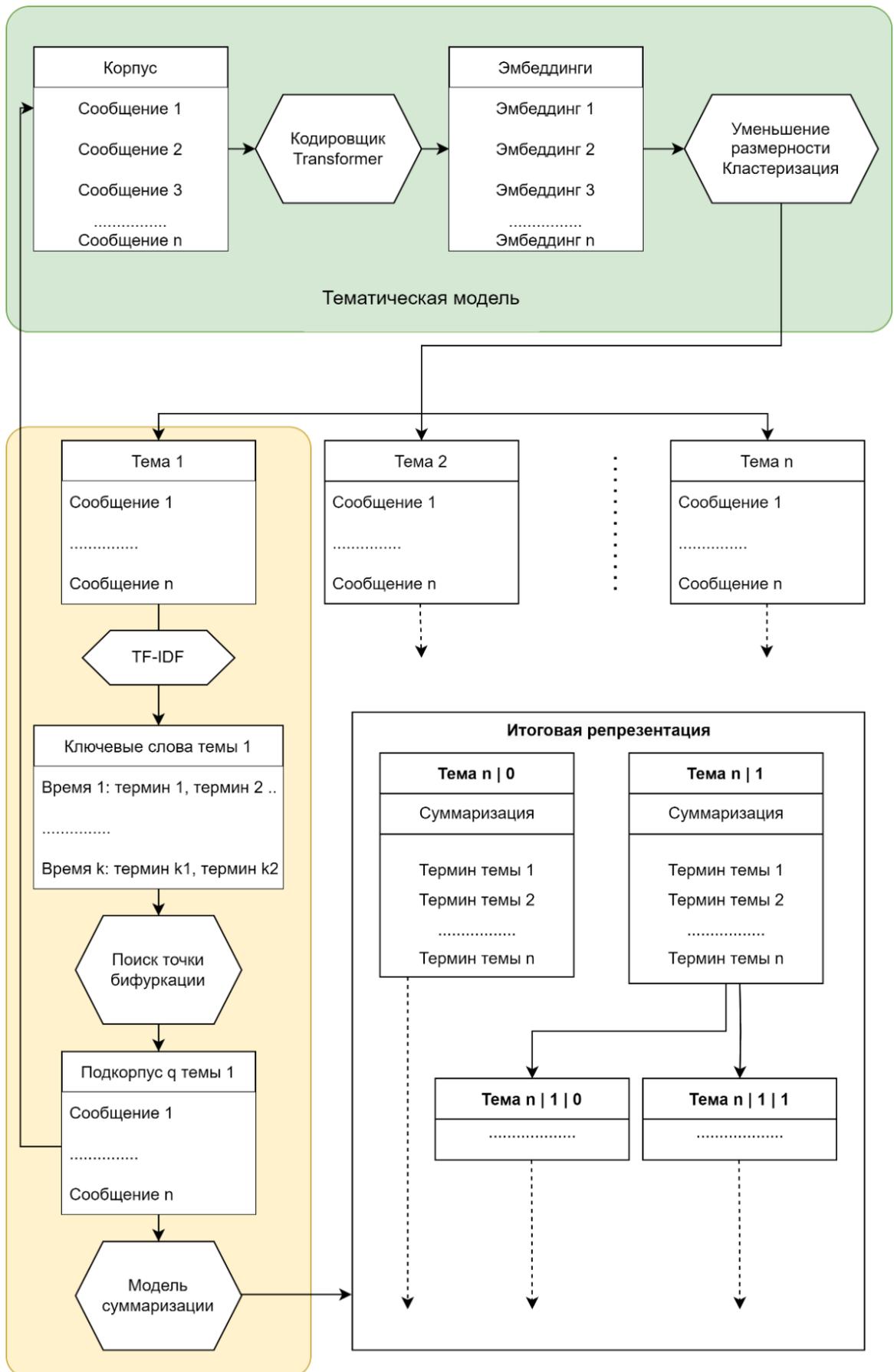


Рис. 1. Общая схема работы метода (pipeline)

## Результаты моделирования и суммаризации

Поскольку дискуссия велика (как и большинство хэштегированных дискуссий в соцсетях), мы представим результаты мэппинга для небольшой ее части – макро-темы «финансы» (датасет 2). Рис. 2 «углубляется» в нее и картирует ее «ветви» в самом кратком виде (суммаризация каждой «ветви» в одном предложении), что позволяет охватить макро-тему (и наш метод) одним взглядом. Рис. 3 представляет три подхода к суммаризации с выявленными мнениями пользователей на примере еще меньшего участка датасета 2 – совсем небольших «ветвей» 1|0 (22 сообщения) и 1|1 (36 сообщений) по тематике майнинга криптовалюты и его влияния на изменение климата. Ниже мы обсудим отдельно итоги мэппинга тем и итоги поиска оптимальной суммаризации.

*Мэппинг тем.* В результате тематического моделирования датасета 1 с помощью предложенного метода на основе BERTopic были получены 72 темы (применяются пп. 2.1-2.3 метода построения «дерева мнений»), затем сгруппированные в 10 макро-тем (применяется п. 2.4). На Рис. 2 в иллюстративных целях представлена детализация одной (из 10 полученных) макро-темы «Финансы» датасета 1, состоящей из Тем 0-4 с указанием пяти ключевых слов и числа сообщений для каждой.

Отдельно стоит обратить внимание на минимальное пересечение главных ключевых слов общей темы с ключевыми словами отдельных ее подтем в рамках представленной макро-темы «финансы». Это указывает на высокое качество разработанной тематической модели с точки зрения ее способности улавливать контекст подтемы и, тем самым, находить точки бифуркации.

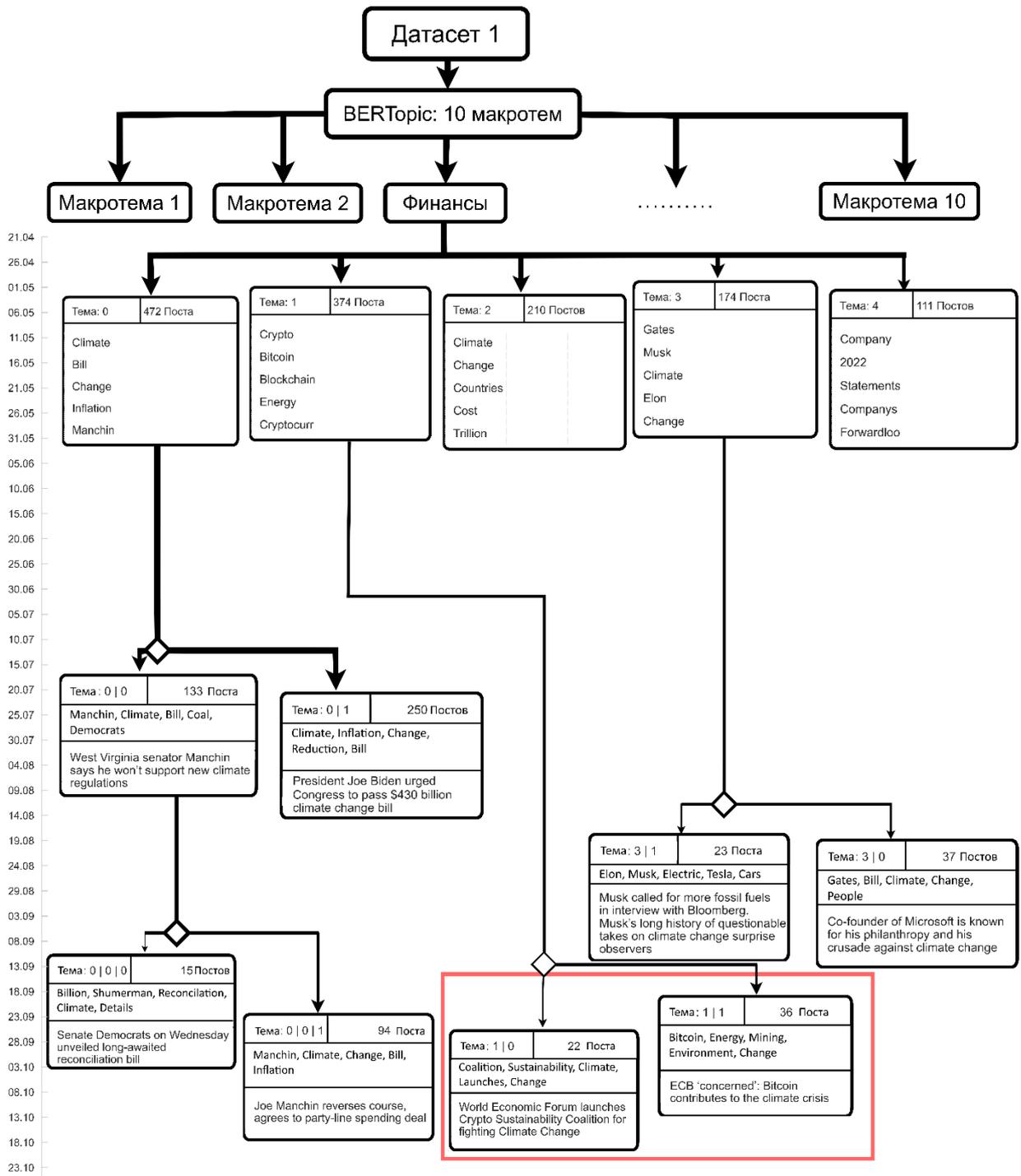


Рис. 2. Визуализация результатов работы метода на макро-теме «финансы»

Примечание. Ромбами обозначены точки бифуркации. Красной линией обведены подтемы 1|0 и 1|1, для которых ниже приведены примеры суммаризаций (см. Рис. 3).

«Ветвь»	Подход к суммаризации		
	Краткая	Длиной не менее 32 слов	«Книжная модель»
1 0	World Economic Forum launches Crypto Sustainability Coalition.	Web3 technologies <b>could be used to fight climate change</b> , WEF says. WEF launches Crypto Sustainability Coalition to leverage Web3 technologies in change battle. <b>Controversial</b> new report on climate change to be published by White House.	New White House report on climate change <b>could be bullish for these two coins</b> . The weekend shift: Crypto, Billionaires, Climate Change <b>hans</b> New Crypto Sustainability Coalition to investigate potential of web3 technologies in fighting climate change - Eurissaa Review. Wef Launches Crypto Sustainability Coalition to Convince Web3 Technologies to Fight Carbon Change Blockchain News. The World Economic Forum announces that it has launched a new group of "crypto sustainability co-ops" to fight climate change. They're joined by Stellarlumens and Aaronche, who are joining forces to combat climate change with their new technology.
	World Economic Forum launches Crypto Sustainability Coalition with Stellar Lumens and Avalanche.	World Economic Forum (WEF) launches Crypto Sustainability Coalition with Stellar Lumens and Avalanche. Web3 technologies <b>could be used to fight climate change</b> . New York financial regulator says.	
1 1	Climate groups want Bitcoin to follow Ethereum in switching to <b>Proof-of-Stake consensus</b> .	Cardano and ban of PoW President Biden signed executive order 14067 <b>to support responsible digital asset development</b> . Greenpeace and other climate groups start <b>a big campaign to fight Bitcoin</b> .	The PoW President has signed an executive order <b>to support responsible, "artificial asset development"</b> in line with the goals of the United States. In the document, he says that <b>it could mean ban on Btc mining</b> . According to this report, cardano is among the largest proof-of-stake blockchains around the world and <b>potential positive effects of the Merge</b> . It could also mean a banning on Bitcoin. Because miners will no longer be financially incentivated to run machines around the clock, the network's energy consumption will drop by over 99% according to scientists at the Ethereum foundation. A new advertising <b>campaign</b> is underway <b>against Bitcoin's climate change</b> and other climate change groups. They are planning to launch a new <b>campaign</b> called <b>"Change the code not the climate"</b> . This time, they want to use bitcoin as a tool to combat climate change. Their goal is to <b>convince people to switch from proof of work to proof of stake</b> so that they can mine more efficiently. As predicted, ETH price may grow to \$5,000 after switching to the pox of the Ethereum chain.
	Environmentalists point out that Bitcoin uses as much energy as a small country.	Environmentalists point out that Bitcoin uses as much energy as a small country. <b>Bitcoin is not an enemy, but an ally in the fight against climate change</b> : Harald Rauter, in /r/Bitcoin.	
	EU <b>considering cracking down</b> on energy-intensive crypto mining.	EU is <b>considering a bill to limit the mining</b> of energy-hungry cryptocurrencies. Bitcoin is down 1.1% in Asian morning deals on Wednesday, while Ethereum is down 1.9%.... Bitcoin energy consumption has jumped 41% in the past year.	
	Electricity used to process transactions <b>has been a total waste</b> .	Electricity used to process transactions <b>has been a total waste</b> . <b>Is Bitcoin Cash 'indestructible' if governments crack down on PoW? Is it immune to government regulation if they crack down on PoW?</b>	Roman Nekrastrov, another founder of the Enchry Foundation, predicts that ether will reach \$5,000 in the next month. He advises owners of the coin to host the token in the following three months. After these predictions, ethereal prices will rise to \$5,000. <b>Does Bitcoin really affect the climate change?</b>

Рис. 3. Подходы к суммаризации и мнения в них («ветви» 1|0 и 1|1)

Примечание. Зеленый: указание на мнение; желтый: выраженное мнение; красный: полярное мнение («за/против»); серый: контекстуальная неполнота, ошибки аббревиации, словоупотребления, грамматики.

*Качество суммаризации.* Как видно из Рис. 3, разные подходы к суммаризации дают разные результаты в плане мэппинга мнений. Краткие суммаризации могут улавливать «свернутые» мнения (мы не знаем, какие именно мнения стоят за указаниями на то, что дискуссия имеет место): «proof-of-stake consensus» («консенсус о том, что следует учитывать вклад [в трату энергии вместо доказательства участия в работах]»), «considering cracking down» («рассматривает возможность борьбы [с энергоемким майнингом биткойна]»), а также яркие сложившиеся позиции – «has been a total waste» («[электричество] потрачено полностью напрасно»). Короткие суммаризации можно использовать для того, чтобы оценить качество выделения тем: так, видно, что тема 1|0 в первом столбце не поменяла содержание, т.е. гарантированно не давала точек бифуркации. При этом тема 1|1 не давала ветвления при моделировании (и сообщения действительно относятся к теме «биткойн vs. изменение климата»), но дала шанс проследить основные обсуждаемые события.

Суммаризации средней длины и «книжные» суммаризации улавливают также более развернутые мнения, в т.ч. формулируя их в виде вопросов, также отражая и ход событий. Как видно из Рис. 3, «средние» суммаризации уловили поляризацию взглядов: одни пользователи процитировали Харальда Раутера из сабреддита (выделенной дискуссии на

Reddit) «Bitcoin» о том, что биткоин – не враг, а союзник в борьбе против изменения климата, тогда как другие указали на напрасную трату энергии при майнинге. Также удалось увидеть, что дискуссия заканчивается постановкой важных вопросов, что необычно для сетевых обсуждений. Удалось уловить и почти все «свернутые мнения», за исключением важного вопроса о переходе от proof-of-work к proof-of-state при учете влияния отдельного майнера.

Этот вопрос, однако, отражен в «книжной» версии суммаризации. Она подробнее отражает ход главных обсуждаемых в «ветке» событий и дает важный объяснительный контекст. Но в то же время в ней достаточно много «темных» мест, ошибок, нераскрытых аббревиатур. Модель уловила «противостояние, выраженное в действиях» («campaign... ‘Change the code not the climate’» - «кампания... ‘Меняй код, а не климат’»), но не уловила противостояния во мнениях.

Таким образом, средняя длина суммаризации в рамках «цепочки мнений» видится оптимальным на данный момент способом уловить не только ход событий, но и мнения в дискуссии. Важно, что она обнаружила паттерны, описываемые концепцией кумулятивной делиберации: и накопление пользовательского вопрошания, и поляризацию взглядов. Тем не менее мы рекомендуем применять все подходы, комбинируя их в зависимости от задачи.

## **Дискуссия и заключение**

Представленный нами метод мэппинга содержания онлайн-дискуссии, названный «деревом мнений», в целом позволяет проследить тематику обсуждения, ход обсуждаемых событий и мнения – как пользователей, так и упоминаемых акторов конфликта. Метод задействует передовые наработки в области нейросетевого анализа для тематического моделирования и суммаризации текстов. Ее применение позволяет отслеживать паттерны накопления мнений и указывает на различные форматы выражения мнений в онлайн-обсуждениях.

Метод может применяться как в реальном времени, так и постфактум, когда собран полный набор данных о дискуссии. При наличии полного датасета на начальном этапе моделирования может быть выделен спектр макро-тем; при мэппинге в реальном времени (с небольшим запаздыванием для сбора данных) на вход подаются данные за первый по времени фрагмент дискуссии. Для мэппинга мнений можно использовать суммаризации разной длины – в зависимости от потребностей ученых.

Ограничения метода, как и возможности его развития, связаны с несколькими проблемами. Во-первых, разбиение на макро-темы может давать темы, выделенные на разных (для исследователя) основаниях (например, «финансы» и «либеральный дискурс»).

Это «встроенное» ограничение тематического моделирования пока преодолеть не удастся и вряд ли удастся; но для прослеживания мнений это может быть даже полезно.

Во-вторых, это вопрос пороговых значений при моделировании тем и выборе объема текстов в «цепочке мнений». Ветвление (поиск точки бифуркации) может быть более и менее «тонким»; пороги принадлежности текста конкретной «ветви» также могут быть заданы по-разному. Это, с одной стороны, наращивает гибкость метода для разных задач и экспериментов с порогами для более точной суммаризации. С другой стороны, однако, это делает метод более произвольным, и недостатки тематического моделирования, связанные с квалификацией исследователей и невозможностью нахождения «объективного» результата моделирования, могут быть характерны и для нашего метода «дерева мнений».

В-третьих, нами не до конца решена проблема суммирования очень длинных постов, где как раз могут встречаться мнения. Для нее в дальнейшем мы протестируем для таких постов гибридную экстрактивно-абстрактивную модель суммаризации.

В-четвертых, посты и комментарии можно различать, моделируя дискуссию еще более точно и суммируя ответы пользователей на основной контент.

В-пятых, метод также может быть расширен через построение связи тем/мнений с их носителями, т.е. через прослеживание разветвленных тем в онлайн-сообществах, как это было предложено ранее [Lin et al., 2011]. В работах по эволюции тем пока не задействуется социологические данные о характеристиках пользователей. Соединение «дерева мнений» с социально-групповыми данными может дать уникальную по своей точности картину накопления мнений в отдельных социальных группах или Солярисе интернет-среды.

## **Список литературы (References)**

Головнин, О. К., Курганов, А. В. (2022) Автоматизированная система анализа комментариев пользователей в службе мгновенного обмена сообщениями Telegram. Труды Международной научно-технической конференции «Перспективные информационные технологии» (с. 23-25). Самара.

Golovnin, O. K., Kurganov, A. V. (2022) Automated system of analysis of user comment in the Telegram instant messenger. In Proceedings of the International scientific-technical conference 'Prospects on Information Technologies' (pp. 23-25). Samara. (In Russ.)

Abulaish, M., Fazil, M. (2018) Modeling topic evolution in Twitter: An embedding-based approach. IEEE Access. No. 6. P. 64847-64857.

Ahmed, A., Xing, E. P. (2012) Timeline: A dynamic hierarchical Dirichlet process model for recovering birth/death and evolution of topics in text stream. arXiv preprint arXiv:1203.3463.

Alam, M. H., Ryu, W. J., Lee, S. (2017) Hashtag-based topic evolution in social media. *World Wide Web*. No. 20. P. 1527-1549.

Allan, J., Carbonell, J. G., Doddington, G., Yamron, J., Yang, Y. (1998) Topic detection and tracking pilot study final report. URL: <https://people.cs.pitt.edu/~chang/265/proj10/sisref/1.pdf>.

Alsaedi, N., Burnap, P., Rana, O. (2017) Can we predict a riot? Disruptive event detection using Twitter. *ACM Transactions on Internet Technology (TOIT)*. No. 17(2). P. 1-26.

AlSumait, L., Barbará, D., Domeniconi, C. (2008) On-line LDA: Adaptive topic models for mining text streams with applications to topic detection and tracking. In 2008 Eighth IEEE international conference on data mining (pp. 3-12). IEEE.

Blei, D. M., Lafferty, J. D. (2006). Dynamic topic models. In *Proceedings of the 23<sup>rd</sup> International Conference on Machine Learning* (pp. 113-120). ACM.

Bohman, I. J., Rehg, W. (1997) *Deliberative Democracy*. Cambridge, MA: MIT Press.

Brigadir, I., Greene, D., Cunningham, P. (2014) Adaptive representations for tracking breaking news on twitter. arXiv preprint arXiv:1403.2923.

Cai, H., Tang, Z., Yang, Y., Huang, Z. (2014). Eventeye: Monitoring evolving events from tweet streams. In *Proceedings of the 22<sup>nd</sup> ACM International Conference on Multimedia* (pp. 747-748). ACM.

Chang, Y., Tang, J., Yin, D., Yamada, M., Liu, Y. (2016) Timeline Summarization from Social Media with Life Cycle Models. In *IJCAI-16 Proceedings* (pp. 3698-3704). AAAI.

Chen, G., Xu, N., Mao, W. (2018) An encoder-memory-decoder framework for sub-event detection in social media. In *Proceedings of the 27<sup>th</sup> ACM international conference on information and knowledge management* (pp. 1575-1578). ACM.

Chen, L., Zhang, H., Jose, J. M., Yu, H., Moshfeghi, Y., Triantafillou, P. (2018) Topic detection and tracking on heterogeneous information. *Journal of Intelligent Information Systems*. No, 51. P. 115-137.

Dermouche, M., Velcin, J., Khouas, L., Loudcher, S. (2014) A joint model for topic-sentiment evolution over time. In *2014 IEEE International Conference on Data Mining* (pp. 773-778). IEEE.

Etling, B., Alexanyan, K., Kelly, J., Faris, R., Palfrey, J. G., Gasser, U. (2010) Public discourse in the Russian blogosphere: Mapping RuNet politics and mobilization. *Berkman Center Research Publication* #2010-11. URL: [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=1698344](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1698344).

Gao, W., Peng, M., Wang, H., Zhang, Y., Han, W., Hu, G., Xie, Q. (2020) Generation of topic evolution graphs from short text streams. *Neurocomputing*. No. 383. P. 282-294.

Goyal, P., Kaushik, P., Gupta, P., Vashisth, D., Agarwal, S., Goyal, N. (2020) Multilevel event detection, storyline generation, and summarization for tweet streams. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*. No. 7(1). P. 8-23.

Grootendorst, M. (2022). BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure. arXiv preprint arXiv:2203.05794.

Habermas, J. (1992/1996). *Between facts and norms: Contributions to a discourse theory of law and democracy*. Boston, Mass.: MIT Press.

Habermas, J. (2006). Political communication in media society: Does democracy still enjoy an epistemic dimension? The impact of normative theory on empirical research. *Communication Theory*. No. 16(4). P. 411-426.

Hong, L., Yin, D., Guo, J., Davison, B. D. (2011) Tracking trends: incorporating term volume into temporal topic models. In *Proceedings of the 17<sup>th</sup> ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 484-492). ACM.

Huang, J., Peng, M., Wang, H., Cao, J., Gao, W., Zhang, X. (2017) A probabilistic method for emerging topic tracking in microblog stream. *World Wide Web*. No. 20. P. 325-350.

Jo, Y., Hopcroft, J. E., Lagoze, C. (2011) The web of topics: discovering the topology of topic evolution in a corpus. In *Proceedings of the 20<sup>th</sup> International Conference on World Wide Web* (pp. 257-266). ACM.

Kawamae, N. (2018) Topic chronicle forest for topic discovery and tracking. In *Proceedings of the 11<sup>th</sup> ACM International Conference on Web Search and Data Mining* (pp. 315-323). ACM.

King, A. A., & Anderson, F. D. (1971). Nixon, Agnew, and the 'silent majority': A case study in the rhetoric of polarization. *Western Speech*. No. 35(4). P. 243-255.

Koch, T., Arendt, F., Maximilian, L. (2017) Media effects: Cumulation and duration. In *The International Encyclopedia of Communication*. doi:10.1002/9781118783764.wbieme0217.

Lee, P., Lakshmanan, L. V., Milios, E. E. (2013) Event evolution tracking from streaming social posts. arXiv preprint arXiv:1311.5978.

Lee, P., Lakshmanan, L. V., Milios, E. E. (2014) Incremental cluster evolution tracking from highly dynamic network data. In *Proceedings of the 2014 IEEE 30<sup>th</sup> International Conference on Data Engineering* (pp. 3-14). IEEE.

Li, J., Li, S. (2013) Evolutionary hierarchical dirichlet process for timeline summarization. In *Proceedings of the 51<sup>st</sup> Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers)* (pp. 556-560). ACL.

Lin, C. X., Mei, Q., Han, J., Jiang, Y., Danilevsky, M. (2011) The joint inference of topic diffusion and evolution in social communities. In Proceedings of the 2011 IEEE 11<sup>th</sup> International Conference on Data Mining (pp. 378-387). IEEE.

Lu, X., Guo, Y., Chen, J., Wang, F. (2022) Topic change point detection using a mixed bayesian model. *Data Mining and Knowledge Discovery*. No. 36. P. 146-173.

Malik, S., Smith, A., Hawes, T., Papadatos, P., Li, J., Dunne, C., Shneiderman, B. (2013) TopicFlow: Visualizing topic alignment of Twitter data over time. In Proceedings of the 2013 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (pp. 720-726). IEEE/ACM.

Momeni, E., Karunasekera, S., Goyal, P., Lerman, K. (2018) Modeling evolution of topics in large-scale temporal text corpora. In Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media (Vol. 12, No. 1) (pp. 656-659). AAAI.

Mouffe, C. (2000) *The Democratic Paradox*. New York: Verso.

Noelle-Neumann, E. (1974) The spiral of silence a theory of public opinion. *Journal of Communication*. No. 24(2). P. 43-51.

Papacharissi, Z. (2015) *Affective publics: Sentiment, technology, and politics*. Oxford: Oxford University Press.

Passali, T., Gidiotis, A., Chatzikyriakidis, E., Tsoumakas, G. (2021) Towards human-centered summarization: A case study on financial news. In Proceedings of the First Workshop on Bridging Human-Computer Interaction and Natural Language Processing (pp. 21-27). ACL.

Perse, E. M. (2001) *Media effects and society*. Mahwah: Lawrence Erlbaum Associates.

Pfetsch, B. (2018) Dissonant and disconnected public spheres as challenge for political communication research. *Javnost – The Public*. No. 25(1-2). P. 59-65.

Saha, A., Sindhwani, V. (2012) Learning evolving and emerging topics in social media: A dynamic NMF approach with temporal regularization. In Proceedings of the 5<sup>th</sup> ACM International Conference on Web Search and Data Mining (pp. 693-702). ACM.

Shin, S., Choi, M., Choi, J., Langevin, S., Bethune, C., Horne, P., ... Choo, J. (2017) Stexnmf: Spatio-temporally exclusive topic discovery for anomalous event detection. In Proceedings of the 2017 IEEE International conference on data mining (ICDM) (pp. 435-444). IEEE.

Song, J., Huang, Y., Qi, X., Li, Y., Li, F., Fu, K., Huang, T. (2016) Discovering hierarchical topic evolution in time-stamped documents. *Journal of the Association for Information Science and Technology*. No. 67(4). P. 915-927.

Srijith, P. K., Hepple, M., Bontcheva, K., Preotiuc-Pietro, D. (2017) Sub-story detection in Twitter with hierarchical Dirichlet processes. *Information Processing & Management*. No. 53(4). P. 989-1003.

Tang, X., Yang, C. C. (2011) Following the social media: Aspect evolution of online discussion. In *Social Computing, Behavioral-Cultural Modeling and Prediction: 4<sup>th</sup> International Conference, SBP 2011, College Park, MD, USA, March 29-31, 2011. Proceedings 4* (pp. 292-300). Springer.

Wang, Z., Chen, J., Chen, J., Chen, H. (2023) Identifying interdisciplinary topics and their evolution based on BERTopic. *Scientometrics*, 1-26. doi.org/10.1007/s11192-023-04776-5.

Wang, Z., Shou, L., Chen, K., Chen, G., Mehrotra, S. (2014) On summarization and timeline generation for evolutionary tweet streams. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. No. 27(5). P. 1301-1315.

Wang, P., Zhang, P., Zhou, C., Li, Z., Yang, H. (2017) Hierarchical evolving Dirichlet processes for modeling nonlinear evolutionary traces in temporal data. *Data Mining and Knowledge Discovery*. No. 31, P. 32-64.

Yardi, S., boyd, d. (2010) Dynamic debates: An analysis of group polarization over time on twitter. *Bulletin of Science, Technology & Society*. No. 30(5). P. 316-327.

Zhang, Y., Mao, W., Lin, J. (2017) Modeling topic evolution in social media short texts. In *Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Big Knowledge (ICBK)* (pp. 315-319). IEEE.

Zhang, Z., Fang, M., Chen, L., Namazi-Rad, M. R. (2022) Is neural topic modelling better than clustering? An empirical study on clustering with contextual embeddings for topics. arXiv preprint arXiv:2204.09874.

Zhou, H., Yu, H., Hu, R., Hu, J. (2017) A survey on trends of cross-media topic evolution map. *Knowledge-Based Systems*. No. 124. P. 164-175.

Zhou, Y., Kanhabua, N., Cristea, A. I. (2016) Real-time timeline summarisation for high-impact events in twitter. In *Proceedings of the 22<sup>nd</sup> European conference on artificial intelligence* (pp. 1158-1166). IOS Press.

Authors, 2018a,b, 2020, 2021, 2022, 2023a,b