

ОБ ОСОБЕННОСТЯХ ПОСТРОЕНИЯ И АНАЛИЗА ГРАФОВ ВЗАИМОДЕЙСТВУЮЩИХ ОБЪЕКТОВ В СЕТИ TELEGRAM-КАНАЛОВ

Чеповский А.А.¹

Цель исследования: поиск методики для построения и анализа графа взаимодействующих объектов в сети Telegram-каналов, включая подсчет психолингвистических характеристик текстов. Такая методика позволяет проводить классификацию групп каналов и оценивать их информационное воздействие на пользователей.

Метод исследования: для построения взвешенного графа в процессе импорта данных применяется (U, M, R) -модель. Далее на полученном графе применяется метод Галактик для выделения неявных пересекающихся сообществ его вершин. На импортированных объединенных текстах сообществ подсчитываются психолингвистические маркеры для оценки тематической направленности каналов.

Полученный результат: в статье представлена методика работы с сетью Telegram-каналов с целью выявления групп каналов, осуществляющих информационное воздействие на пользователей. Представлен полный цикл действий, начиная от импорта данных, использования модели построения графа взаимодействующих объектов для таких сетей, заканчивая подсчетом психолингвистических характеристик текстов для групп каналов. При этом освещен вопрос наиболее эффективного для исходной задачи выделения неявных сообществ в сетях Telegram-каналов. Представлен пример сети и построенного взвешенного графа с подсчитанными на текстах маркерами, наиболее показательными для выявления тематической направленности каналов. Представленный подход за счет выделения показательных различий в соответствующих маркерах позволяет выявлять каналы, наиболее активно осуществляющие информационное воздействие на пользователей.

Научная новизна: Сочетание алгоритмического подхода и использования психолингвистических исследований представляют научную новизну данного метода. Полученные результаты позволяют с помощью методов компьютерной лингвистики в сочетании с методами выделения сообществ проводить оценку разных участников таких сетей.

Ключевые слова: Telegram, анализ социальных сетей, модель информационного воздействия, граф взаимодействующих объектов, выделение сообществ, психолингвистический анализ текстов.

DOI:10.21681/2311-3456-2023-1-75-81

1. Введение

В мессенджере Telegram помимо личных и групповых чатов существует возможность создания и администрирования некоторой версии блогов, называемых каналами. Такое название связано с тем, что они представляют собой ленту записей авторов, которая может быть публично открыта для всех пользователей по ссылке на канал или доступна по поиску внутри мессенджера. Авторы каналов имеют возможность публикации записей (постов), содержащих тексты, медиафайлы (изображения, аудио- и видеофайлы), а также модерирования (или закрытия) комментариев и реакций пользователей на посты в канале.

Кроме этого, каналы имеют возможность ссылаться и цитировать (репостить) публичные записи друг друга, вставлять в тексты упоминания других каналов с автоматическими тегами переходов для пользователей. Это все в совокупности создает возможность рассматривать множество Telegram-каналов как сеть распространения информации.

Так актуальная на сегодняшний день задача анализа распространения информации и массового информационного воздействия посредством социальных сетей активно возникает и для популярного по всему миру мессенджера Telegram. Для решения этой зада-

¹ Чеповский Александр Андреевич, кандидат физико-математических наук., доцент, Департамент прикладной математики МИЭМ НИУ ВШЭ, Москва, Россия. E-mail: aachevovsky@hse.ru

чи в предыдущих работах были представлены модели импорта данных для построения взвешенных графов взаимодействия Telegram-каналов [1] и основанный на выделении неявных сообществ метод Галактик, позволяющий выявлять в больших графах ключевые компоненты для дальнейшего анализа [2].

В данной работе показаны результаты применения данной методики для данных, полученных при импорте сети Telegram-каналов, исходно связанных с одним из популярных сайтов для поиска мест и способов времяпрепровождения жителями города Москвы в 2022 году. Приведены как разбиение такой сети на сообщества, так и показательные примеры психолингвистических характеристики текстов из каналов для ключевых типов выявленных сообществ.

2. Модель импорта данных и построение взвешенного графа

Для разных платформ социального взаимодействия в сети Интернет характерны свои методы распространения информации. Поэтому и модели импорта данных для них логично подбирать в соответствии с тем функционалом, что предоставляется каждой социальной сетью, мессенджером или иным таким сервисом. Так, для социальных сетей обычно импорт данных нацелен на построение графов общего сходства пользователей – «графов друзей». Но можно минимизируя связи общего характера строить и графы информационного взаимодействия пользователей, нацеленные на выделение аккаунтов, активно взаимодействующих с постами друг друга. Для сети коротких публичных сообщений Twitter, например, могут использоваться как модель, характеризующая хронологическое развитие импортируемых подсетей [3], так и (F, L, C, R) -модель информационного взаимодействия пользователей [4].

В этой работе рассмотрим результаты импорта данных из сети Telegram-каналов согласно (U, M, R) -модели [1], характеризующей распространение информации, имевшее место за импортируемый промежуток времени T . Опишем вначале кратко эту модель. В своих сообщениях (постах) каналы имеют возможность ссылаться и цитировать (репостить) публичные записи друг друга, вставляя в тексты сторонние URL-ссылки и упоминания других каналов с автоматическими тегами переходов для пользователей. Для построения графа взаимодействующих объектов этой сети в качестве вершин возьмем сами каналы, а ребра между ними построим на основании имевших место взаимодействий между ними за промежуток времени T . Вес на ребрах такого графа при

этом зададим как линейную комбинацию весов, соответствующих каждому из зафиксированных типов взаимодействия. Само множество вершин строится поиском в ширину начиная от заданного исходного множества, состоящего из одного или нескольких Telegram-каналов, путем пополнения этого множества за счет анализа на каждом шаге постов за промежуток времени T . Новые каналы для пополнения множества вершин находятся из постов каналов, составляющих текущее множество.

Более формально, рассмотрим взвешенный граф $G^T(V, E)$, где V – множество вершин (каналов), найденных за период T ; E – множество всех возможных ребер, определяемых из взаимодействий между соответствующими парами каналов. На данном множестве ребер E определим весовую функцию $w(e_{AB})$ ($e_{AB} \in E; A, B \in V$) следующим образом:

$$w(e_{AB}) = U \times \delta_{e_{AB}}^U + M \times \delta_{e_{AB}}^M + R \times \delta_{e_{AB}}^R, \quad (1)$$

где $\delta_{e_{AB}}^U$ – количество общих уникальных внешних ссылок в постах у каналов A и B за выбранный временной период T ;

$\delta_{e_{AB}}^M$ – количество постов, где за временной период T в своем тексте канал A упомянул канал B плюс количество постов, где B упомянул канал A (для каждого поста учитываем уникальные упоминания, то есть если в одном посте канал A упомянул несколько раз канал B , то вклад в коэффициент $\delta_{e_{AB}}^M$ будет как если бы это упоминание в данном посте было единичным);

$\delta_{e_{AB}}^R$ – количество репостов каналом A сообщений канала B , плюс количество репостов каналом B сообщений канала A за выбранный период T .

Это и есть граф взаимодействующих объектов информационного воздействия согласно (U, M, R) -модели в сети Telegram-каналов. В данной модели есть еще один параметр, отвечающий за глубину скачивания, т.е. некоторое заданное наперед ограничение для осуществления поиска в ширину.

Стоит отметить, что в графах (U, M, R) -модели каналы официальных СМИ и новостных агентств будут получать существенно более высокие значения степени вершины, даже чем профессиональные личные каналы. Это связано с тем, что количество сообщений в день для таких каналов выше на 1-2 порядка. Возможно построение и иных схожих моделей информационного взаимодействия Telegram-каналов, которые бы в меньшей степени учитывали частоту генерации постов. Например, фиксируя только факт хотя бы одного взаимодействия одного типа между каналами за

рассматриваемый временной период T . Однако, такие модели в меньшей степени фиксируют интенсивность взаимодействий и активность информационного воздействия.

3. Выделение сообществ для сетей Telegram-каналов

Для работы с построенными описанным выше способом взвешенными графами взаимодействующих объектов из сети Telegram-каналов целесообразно использовать методы, учитывающие разнородность публикуемых каналами информационных материалов. Это означает, что многие каналы содержат посты разной тематики даже при наличии у них какой-то исходной профилизации и ориентира на соответствующую целевую аудиторию. Поэтому с точки зрения такого подхода как выделение неявных сообществ [5-10] логично рассматривать разбиение графа именно на пересекающиеся сообщества. Вместе с тем сети Telegram-каналов, как правило, обладают плотностью связей выше, чем это характерно для схожих сетей, полученных при импорте данных из Twitter. Поэтому важно применять методы, позволяющие уменьшать число компонент графа, анализируемых одномоментно оператором. С этой целью, например, был разработан метод Галактик [2], который в процессе своего применения обеспечивает выделение пересекающихся неявных сообществ и рассмотрение отдельных объединений вершин, называемых «метавершинами».

4. Анализ графов с помощью психолингвистических факторов

Другим важным подходом при исследовании сетей Telegram-каналов является анализ текстов их постов, выпущенных за выбранный временной период T . Актуальным методом такого анализа может служить подсчет психолингвистических характеристик в соответствии с апробированной ранее моделью. Например, такая модель представлена в работах [11, 12]. Такой подсчет может быть выполнен как для отдельного канала, так и для всех каналов, входящих в выделенное неявное сообщество. Для второго случая целесообразно при импорте данных сохранять все тексты включаемых в граф каналов за временной период T , а после объединять их для каждого сообщества. Безусловно, для пересекающихся сообществ это означает, что некоторые тексты войдут сразу в несколько таких сообществ.

Психолингвистические характеристики могут представлять из себя большое множество показателей,

но некоторые из них наиболее актуальны для оценки вопросов распространения информации и информационного воздействия. За коэффициент лексического разнообразия примем отношение числа уникальных псевдооснов к числу словоупотреблений (в работах [11, 12] он обозначен как $LP2$). Два коэффициента действия, определяемые как отношение количества глаголов и количества глагольных форм к количеству прилагательных, обозначим за $KD1$ и $KD2$ соответственно.

В рамках предыдущей работы [2] было выявлено, что для сообществ, состоящих из новостных и политических каналов, в том числе каналов официальных СМИ, коэффициент $LP2$ в среднем ниже, чем для каналов остальных тематических направленностей. А высокие показатели этого коэффициента характерны для каналов про культуру, искусство, моду, музыку и каналы о медиа.

Значения коэффициентов $KD1$ и $KD2$, отвечающих за активность и направленность на действия, для новостных и политических каналов зависят от степени их лояльности текущему политическому руководству. Так, у оппозиционно настроенных каналов значения $KD1$ и $KD2$ выше среднего. А у новостных агентств, наоборот, ниже. Еще одна тематическая группа, для которой характерны такие показатели – это спортивные каналы в силу понятных причин.

При этом важно помнить, что каждый канал по отдельности может иметь отличные от средних показатели в силу особенностей стиля и изложения его автора или ректорской группы. Поэтому и видится целесообразным сочетать группировку каналов путем выделения неявных сообществ и анализ психолингвистических характеристик.

5. Примеры исследования

Рассмотрим граф вида $G^T(V, E)$, построенный при импорте данных из Telegram в соответствии с описанной ранее (U, M, R) -моделью. Далее на этом графе был применен метод Галактик, а после для выделенных сообществ подсчитаны их ключевые психолингвистические характеристики. На основе характеристик были сделаны предположения, которые верифицированы с помощью экспертной оценки содержания постов анализируемых каналов.

Для графа $G_1^{T_1}$ скачивание сети шло начиная с канала @kudago – этот канал соответствует развлекательному сайту <http://kudago.com/msk/>, посвященному афише развлекательных мероприятий и интересных для посещения различных публических мест горо-

да Москвы. Начиная с данного канала производился импорт данных из Telegram согласно (U, M, R) -модели с параметрами (1, 2, 3):

$$w(e_{AB}) = 1 \times \delta_{e_{AB}}^U + 2 \times \delta_{e_{AB}}^M + 3 \times \delta_{e_{AB}}^R, \quad (2)$$

т.е. веса на взаимодействиях объектов определены следующим образом: совпадающие ссылки в постах = 1; наличие упоминаний между каналами = 2; совместные репосты между каналами = 3.

При этом в качестве параметра T_1 , отвечающего за временной интервал, был взят период с 03.10.2022 по 17.10.2022. Глубина импорта данных для графа $G_1^{T_1}$ была взята равной 5. Всего в исходном графе 619 вершин и 2 973 ребра (рис. 1).

Далее к графу $G_1^{T_1}$ был применен метод Галактик и получено разбиение на неявные сообщества. Тут важно отметить, что в процессе работы алгоритма некоторые вершины и инцидентные им ребра убираются из графа как не участвующие активно во взаимодействии. Поэтому после работы метода у графа осталось 458 вершин. Эти вершины были распределены по выделенным 8 пересекающимся сообществам. Т.е. некоторые вершины в итоге вошли более, чем в одно сообщество.

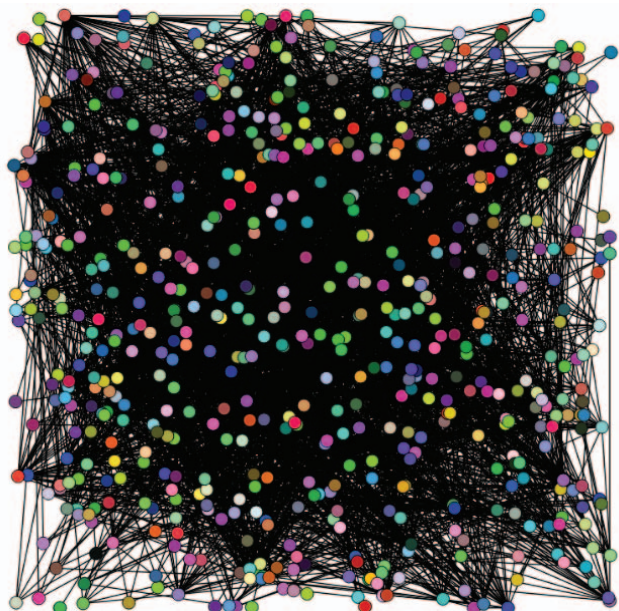


Рис. 1. Исходный граф $G_1^{T_1}$, вершины расположены и окрашены случайным образом

Построение этих итоговых сообществ устроено так, что они в свою очередь состоят из метавершин – разных пересекающихся сообществ вершин исходного графа. Поэтому картина с итоговым разбиением выглядит, как показано на рис. 2

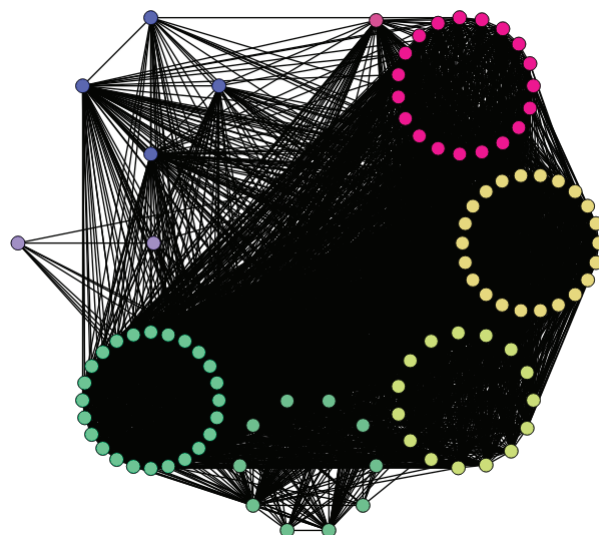


Рис. 2. Разбиение графа $G_1^{T_1}$ на 8 сообществ, состоящих из метавершин (в свою очередь - пересекающихся сообществ исходных вершин)

Далее для каждого из выделенных на графе 8 сообществ были посчитаны психолингвистические характеристики объединенных текстов их вершин (каналов) в том числе из числа описанных ранее. В таблице 1 представлены полученные с округлением до десятых значения этих вычислений. Цветом показаны отличия между сообществами в рамках каждого из рассматриваемых факторов.

Для проведения исследования и оценки репрезентативности отличий в факторах все каналы были дополнительно экспертным образом оценены на предмет публикуемого ими контента. В такой оценке так же помогает и описание каналов, но оно далеко не всегда дает полное понимание содержания и информационной направленности текстов.

Прежде всего, как видно из таблицы, сильно выделяется среди остальных сообщество S_0 , которое, по экспертной оценке, состоит из каналов, посвященных развлечениям в сфере искусства, а также учебным заведениями этой направленности. Для данного сообщества показатель лексического разнообразия значительно выше, а коэффициенты действия – ниже остальных каналов сети.

Сообщества S_1 , S_2 и S_5 показывают меньшие показатели лексического разнообразия. По экспертной оценке, сообщество S_1 состоит из оппозиционно настроенных политических каналов; сообщество S_2 состоит из новостных каналов про недвижимость, финансы, инвестиции; в сообществе S_5 собраны новостные каналы, СМИ, официальные каналы политиков. Таким образом, выделение у сообщества S_1

Таблица 1.

Основные показатели графов $G_1^{T_1}$

Характеристики \ Сообщества графа $G_1^{T_1}$	S_0	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	S_6	S_7
Число вершин (пересекаются)	17	176	112	56	7	136	32	102
Коэффициент лексического разнообразия ЛР2 – отношение числа уникальных псевдооснов к числу словоупотреблений	0,24	0,03	0,05	0,12	0,14	0,03	0,1	0,07
Коэффициент действия КД1 – отношение количества глаголов к количеству прилагательных	0,6	1,2	1,1	1,1	1,2	1,1	1	1,2
Коэффициент действия КД2 – отношение количества глаголов с причастиями и деепричастными оборотами к количеству прилагательных	0,8	1,5	1,4	1,3	1,4	1,4	1,3	1,5
Среднее количество числа «подгрупп» в одной именной группе (nsgNG)	3,3	2,8	3,1	2,7	2,8	2,9	3,5	2,7
Среднее количество числа «подгрупп» в одной глагольной группе (nsgVG)	3,7	3,3	3,6	3,3	3,3	3,5	4	3,2

высоких показателей КД1 и КД2 так же является хорошим маркером.

Сообщество S_7 состоит из каналов, посвященных спортивным развлечениям, футбольным клубам, а также некоторым букмекерским конторам.

Сообщество S_4 самое маленькое и состоит из нескольких каналов, посвященных развлечениям в Крыму, и политических каналов.

Сообщество S_3 содержит в большинстве своем официальные каналы, посвященные местам развлечений в Москве, а также городским ведомствам.

Каналы сообщества S_6 нацелены на темы недвижимости, финансов, инноваций.

Как видно из этого описания, выделенные характеристики сообществ этой сети соответствуют ожидаемым результатам. Что подтверждает тезисы, обозначенные ранее, а также позволяет считать анализ психолингвистических характеристик выделенных сообществ хорошим методом выявления каналов с активным информационным воздействием на их читателей.

Кроме описанных ранее маркеров можно рассмотреть еще два: среднее количество числа «подгрупп» в одной именной группе (nsgNG) и среднее количество числа «подгрупп» в одной глагольной группе (nsgVG). Эти маркеры указывают в каком-то смысле на сложность текстов и понятий, в них описываемых. Что ожидается возрастает для каналов про искусство и культуру, финансы и инвестиции.

Таким образом, для выделенных методом Галактик сообществ эффективно работает оценка психолингви-

стических факторов как способ выявления каналов разного типа. Особенно успешно выявляются группы каналов, информационное воздействие которых нацелено на побуждение действий со стороны их читателей.

6. Выводы

В данной статье представлена методика работы с сетями Telegram-каналов с целью оценки среди них наиболее активных с точки зрения информационного воздействия на пользователей. Показан полный цикл действий, позволяющих строить взвешенные графы для таких сетей, выявлять на них пересекающиеся сообщества вершин, анализировать тексты выделенных сообществ. Построение графа производится за счет импорта данных из Telegram в соответствии с (U, M, R) – моделью. Выделение сообществ производится с помощью метода Галактик, а анализ текстов происходит за счет подсчета психолингвистических факторов объединенных по найденным сообществам текстов. Такой выбор метода выделения сообществ обусловлен особенностью сетей Telegram-каналов, в которых большинство вершин в силу разного тематического наполнения каналов может относиться к нескольким неявным сообществам.

На примере реальных данных представлена работа по этой методике. Показано, что для качественного анализа сети Telegram-каналов удобным инструментом является сочетание алгоритмического подхода по выделению сообществ в совокупности с подсчетом психолингвистических характеристик. Это позволяет

выделять группы каналов, ведущих активное информационное воздействие.

При этом определены показательные психолингвистические факторы, значения которых позволяют выделять такие каналы. Это как коэффициенты лексического разнообразия, так и коэффициенты действия.

Для целей комплексного анализа подсетей Telegram-каналов актуальным для будущих исследований является вопрос ширины таких сетей и подбора параметров для импорта данных, позволяющих наиболее эффективно получить искомые данные для дальнейшего анализа по представленной методике.

Рецензент: Баранов Александр Павлович, доктор физико-математических наук, академик Академии криптографии России, г. Москва, Россия. E-mail:baranov.ap@yandex.ru

Литература

1. Попов В.А., Чеповский А.А. Модели импорта данных из мессенджера Telegram // Вестник Новосибирского государственного университета. Серия: Информационные технологии. 2022. Т.20, №2, С. 60-71.
2. Попов В.А., Чеповский А.А. Выделение неявных пересекающихся сообществ на графе взаимодействия Telegram-каналов с помощью «метода Галактик» // Труды ИСА РАН. 2022. Т.72, №4, С. 39-50.
3. Воронин А.Н., Ковалева Ю.В., Чеповский А.А. Взаимосвязь сетевых характеристик и субъектности сетевых сообществ в социальной сети Твиттер // Вопросы кибербезопасности. 2020. Т. 37. № 3. С. 40-57.
4. Попов В.А., Чеповский А.А. Модели импорта данных из Твиттера // Вестник НГУ. Серия: Информационные технологии. 2021. Т.19, №2. С. 76–91.
5. Fortunato, S., Newman, M. E. J. 20 years of network community detection. Nat. Phys. 2022; 18:848–850.
6. Ahuja M.S., Singh J., Neha Practical Applications of Community Detection // International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering. 2016. Vol. 6. No 4. Pp. 412-415.
7. Коломейченко М.И., Поляков И.В., Чеповский А.А., Чеповский А.М. Выделение сообществ в графе взаимодействующих объектов. Фундаментальная и прикладная математика. 2016, том 21. №3. стр. 131-139.
8. Лещёв Д.А., Сучков Д.В., Хайкова С.П., Чеповский А.А. Алгоритмы выделения групп общения // Вопросы кибербезопасности. 2019. Т. 32. № 4. С. 61-71.
9. Соколова Т.В., Чеповский А.А. Анализ профилей сообществ социальных сетей. Системы высокой доступности. 2018. Т. 14, № 3. стр. 82-86.
10. Соколова Т.В., Чеповский А.М. Проблема восстановления профилей пользователей социальных сетей // Вопросы кибербезопасности. 2019. № 4(32). С. 88-93.
11. Аванесян Н.Л., Соловьев Ф.Н., Тихомирова Е.А., Чеповский А.М. Выявление значимых признаков противоправных текстов // Вопросы кибербезопасности. 2020. № 4(38). С. 76-84. DOI:10.21681/2311-3456-2020-04-76-84.
12. Аванесян Н.Л., Соловьев Ф.Н., Чеповский А.А. Характеристики текстов сообществ социальных сетей // Вестник НГУ. Серия: Информационные технологии. 2021 Т.19, №1. С. 5–14. DOI: 10.25205/1818-7900-2021-19-1-5-14.

ON THE CONSTRUCTION AND ANALYSIS FEATURES OF GRAPHS OF INTERACTING OBJECTS IN THE TELEGRAM-CHANNELS NETWORK

*Chepovskiy A.A.*²

The purpose of the study: search for a technique for constructing and analyzing a graph of interacting objects in the network of Telegram channels, including the calculation of psycholinguistic characteristics of texts. This technique makes it possible to classify groups of channels and evaluate their informational impact on users.

Method: (U, M, R) -model is used to build a weighted graph during data import. Next, on the resulting graph, the Galaxies method is applied to reveal implicit intersecting communities. Psycholinguistic factors are calculated on the imported combined texts of communities to assess the channels thematic focus.

² Alexander A. Chepovskiy, Ph.D. (mathematics), Associate Professor, Department of Applied Mathematics, HSE Tikhonov Moscow Institute of Electronics and Mathematics (MIEM HSE), National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russia. E-mail: aachepovsky@hse.ru.

Results: the article presents a methodology for working with a network of Telegram channels in order to identify groups of channels that carry out information impact on users. A full cycle of actions is presented, starting from data import, using a model for constructing a graph of interacting objects for such networks, and ending with the calculation of psycholinguistic characteristics of texts for groups of channels. At the same time, the issue of the most effective selection of implicit communities in networks of Telegram channels is highlighted. An example of a network and a constructed weighted graph with markers calculated on texts, which are the most indicative for identifying the channels focus, is presented. The presented approach, by highlighting significant differences in the corresponding markers, makes it possible to identify channels that most actively carry out informational impact on users. The combination of an algorithmic approach and the use of psycholinguistic research represent the scientific novelty of this method. The results obtained make it possible, using the methods of computational linguistics in combination with the communities reveal methods, to evaluate different participants in such networks.

Keywords: Telegram, analysis of social networks, model of information impact, graph of interacting objects, community detection, psycholinguistic analysis of texts

References

1. Popov V.A., Chepovskiy A.A. Modeli importa dannykh iz messendzhera Telegram // Vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Informacionnye tekhnologii. 2022. T.20, №2. S. 60-71. (in Russian).
2. Popov V.A., Chepovskiy A.A. Vydelenie neyavnykh peresekayushchikhsya soobshchestv na grafe vzaimodejstviya Telegram-kanalov s pomoshchyu «Metoda Galaktik» // Trudy ISA RAN. 2022. T.72. №4. S. 39-50. (in Russian).
3. Voronin A.N., Kovaleva J.B., Chepovskiy A.A. Vzaimosvyaz setevykh kharakteristik i subektnosti setevykh soobshchestv v socialnoj seti Twitter // Voprosy kiberbezopasnosti [Cybersecurity issues]. 2020. T. 37. № 3. S. 40-57. DOI:10.21681/2311-3456-2020-03-40-57 (in Russian).
4. Popov V.A., Chepovskiy A.A. Modeli importa dannykh iz Tittera // Vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Informacionnye tekhnologii. 2021. T.19, №2. S. 76–91. (in Russian).
5. Fortunato, S., Newman, M. E. J. 20 years of network community detection. Nat. Phys. 2022; 18:848–850.
6. Ahuja M.S., Singh J., Neha Practical Applications of Community Detection // International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering. 2016. Vol. 6. No 4. Pp. 412-415.
7. Kolomejchenko M.I., Polyakov I.V., Chepovskiy A.A., Chepovskiy A.M. Vydelenie soobshchestv v grafe vzaimodejstvuyushchikh obektov // Fundamentalnaya i prikladnaya matematika. 2016, T. 21. №3. S. 131-139. (in Russian).
8. Leshhyov D. A., Suchkov D. V., Khajkova S. P., Chepovskiy A.A. Algoritmy vydeleniya grupp obshcheniya // Voprosy kiberbezopasnosti [Cybersecurity issues]. 2019. T. 32. № 4. S. 61-71. DOI: 10.21681/2311-3456-2019-4-61-71. (in Russian).
9. Sokolova T.V., Chepovskiy A.A. Analiz profilej soobshhestv social`ny`x setej. Sistemy` vy` sokoju dostupnosti. 2018. T. 14, № 3. str. 82-86. DOI: 10.18127/j20729472-201803-14. (in Russian).
10. Sokolova T.V., Chepovskiy A.M. Problema vosstanovleniya profilej pol`zovatelej socialnykh setej // Voprosy kiberbezopasnosti [Cybersecurity issues]. 2019. № 4(32). S. 88-93. DOI: 10.21681/2311-3456-2019-4-88-93. (in Russian).
11. Avanesyan N.L., Solovev F.N., Tikhomirova E.A., Chepovskiy A.M. Viayvlenie znachimikh priznakov protivopravnykh tekstov // Voprosy kiberbezopasnosti [Cybersecurity issues]. 2020. № 4(38). S. 76-84. DOI:10.21681/2311-3456-2020-04-76-84. (in Russian).
12. Avanesyan N.L., Solovev F.N., Chepovskiy A.A. Kharakteristiki tekstov soobshchestv socialnykh setej // Vestnik Novosibirskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Informacionnye tekhnologii.. 2021 T.19, №1. S. 5–14. DOI 10.25205/1818-7900-2021-19-1-5-14. (in Russian).

