

ВЗАИМОСВЯЗЬ СЕТЕВЫХ ХАРАКТЕРИСТИК И СУБЪЕКТНОСТИ СЕТЕВЫХ СООБЩЕСТВ В СОЦИАЛЬНОЙ СЕТИ ТВИТТЕР¹

Воронин А.Н.², Ковалева Ю.В.³, Чеповский А.А.⁴

Цель статьи: анализ графа взаимодействующих объектов социальных сетей на основе выделения неявных сообществ, оценка субъектности выделенных сообществ, сопоставление сетевых характеристик сообществ и различных показателей их субъектности.

Метод: выделение сообществ на построенном взвешенном графе социальной сети, психолингвистический анализ контента сообществ с помощью перечня дискурсивных маркеров субъектности, статистические методы выявления взаимосвязи сетевых характеристик и частоты дискурсивных маркеров.

Полученный результат: разработаны алгоритмы построения графа и импорта атрибутов пользователей, реализован алгоритм разбиения взвешенного графа на неявные сообщества пользователей, проведена оценка субъектности контента выделенных сетевых сообществ в социальной сети Твиттер, выявлена взаимосвязь и направленный сдвиг связности графа и различных показателей субъектности сетевого сообщества.

Ключевые слова: дискурсивные маркеры, анализ социальной сети, выделение сообществ, граф социальных сетей.

DOI: 10.21681/2311-3456-2020-03-40-57

1. Введение

Значимость социальных сетей в современном мире сложно переоценить. Становление, самоорганизация и трансформация сетевых сообществ в сети происходит необычайно динамично, опосредствуя большинство социальных отношений в реальной жизни. Социальные сети не только поддерживают социальные связи, но и служат средством распространения актуальной информации и новостей. В политической жизни страны социальные сети становятся инструментом консолидации оппозиции, в научной — способом организации научных мероприятий, для бизнес-сообщества платформы социальных сетей представляют собой уникальный канал маркетинговых коммуникаций. При этом характер общения и взаимодействия в социальных сетях существенно меняется. Социальные и психологические проблемы в сетевой интернет-среде являются сегодня предметом анализа для множества научных дисциплин, связанных с изучением homo informaticus — человека информационной эпохи. Изучение больших данных позволяет обнаруживать закономерности, ранее невидимые глазу исследователя [1], [2]. В связи с этим междисциплинарное и комплексное исследование сетевых сообществ связано с интеграцией нескольких научных подходов: социально-психологического, дискурсивного

и математического. В настоящий момент при изучении групповых процессов исследователи сосредоточены в основном на динамике относительно простых феноменов в социальных сетях: эмоциональном заражении и распространении мемов [3], информационных каскадах в связи с теми или иными обсуждаемыми событиями [4], [5], групповой поляризации и возникновения «эхо-камер» [6], распространении слухов и ложной информации [7]. Напротив, исследования более сложных явлений, таких как коллективная память и социальные представления, относительно редки [8]. Создаются математические модели социальной динамики, на основе которых предсказываются распространение информации, социальные связи и групповое внимание [9].

В любом случае выделение сетевого сообщества в социальной сети и описание его характеристик является центральной задачей. Ключевой психологической характеристикой сообщества как социальной группы являются субъектность. Субъектность как самодетерминированная и самопроизвольная активность на уровне социальной группы проявляется в различных формах совместной активности: совместная деятельность, внутригрупповое взаимодействие, групповое поведение и групповое самопознание. Наиболее полно

1 Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ в рамках научных проектов № 18-00-00606 (К), 18-00-00233, 18-00-00605 и № 19-07-00806

2 Воронин Анатолий Николаевич, доктор психологических наук, главный научный сотрудник лаборатории психологии речи и психолингвистики Федерального государственного бюджетного учреждения науки Институт психологии РАН, Москва, Россия. E-mail: voroninan@bk.ru

3 Ковалева Юлия Валерьевна, кандидат психологических наук, старший научный сотрудник лаборатории истории психологии и исторической психологии Федерального государственного бюджетного учреждения науки Институт психологии РАН, Москва, Россия. E-mail: julkov@inbox.ru

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

феномен субъектности на уровне групп раскрывается через анализ коллективного субъекта и такие его атрибуты как взаимосвязанность и взаимозависимость, совместная активность, рефлексия [10]. Одним из подходов к исследованию субъектности сетевых сообществ является дискурсивная парадигма [11], [12], опирающаяся на выделение дискурсивных маркеров в контенте сетевых сообществ [13], [14] и оценке относительной частоты их встречаемости в соответствии с моделями их проявления в контенте [15]. При решении задачи выделения сетевого сообщества основополагающими являются методы анализа свойств графа и атрибутов вершин и ребер. Так широко известна задача выявления неявных сообществ в сетях взаимодействующих объектов [16-20]. Одними из часто используемых являются аналоги и модификации известных алгоритмов Infomap [21-23] и Louvain [24], [25].

В ряде работ [26-29] на основе анализа дружеских связей и значения одной из характеристик профиля в социальной сети восстанавливались различные характеристики: колледж, специализация, год, факультет, пол, место жительства, студенческий статус, специализация, школа, хобби, университет.

В [28] выдвигается более сильное предположение, утверждающее, что пользователи, имеющие одинаковые характеристики, более склонны не только становиться друзьями, но и образовывать плотные группы – сообщества. Пользователей с известными значениями характеристик разбивают на сообщества на этом основании. Для предсказания атрибутов у остальных пользователей, их распределяют по сообществам по близости к членам сформированных сообществ. В [29] предлагается анализировать структуру социальных связей пользователей. В ходе работы алгоритма используются уже известные связи между пользователями двух социальных сетей, с помощью которых вычисляется близость между оставшимися пользователями и выбираются наиболее близкие. Подтверждение работоспособности алгоритма проводится как на реальных данных из социальных сетей, так и на синтетических данных.

В данной работе предложен метод построения и анализа взвешенных графов для выявления неявных сообществ в социальных сетях с целью сбора соответствующих данных по сообщениям заданной психологической направленности, что максимально соответствует структуре взаимодействия пользователей социальных сетей. В такой постановке задача решается впервые в отечественной науке и не имеет прямых аналогов по методам исследований с зарубежными публикациями.

2. Построение социальных графов на примере сети Twitter

Социальные сети содержат в себе большое количество информации и служат важным инструментом для взаимодействия людей. Для структурированного описания социальных сетей удобно использовать социальный граф – граф, вершины которого представляют собой социальные объекты (аккаунты пользователей, сообщества), а ребра описывают отношения между ними.

В социальной сети Twitter каждый пользователь имеет свой профиль с уникальным текстовым идентификатором. У каждого пользователя есть возможность подписаться на обновления других. Если один пользователь подписан на второго пользователя, то второй для первого называется Читаемым (following), а первый для второго – Читателем (follower). Также пользователи могут публиковать посты, которые остальные оценивают (ставят лайки), комментируют и публикуют у себя на страницах (ретвитят). Таким образом, в сети Twitter можно выделять различные взаимодействия и социальные связи между пользователями. Поэтому данная социальная сеть может быть по-разному представлена в виде социального графа.

Можно выделить следующие различные типы графов, например: граф подписок (ориентированный граф, в котором вершины – пользователи, а ребра отображают наличие направленных связей между ними), лайк-граф (ориентированный граф, в котором вершины – пользователи, а ребра отображают направленные связи, указывающие наличие отметок одного пользователя под твитами у другого).

В данной работе производится построение и анализ смешанного взвешенного графа – неориентированного графа, в котором вершины – пользователи, а ребра отображают наличие подписок и недавних лайков между пользователями, инцидентными соответствующему ребру. Вес каждого ребра задается определенной формулой, зависящей от наличия подписок и лайков.

Импорт данных из Twitter был основан на парсинге html-кода нужных страниц профилей пользователей и их твитов. При парсинге разметка страницы преобразуется в дерево синтаксического разбора, в котором ищутся необходимые для анализа элементы. По изначально заданному множеству постов-твитов получены следующие списки: список пользователей, лайкнувших этот пост, список пользователей, ретвитнувших данный пост, и список пользователей, прокомментировавших пост. Причем список комментаторов можно составлять с учетом заданного временного периода. Например, можно получить список людей, прокомментировавших пост в первый час, в течение первых 12 часов или за первые сутки. Список пользователей формируется на основе объединения всех этих списков.

Назовем Моделью социальный граф, построенный таким образом, в котором расчет веса ребра осуществляется по следующей формуле:

$$e_{ij} = 1 \cdot following_i + 1 \cdot follower_j + 2 \cdot likes_{ij} + 2 \cdot likes_{ji}$$

Переменная $likes_{ij}$ равна 1, если на последних 10 постах пользователя i есть хотя бы один лайк пользователя j , иначе – 0. При взаимном фолловерстве и взаимных лайках вес ребра равен 6, это – максимальное значение веса в данной Модели. При взаимном фолловерстве и односторонних лайках вес ребра будет равен 4. Ребра с весом равным 0 считаются отсутствующими, что может приводить к наличию изолированных вершин.

Необходимо отметить, что такая Модель учитывает лишь наличие взаимодействия и в меньшей степени интенсивность этого взаимодействия между парами пользователей. Действительно, максимальный вес ребер достигается как для пользователей с большим числом взаимных лайков, так и просто для взаимных фолловеров при наличии хотя бы одной пары двусторонних лайков на последних 10 постах.

3. Выделение сообществ

Методы выделения неявных сообществ на графах часто сводятся к нахождению такого разбиения множества его вершин на подмножества, при котором достигается оптимальное значение некоторого показателя.

Например, алгоритм Infomap, одна из модификаций которого использовалась в данной работе, основан на принципах оптимального сжатия информации о случайном блуждании в графе. Сжатие информации осуществляется за счет использования кода Хаффмана, в котором самые короткие кодовые слова присваиваются самым частым событиям или объектам (в нашем случае – вершинам), а самые длинные кодовые слова – наименее частым. Алгоритм минимизирует ожидаемую при текущем разбиении длину описания случайного блуждания.

Другой широко известный алгоритм выделения неявных сообществ, алгоритм Louvain, заключается в оптимизации показателя Q – модулярности Ньюмана-Гирвана [16], [17] характеризующей разницу в плотности полученных сообществ в сравнении с условно ожидаемой. Для подсчета Q используется следующая формула:

$$Q = \frac{1}{2m} \sum_{ij} \left(A_{ij} - \frac{d_i \cdot d_j}{2m} \right) \cdot \delta(c_i, c_j),$$

где m – количество ребер графа,
 A_{ij} – элемент матрицы смежности графа
 d_i – степень вершины,
 c_i – сообщество, к которому принадлежит вершина,

$$\delta(c_i, c_j) = \begin{cases} 0, & c_i = c_j; \\ 1, & c_i \neq c_j. \end{cases}$$

Данный алгоритм [9] является агломеративным и заключается в том, что изначально каждой вершине присваивается ее собственное сообщество, а затем основной шаг алгоритма состоит в том, что необходимо подсчитать возможное изменение Q при переносе каждой из вершин из их текущих сообществ в сообщество каждой из соседних вершин. Данный шаг продолжается до тех пор, пока возможно существенно увеличить Q . При этом алгоритм иерархический и после завершения основного шага продолжается аналогично уже для метаграфа, составленного из метавершин – текущих сообществ.

4. Возникновение групп общения в процессе обсуждения постов в Twitter

Для социальной сети Twitter были исследованы примеры развития по времени групп общения, возника-

ющих вокруг опубликованных постов по трем временным отрезкам: через 1 час, через 12 часов и через 24 часа после публикации поста. В качестве контрольных примеров исследовалось возникновение сообществ вокруг трех различных постов, каждый из которых за сутки концентрировал вокруг себя несколько десятков акторов. Обозначим рассматриваемые далее посты из социальной сети Twitter как A , B и C .

Для каждого поста по трем временным отрезкам были скачаны графы, вершины которых формировались как объединение множества пользователей, осуществлявших с исходным постом взаимодействие одного из следующих двух типов:

- пользователи из числа комментаторов исходного поста;
- пользователи из числа лайкнувших исходный пост.

Ребра с весами при этом строились в соответствии с указанной в разделе 2 Модели, нулевой вес означает отсутствие ребра. Так для каждого из постов A , B , C была построена своя тройка взвешенных графов, соответствующих своим временным отрезкам. Будем обозначать их далее, как G_t^p , где p – обозначает пост, а t – временной промежуток скачивания графа для этого поста. Например, для поста A получается следующая тройка графов:

G_1^A – граф для поста A через 1 час после поста;

G_{12}^A – граф для поста A через 12 час после поста;

G_{24}^A – граф для поста A через 24 час после поста.

В этом разделе данной работы изучим выделение сообществ в графах без учета веса на их ребрах. Это даст возможность посмотреть на топологические свойства и общий ход развития графа по мере прохождения времени.

Ниже показан пример разбиения на сообщества для графа G_1^A . Как видно из рисунка 1, значительное число вершин являются изолированными, т.е. эти пользователи взаимодействовали с исходным постом, но не связаны фолловерством с другими вершинами графа, не ставили лайки сами и не получали лайки от других вершин графа.

Далее в работе изолированные вершины убраны из графов как не несущие информации для предмета текущего исследования. Теперь графу G_1^A будет соответствовать следующая визуализация (рис. 2):

Как легко видеть, для данного поста на первом временном отрезке можно ожидаемо выделить большую группу пользователей, связанных с автором поста, это большое сообщество с вершинами синего цвета. Данное сообщество состоит из 31 вершины, включая самого автора исходного поста. Другие два выделенных сообщества имеют размеры 3 и 4 соответственно. На следующем временном отрезке происходит существенный рост числа вершин и ребер графа, что приводит к формированию новых крупных сообществ. Граф G_{12}^A представлен на рисунке 3:

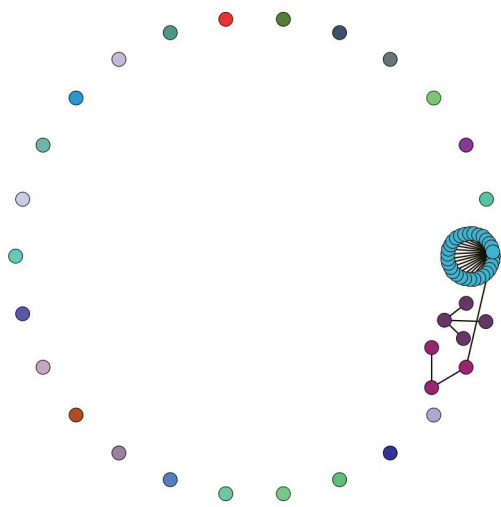


Рис. 1. Граф G_1^A с изолированными вершинами и разбиением на сообщества

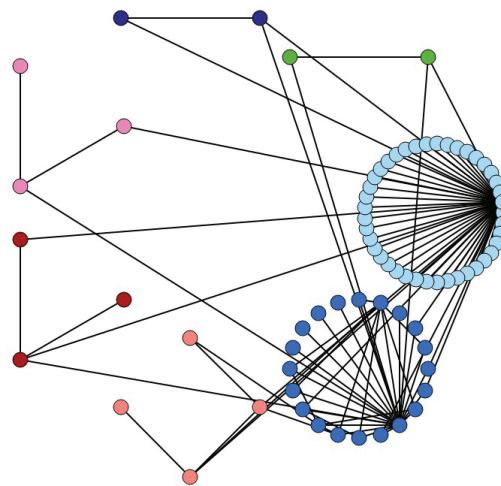


Рис. 3. Граф G_{12}^A без изолированных вершин, разбитый на сообщества

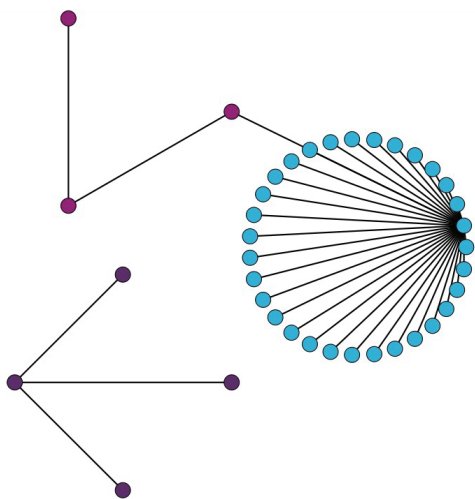


Рис. 2. Граф G_1^A без изолированных вершин, разбитый на сообщества

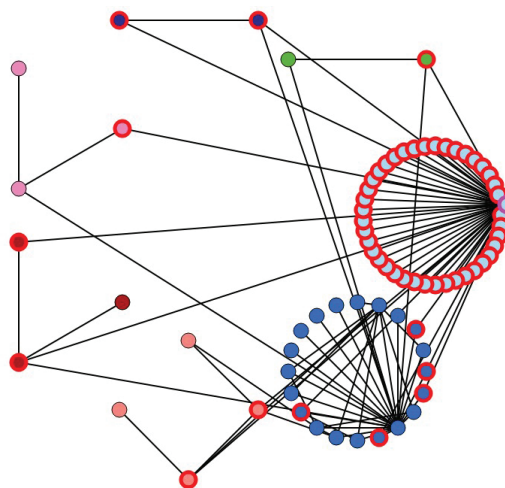


Рис. 4. Выделение вершин, смежных с автором поста на графе G_{12}^A

Сообщества графа G_{12}^A устроены более сложным образом, взаимодействие с постом ведется уже преимущественно не только фолловерами автора, но и более широким кругом пользователей. Самое большое такое сообщество (обозначено синим цветом) состоит из 20 вершин. Тут имеется выделяющаяся даже визуально вершина – лидер мнений. Пользователи, соответствующие большинству вершин сообщества, не имеют дополнительных недавних взаимодействий помимо комментариев исходного поста, т.к. при наличии лайков поста, они имели бы ребра, инцидентные его автору. Покажем это явно, выделим вершину, соответствующую автору поста, и подсветим смежные с ней вершины (рис. 4)

Из рисунка видно, что лайкали пост только 5 из 20 пользователей данного сообщества, причем условный лидер мнений в число этих 5 не входит. Кроме этого, сразу видно, что у большинства других маленьких сообществ ситуация прямо противоположная.

Далее рассмотрим граф G_{12}^A , в котором присутствуют уже выявленные ранее сообщества подписчиков исходного пользователя, относительно большое сообщество, по-прежнему окрашенное синим цветом, но содержащее теперь уже 17 вершин вместо 20, а также новое относительно большое сообщество из 12 вершин. В графе присутствуют и совсем небольшие остальные сообщества (рис. 5). Необходимо отметить также и уменьшение общего числа сообществ при росте числа вершин и ребер. Это связано с тем, что по мере добавления вершин и ребер система сообществ графа входит в равновесие, сообщества стабилизируются: при добавлении новых вершин, некоторые старые «притягиваются» из своих сообществ в другие из-за увеличения общего веса этих сообществ. Также видно, что за эти 12 часов при переходе от G_{12}^A к G_{24}^A число вершин и

ребер выросло не так сильно, как при первом переходе от G_1^A к G_{12}^A , когда число вершин выросло примерно в два раза.

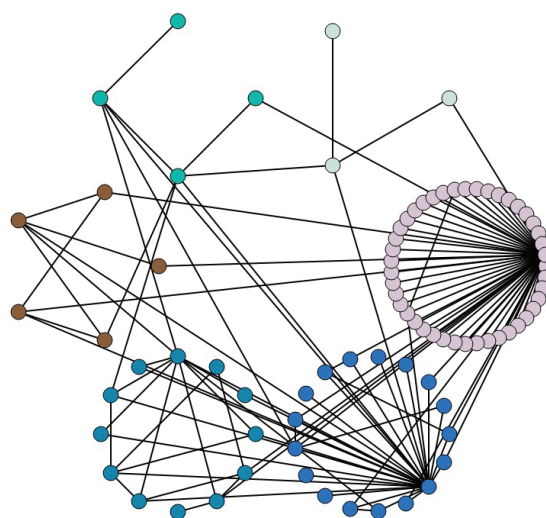


Рис. 5. Граф G_{24}^A без изолированных вершин, разбитый на сообщества

Для графов поста B можно заметить ту же тенденцию, но вырожденную тем, что основное сообщество за 24 часа «притянуло» к себе и «поглостило» другое крупное, второе по величине в этом графе. Можно сказать, что в данном случае произошло «схлопывание» сообществ (см. рис 6).

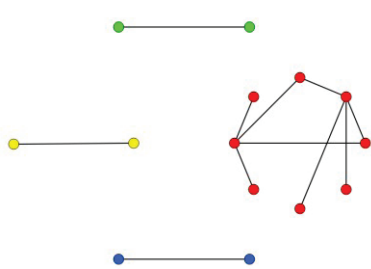


Рис. 6а. Граф G_1^B – формирование первичных сообществ

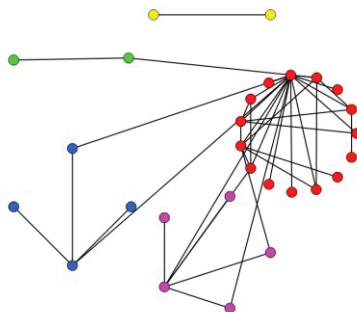


Рис. 6б. Граф G_{12}^B , – расширение графа, рост числа и размеров сообществ

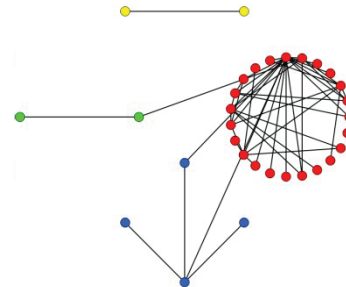


Рис. 6в. Граф G_{24}^B – этап «схлопывания» сообществ

Таблица 1.

Изменение со временем графов для поста C

Граф	Число вершин – n	Число ребер – m	Число выделенных сообществ – S
G_1^C	20	33	3
G_{12}^C	129	414	6
G_{24}^C	199	890	8

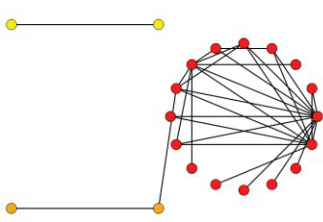


Рис. 7а. Граф G_1^C – формирование первичных сообществ

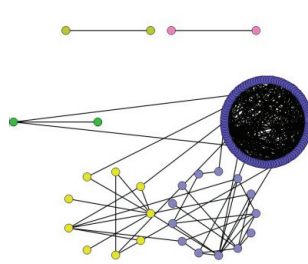


Рис. 7б. Граф G_{12}^C – расширение графа, рост сообществ

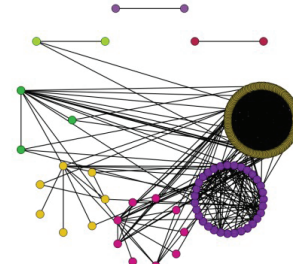


Рис. 7в. Граф G_{24}^C – продолжение роста сообществ

Рассмотрим преобразования графа для третьего поста, он вызвал большую реакцию пользователей Twitter в силу относительной известности автора. Необходимо отметить, что с точки зрения основных показателей – числа вершин и ребер, говорить в данном случае о полной стабилизации системы сообществ за 24 часа рано. При этом все же переход от G_{12}^C к G_{24}^C идет уже с серьезным снижением темпа роста по сравнению с переходом от G_1^C к G_{12}^C (см. таб. 1).

Действительно, если посмотреть на визуализацию разбиения трех графов для этого поста по времени (рис. 7), то можно отметить, что сообщества планомерно растут, практически без «поглощения» больших групп вершин, только с редкими включениями отдельных вершин в другие сообщества.

4. Учет веса ребер при выделении сообществ

В данном разделе посмотрим на то, как меняется выделяемая структура сообществ на девяти рассмотренных ранее графах G_i^P в случае учета веса на ребрах. Для графа G_1^A при учете веса ребер структура сообществ не меняется. Этот результат логичен в силу разделения графа на компоненты связности и недостаточности большого веса ребра между двумя сообществами. Вес на этом ребре равен 3, меньшее сообщество имеет общий вес, равный 4, а большее сообщество имеет общий вес 38 и не может «притянуть» из меньшего сообщества вершину пользователя @XXX, смежную с одной из своих вершин (рис.8).

Покажем в качестве примера, что если отредактировать граф и увеличить, например, до 115 вес ребра между пользователями @XXX и @YYY, то такое «притяжение» произойдет (рис.8а). Но согласно описанной в разделе 2 Модели при формировании графов вес на ребре не может превышать значения, равного 6. Поэтому хоть используемый для взвешенных графов алгоритм и мог бы выделять сообщества иначе, для этого иногда требуется наличие запредельно высокой связи между вершинами разных сообществ, что невозможно в рамках рассматриваемой Модели.

Рассмотрим далее более подробно, как меняются разбиения графов при учете веса ребер в рамках Модели. Взвешенный граф G_{12}^A разбивается алгоритмом Infotar на 6 сообществ, имеющих следующие размеры: 43-20-4-3-3-2. Напомним, что как показано на рис. 3 в случае, если на ребрах графа не заданы веса, то разбиение давало 7 сообществ размеров 41-20-4-3-3-2-2. Легко видно, что одно сообщество из двух вершин для взвешенного случая становится частью самого большого сообщества графа, увеличивая его размер с 41 до 43 вершин.

Применение алгоритма Infotar к графу G_{24}^A дает разбиение на 9 сообществ с размерами 41-15-8-5-4-4-3-2-2 (рис. 11а). Что в целом близко к разбиению, полученному до учета весов, при котором выделялись 6 сообществ с размерами 43-17-12-5-4-3. Если применить алгоритм Louvain к графу G_{24}^A , то будет выделено 13 сообществ: 41-11-4-4-4-4-4-3-2-2-2-2-1 (рис. 11б).

Взаимосвязь сетевых характеристик и субъектности сетевых сообществ...

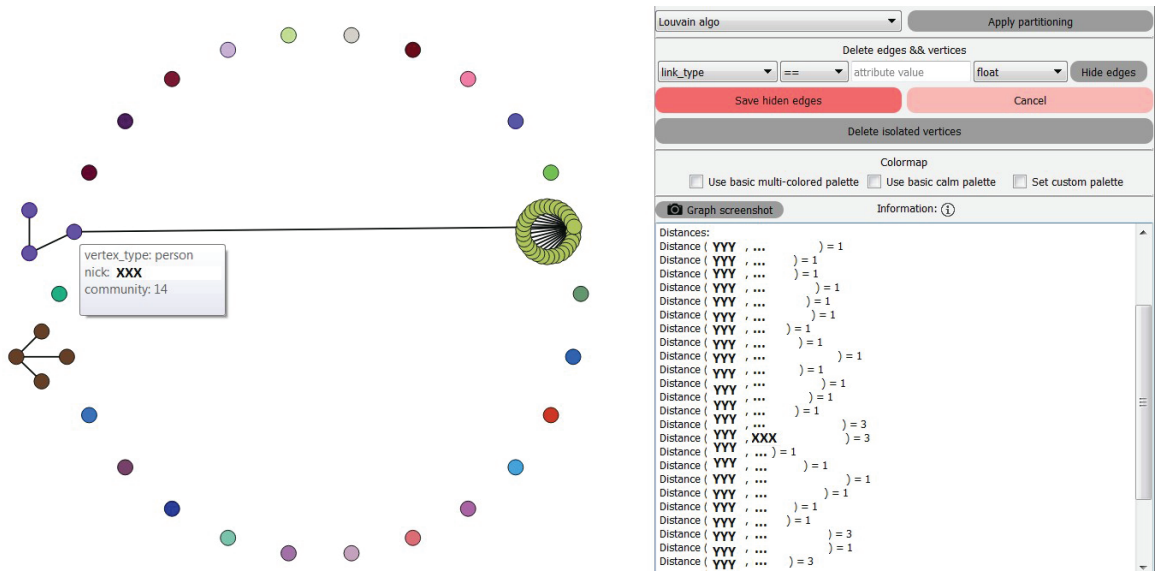


Рис. 8. Граф G_1^A со всеми вершинами и с учетом веса ребер (аккаунты пользователей зашифрованы)

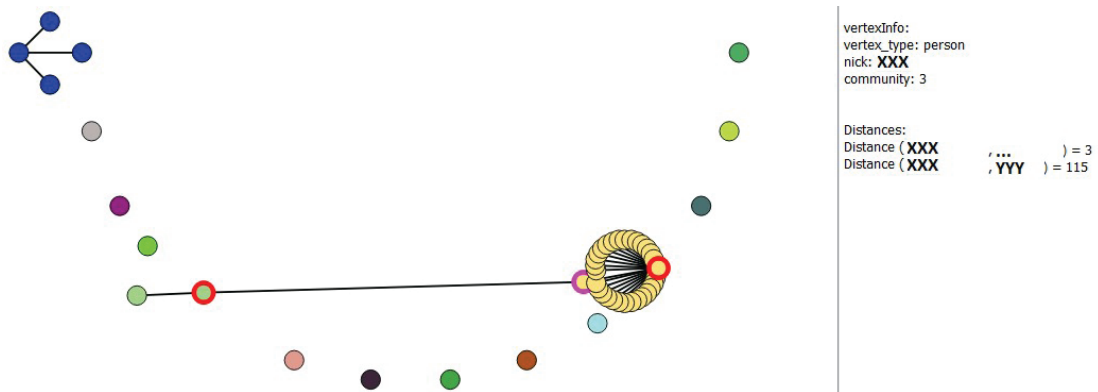


Рис. 9. Разбиение графа G_1^A с измененным весом одного из ребер (аккаунты пользователей зашифрованы)

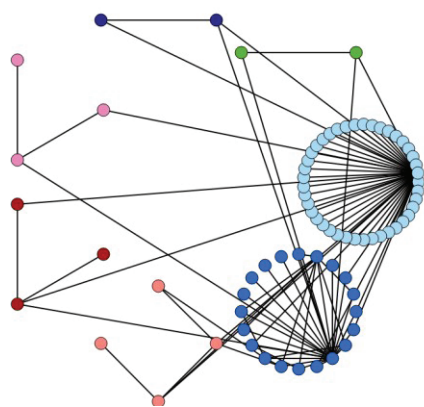


Рис. 10а. Разбиение не взвешенного графа G_{12}^A

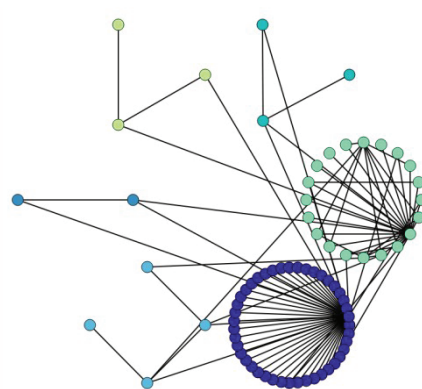


Рис. 10б. Разбиение взвешенного графа G_{12}^A

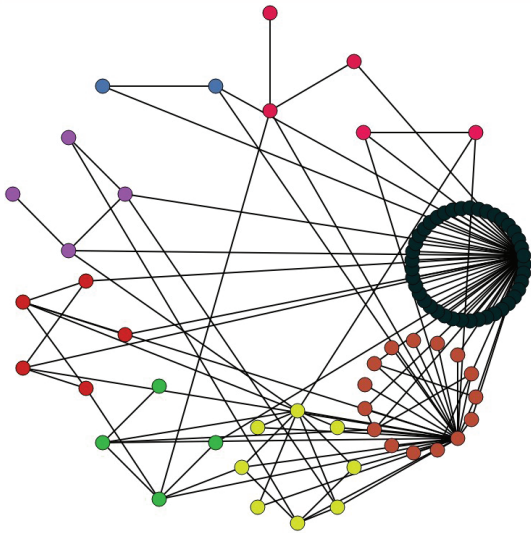


Рис. 11а. Разбиение графа G_{24}^A алгоритмом Infomar на сообщества с учетом веса ребер

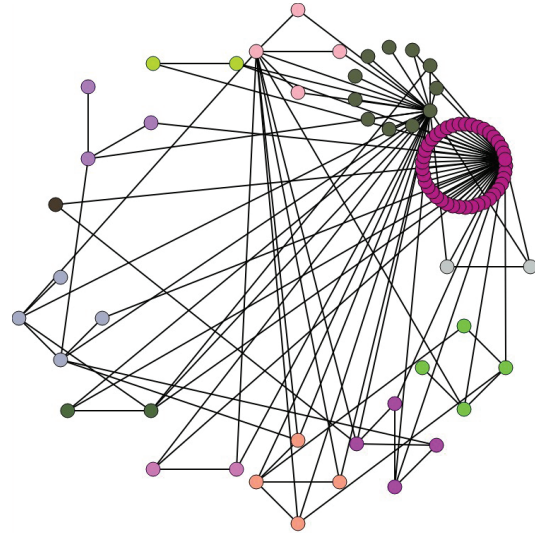


Рис. 11б. Разбиение графа G_{24}^A алгоритмом Louvain на сообщества с учетом веса ребер

Таким образом, разбиение графа G_{24}^A , учитывающее вес ребер, получается для обоих алгоритмов более детализированным, чем без учета весов. На взвешенном графе удастся выделить более плотные маленькие сообщества из нескольких вершин.

Если перейти к графам поста B , то для G_1^B , состоящего из 14 вершин и 11 ребер, как и для случая без учета весов выделяются 4 сообщества, их размеры: 8-2-2-2 (рис. 12а). Эти сообщества являются разными компонентами связности графа, поэтому альтернативных содержательных разбиений тут не прослеживается вне зависимости от наличия или отсутствия веса на ребрах.

Граф G_{12}^B состоит из 28 вершин и 40 ребер, тут для взвешенного случая выделяются 5 сообществ (рис. 12б) следующих размеров: 12-6-4-4-2. Если ребра этого графа не имеют весов, так же выделяются 5 сообществ, но с немного иными размерами: 15-5-4-2-2, при которых сообщество-ядро увеличивается в размерах. Данная ситуация свидетельствует о том, что в целом разбиение G_{12}^B не так сильно зависит от веса ребер и скорее связано с топологическими характеристиками данного графа.

Для взвешенного графа G_{24}^B из 31 вершины и 48 ребер при разбиении получаем 6 сообществ: 12-6-4-4-3-2 (рис. 12в). Напомним, что для случая без весов на ребрах происходило «схлопывание», что приводило к выделению всего 4 сообществ: 23-4-2-2. Получаем, что учет весов ребер для графа G_{24}^B дает более детализированное разбиение, как и в случае с графом G_{24}^A .

Стоит отметить, что применение алгоритма Louvain для графа G_{24}^B приводит к вырожденной картине – выделяется 31 сообщество, каждое состоит из отдельной вершины. Скорее всего это связано с тем, что автор поста, пользователь @UUU, не является в этом графе вершиной с самой большой степенью в отличие от пользователя @ZZZ (рис. 13), у которого 18 смежных вершин из 30 возможных. Что делает весь граф близким к эго-графу для вершины такого пользователя. Именно поэтому получаем разбиение на 31 сообщество, что в целом двойственно выделению единого сообщества и скорее связано с самим алгоритмом Louvain, который на следующем шаге объединит эти сообщества в единую метавершину.

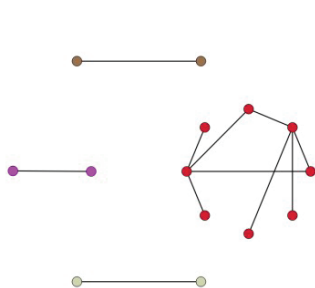


Рис. 12а. Разбиение взвешенного графа G_1^B

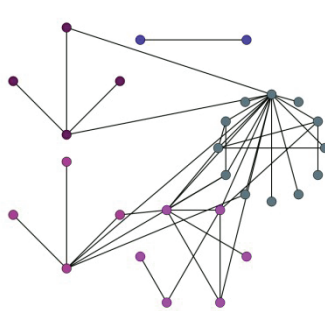


Рис. 12б. Разбиение взвешенного графа G_{12}^B

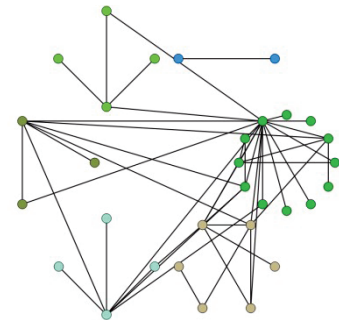


Рис. 12в. Разбиение взвешенного графа G_{24}^B

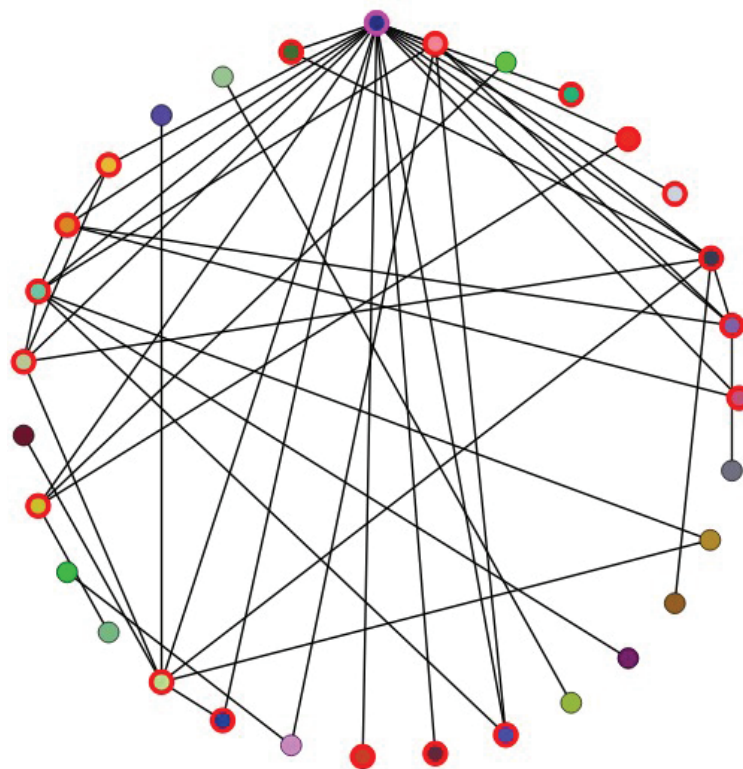


Рис. 13. Смежные пользователю @ZZZ вершины в графе G_{24}^B

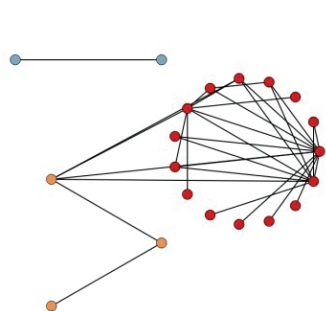


Рис. 14а. Разбиение взвешенного графа G_1^C

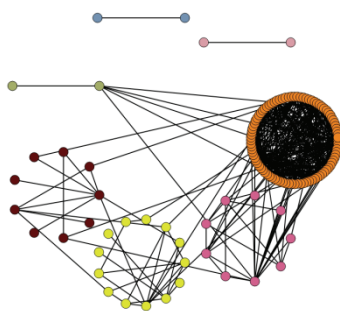


Рис. 14б. Во взвешенном графе G_{12}^C выделено 7 сообществ

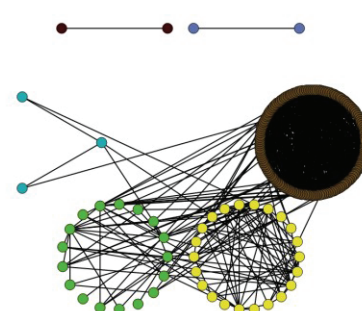


Рис. 14в. Граф G_{24}^C – поглощение части вершин «ядром»

Данный пример показывает, что имеет место вырождение структуры графа в одно сообщество в случае, если взвешенный граф по своей структуре близок к эго-графу. В каком-то смысле сообщество-ядро «поглощает» все вершины.

Для взвешенных графов, построенных на основании поста C , характерны те же отличия разбиений от разбиений на версиях графов, построенных ранее без учета веса ребер. Так, разбиение для G_1^C на 3 сообщества (рис. 14а) размеров 15-3-2 практически не отличается от рассмотренного ранее (16-2-2) для случая, когда на ребрах графа не заданы веса. Граф G_{12}^C для взвешенного случая разбивается на 7 сообществ: 92-13-9-9-2-2-2. Это разбиение отличается от случая без учета весов (101-13-9-2-2-2) лишь тем, что одно сообщество размера 9 выделяется из самого большого, что хорошо заметно при сравнении рис. 14б и рис. 7б.

Для взвешенного графа G_{24}^C разбиение на сообщества алгоритмом Infomap дает картину, похожую на ту, что получалась ранее без учета веса ребер. На рис. 14в. показано разбиение на 6 сообществ размеров: 153-22-17-3-2-2 против 8 сообществ вида: 143-31-9-7-3-2-2-2 для не взвешенного случая. В случае учета весов основное сообщество-ядро «оттягивает» на себя часть вершин, что приводит к частичному распаду второго по размеру сообщества.

Если применить к G_{24}^C другой алгоритм – Louvain, то мы получим еще более явную картину: поглощение сообществом-ядром остальных вершин с небольшими остатками в виде малых сообществ. А именно, будет выделено 36 сообществ, следующих размеров: 174-3-3-2-2-2-2-2-2-1-1-1-1-1-1-1.

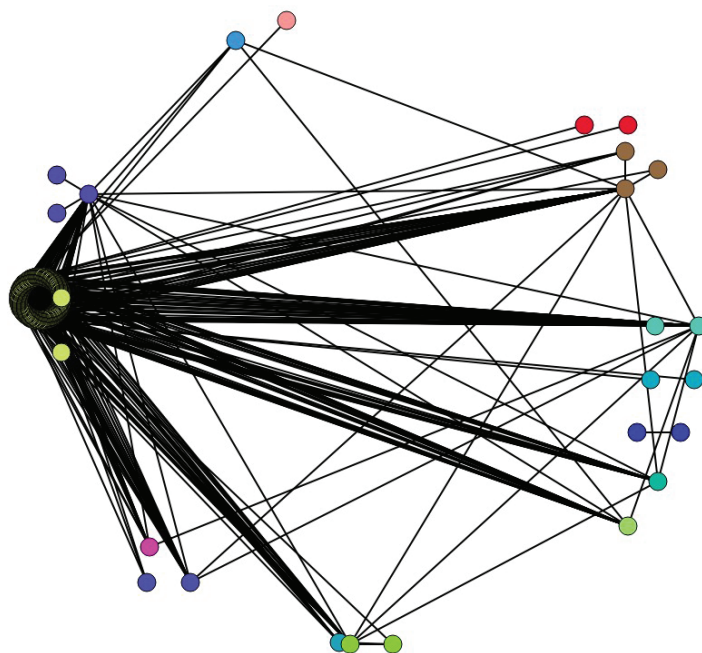
Рис. 15. Разбиение графа G_{24}^c алгоритмом Louvain

Таблица 2

Структура анализируемых групп общения

Пост	Алгоритм	1 час после поста			12 часов после поста			24 часа после поста		
		S	n / m	Разбиение	S	n / m	Разбиение	S	n / m	Разбиение
А	Infomap, без веса	3		31-4-3	7		41-20-4- 3-3-2-2	6		43-17-12- 5-4-3
	Infomap, с весом	3	38/ 33	31-4-3	6	75/ 100	43-20-4-3-3-2	9	84/ 124	41-15-8-5- 4-4-3-2-2
	Louvain, с весом							13		41-11-4-4- 4-4-4-3-2- 2-2-2-1
В	Infomap, без веса	4		8-2-2-2	5		15-5-4-2-2	4		23-4-2-2
	Infomap, с весом	4	14/ 11	8-2-2-2	5	28 / 40	12-6-4-4-2	6	31/ 48	12-6-4-4-3-2
	Louvain, с весом							31		1-...-1
С	Infomap, без веса	3		16-2-2	6		101-13- 9-2-2-2	8		143-31-9- 7-3-2-2-2
	Infomap, с весом	3	20/ 33	15-3-2	7	129/ 414	92-13-9- 9-2-2-2	6	199/890	153-22- 17-3-2-2
	Louvain, с весом							36		174-3-3-2- 2-2-2-2-1- 1-1-1-1-1-1

Резюмируя проведенный анализ выделения сообществ и их преобразований в течение времени в трех семействах взвешенных и не взвешенных графов можно сделать следующие выводы:

- Для графов, получаемых при скачивании почти сразу (1 час) или через непродолжительное время (12 часов) после публикации поста, характерен процесс набора пользователей, осуществляющих активное взаимодействие с постом, что влечет за собой процесс формирования, изменения, разрушения сообществ. Поэтому нет существенной разницы в подходах с весами на ребрах или без них при выделении сообществ для таких графов. Картина в любом случае не будет устойчива.
- Для взвешенных графов, получаемых при скачивании по истечению существенного времени после публикации поста (24 часа), как правило, уже достигается состояние устойчивости. Это влечет за собой стабилизацию сообществ при рассмотрении не взвешенных графов, а также возможность провести для взвешенных графов разбиение на большее число сообществ за счет увеличения суммарной степени сообщества-ядра и лучшего выделения маленьких групп из нескольких вершин.
- Применение разных алгоритмов разбиения на взвешенных графах, полученных по истечению существенного времени после публикации поста (24 часа), дает возможность более детализированного выделения небольших сообществ из нескольких вершин. Но при этом такое разбиение может привести к вырожденному случаю объединения всех вершин в одно сообщество или разбиению вершин на индивидуальные сообщества, если граф по своей структуре близок к эго-графу.

Ниже приведена таблица 2 с результатами выделения в трех рассматриваемых семействах графов сообществ алгоритмами Infomar и Louvain. В таблице имеются следующие обозначения: S — число полученных сообществ, а n и m — число вершин и ребер в графе, полученном после удаления из него изолированных вершин, соответственно.

5. Субъектность сетевых сообществ: определение, методы оценки, сопоставление с сетевыми характеристиками.

Для оценки субъектности 3 исследуемых сообществ из социальной сети Twitter проводился психолингвистический анализ корпуса текстов сетевых сообществ и их кодирование с помощью перечня дискурсивных маркеров субъектности [13], [15]. Тексты сетевых сообществ размечались 3 экспертами-психолингвистами путём выделения дискурсивных маркеров. Использовался перечень из 35 дискурсивных маркеров. Субъектность рассчитывалась как относительная частота дискурсивных маркеров, обнаруженных в текстах сетевых сообществ. В качестве единицы анализа использовались комментарии к посту. Показатели субъектности

рассчитывались в соответствии с кумулятивно-аддитивной моделью с винзорированным усреднением с усечением 5% наибольших значений с последующей конволюцией среднего арифметического. Ранее было показано, что психометрика субъектности сетевого сообщества базируется на приоритете разнообразия различных ее составляющих над уровнем их проявления [15], [30]. Вследствие этого для оценки субъектности использовались все возможные обобщенные характеристики субъектности сетевого сообщества: девять показателей субъектности первого уровня (языковая и понятийная идентификация, готовность действовать, поддержка тематики сетевого сообщества, групповые нормы и ценности, планирование и результаты совместных действий, отстранение «других», защита целостности сообщества гражданская идентичность), два показателя субъектности второго уровня (обсуждение совместной деятельности, «Свои»-«чужие») и показатель общей субъектности как среднее по всем показателям. По аналогии с анализом сетевых характеристик определялись показатели субъектности для контента каждого из 3 сообществ по прошествии 1 часа, 12 часов и 24 часов. Результаты приведены в табл.3.

При психолингвистическом анализе контента не было обнаружено маркеров, характеризующих «планирование и результаты совместных действий», поэтому этот компонент субъектности был исключен из дальнейшего рассмотрения данных. Уровень субъектности по разным компонентам и по сообществам представляется крайне неоднородным. На первом этапе анализа была оценена значимость различий между уровнем субъектности для каждого из сообществ с помощью непараметрических критериев U Манна-Уитни, W Уилкоксона и Z Колмогорова-Смирнова. Для анализа данных использовался статистический пакет PASW Statistics 18. Различий между сообществами А и В обнаружено не было, но субъектность контента сообщества С оказалась значимо выше. Результаты сравнения приведены в табл. 4.

Субъектность контента сообщества С значимо выше по таким показателям как «Поддержка тематики сетевого сообщества», «Групповые нормы и ценности», «Защита целостности сообщества», Общая субъектность и «Свои»-«чужие». По остальным показателям значимые различия выявлены либо по одному из сообществ, либо незначимы.

Изменение уровней различных показателей субъектности контента в разные периоды после поста позволили предположить взаимосвязь этих показателей. Однако проверка последовательного изменения уровня показателей субъектности в зависимости от продолжительности комментариев к посту (1 час, 12 часов и 24 часа после поста) с помощью критерия Джонкхиера-Терпстра не нашла своего подтверждения.

В соответствии с целью исследования было проведено сопоставление различных сетевых характеристик с уровнем субъектности контента исследуемых сетевых сообществ в различные периоды их фиксации от поста.

Таблица 3

Относительная частота дискурсивных маркеров субъектности в контенте сообществ

Пост	Показатели субъектности											
	Языковая и понятийная идентификация	Готовность действовать	Поддержка тематики сетевого сообщества	Групповые нормы и ценности	Планирование и результаты совместных действий	Отстранение «Других»	Позитивная поддержка коммуникации	Защита целостности сообщества	Гражданская идентичность	Общая субъектность	Обсуждение совместной деятельности	«Свои»-»чужие»
	1 час после поста											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9			
A	,333	,0	,111	,0	,0	,222	,111	,111	,0	,889	,0	,778
B	,0	,0	,333	,0	,0	,0	,333	,0	,0	,667	,0	,333
C	,905	,0	,524	,810	,0	,619	,476	,476	,429	4,238	,0	2,524
	12 часов после поста											
A	,296	,111	,333	,111	,0	,148	,370	,0	,148	1,519	,111	,778
B	,119	,015	,239	,134	,0	,149	,493	,015	,015	1,179	,015	,522
C	,300	,040	,500	,280	,0	,480	,280	,320	,280	2,480	,040	1,600
	24 часа после поста											
A	,167	,083	,167	,083	,0	,167	,083	,167	,083	1,000	,083	,667
B	,091	,091	,182	,182	,0	,0	,091	,182	,182	1,000	,091	,455
C	,173	,0	,346	,308	,0	,250	,173	,173	,096	1,519	,0	,942

Различия в уровне субъектности между сообществами

Показатели субъектности	Языковая и понятийная идентификация	Готовность действовать	Поддержка тематики сетевого сообщества	Групповые нормы и ценности	Отстранение «других»	Позитивная поддержка коммуникации	Защита целостности сообщества	Гражданская идентичность	Общая субъектность	Обсуждение совместной деятельности	«Свои»-«чужие»
Статистики и значимость											
Различия между 1 и 3 сообществом											
U Манна-Уитни	2772	2754	2448	2120	2599	2916	2409	2609	1997	2754	2207
W Уилкоксона	3948	10380	3624	3296	3775	4092	3585	3785	3173	10380	3383
Z Колмогорова-Смирнова	-,77	-2,14	-2,06	-3,71	-1,72	-,16	-2,72	-1,74	-3,35	-2,14	-2,67
Асимпт. Значимость (двусторонняя)	,44	,03	,04	,00	,08	,87	,01	,08	,00	,03	,01
Различия между 2 и 3 сообществом											
U Манна-Уитни	3902	4940	4056	3895	4171	4278	3900	4071	3079	4940	2944
W Уилкоксона	7223	12566	7377	7216	7492	11904	7221	7392	6400	12566	6265
Z Колмогорова-Смирнова	-3,53	-,42	-2,72	-3,44	-2,99	-2,11	-4,15	-3,60	-4,74	-,42	-5,25
Асимпт. Значимость (двусторонняя)	,00	,67	,01	,00	,00	,03	,00	,00	,00	,67	,00

Для всех трех постов необходимо отметить отсутствие при разбиении больших сопоставимых групп пользователей, которые часто возникают при подобных разбиениях других графов. Более того, в каждом из трех случаев видно явно выраженное «ядро» – самое большое сообщество из выделенных. Если посмотреть подробнее на результаты работы алгоритма Infotar на взвешенных графах, полученных через 24 часа после поста, то для поста С имеет место больший перекоз в сторону «ядра», что легко видно из таблицы 2. Размер максимального сообщества, отнесенный к общему числу вершин для каждого из постов, составляет:

- A: 41/84=48%
- B: 12/31=38%
- C: 153/199=76%

Аналогичные результаты получены и для разбиения с помощью алгоритма Infotar взвешенных графов G_{12}^p . Эти данные соответствуют значениям в таблице 3 показателя «Общей субъектности» для всех трех графов и тому утверждению, что субъектность контента сообщества С значимо выше.

В ходе дальнейшего сопоставления сетевых характеристик и показателей субъектности было обнаружено соответствие между коэффициентом взаимодействия графа, определяемым как отношение m/n , где m и n – число вершин и ребер в графе, полученном после удаления из него изолированных вершин, и отдельными показателями субъектности соответствующего контента. Результаты приведены в таблице 5.

Таблица 5

Корреляция Спирмена между коэффициентом взаимодействия графа и компонентами субъектности

Показатели субъектности	Языковая и понятийная идентификация	Готовность действовать	Поддержка тематики сетевого сообщества	Групповые нормы и ценности	Отстранение «других»	Позитивная поддержка коммуникации	Защита целостности сообщества	Гражданская идентичность	Общая субъектность	Обсуждение совместной деятельности	«Свои»-«чужие»
Коэффициент корреляции Спирмена	0,3	0,01	0,55	0,89**	0,62	0,11	0,82**	0,72*	0,73*	0,01	0,62
Значимость (2-сторон)	0,43	0,98	0,12	0,01	0,07	0,76	0,01	0,026	0,03	0,98	0,07

**. Корреляция значима на уровне 0.01 (2-сторонняя)

*. Корреляция значима на уровне 0.05 (2-сторонняя).

Общая субъектность оказалась значимо связанной с коэффициентом взаимодействия графа: чем больше связей между аккаунтами, входящими в выделенное сообщество выявлено, тем больше в контенте этих сообществ обнаруживаются маркеров, связанных с определенными характеристиками субъектности. В случае рассмотренных нами сообществ это вполне определенные характеристики: групповые нормы и ценности, защита целостности сообщества и гражданская идентичность. Это контент, в котором осуждаются и/или формулируются коммуникативные нормы и групповые ценности, осуществляется коллективный «коупинг»; осуществляется защита границ и целостности сообщества через выражение негативного отношения к собеседникам и возбуждение недоверия

и враждебности к «чужим» собеседникам; обсуждаются проблемы социальной защищенности, гражданской идентичности и проявления активной жизненной позиции.

Наличие значимой корреляции между уровнем некоторых компонентов субъектности и коэффициентом взаимодействия графа позволяет сформулировать предположение о последовательном возрастании субъектности в связи с повышением значения коэффициента взаимодействия графа. Для проверки гипотезы об упорядоченности сдвига в количестве обнаруженных дискурсивных маркеров субъектности в контенте сетевых сообществ в зависимости от коэффициента взаимодействия графов использован критерий Джонкхиера-Терпстра. Результаты сопоставлений сдвигов представлены в таблице 6.

Таблица 6

Оценка значимости последовательного сдвига в показателях субъектности в зависимости от коэффициента взаимодействия графа

Показатели субъектности	Языковая и понятийная идентификация	Готовность действовать	Поддержка тематики сетевого сообщества	Групповые нормы и ценности	Отстранение «других»	Позитивная поддержка коммуникации	Защита целостности сообщества	Гражданская идентичность	Общая субъектность	Обсуждение совместной деятельности	«Свои»-«чужие»
Наблюденная статистика	23,00	10,50	20,50	20,50	26,50	14,00	21,00	20,50	23,00	10,50	27,00
Среднее статистики	13,50	13,50	13,50	13,50	13,50	13,50	13,50	13,50	13,50	13,50	13,50

Показатели субъектности	Критерий Джонкхиера-Терпстра	Языковая и понятийная идентификация	Готовность действовать	Поддержка тематики сетевого сообщества	Групповые нормы и ценности	Отстранение «других»	Позитивная поддержка коммуникации	Защита целостности сообщества	Гражданская идентичность	Общая субъектность	Обсуждение совместной деятельности	«Свои»-»чужие»
Нормированная статистика		2,13	-,70	1,56	1,56	2,92	,11	1,68	1,56	2,13	-,70	3,01
Асимпт. знч. (двухсторонняя)		,033	,485	,118	,118	,004	,912	,093	,118	,033	,485	,003

Группирующая переменная: Повышение_коэффициента_взаимодействия графа

Сравнение по критериям «наблюденной статистики» и «среднего статистики» показывает, что направление сдвига для большинства показателей жизнеспособности прямое (для показателя «готовность действовать» – обратное). Сдвиги по показателям «Общая субъектность», ««Свои»-»чужие» «Языковая и понятийная идентификация» и «Отстранение «других»» упорядочены и значимы.

6. Выводы

Для целей анализа сетей взаимодействующих объектов актуальным является формирование методики, сочетающей в себе процедуру импорта данных, построение взвешенного графа, применение алгоритма выделения неявных сообществ.

Спроектирован и реализован процесс построения и анализа, в том числе, взвешенных графов, соответствующих процессам взаимодействия пользователей

социальных сетей на примере реальных данных из социальной сети Twitter.

Относительный размер «ядра» сообщества по отношению к общему количеству аккаунтов связан с частотой дискурсивных маркеров субъектности в контенте: чем больше относительный размер, тем больше дискурсивных маркеров.

Коэффициент взаимодействия графа значимо коррелирует с частотой определенных дискурсивных маркеров субъектности: «Общая субъектность», «Групповые нормы и ценности», «Защита целостности сообщества» и «Гражданская идентичность».

Существует направленный сдвиг в показателях частоты дискурсивных маркеров субъектности: с ростом значения коэффициента взаимодействия графа последовательно возрастают такие показатели как «Общая субъектность», «Свои»-»чужие» «Языковая и понятийная идентификация» и «Отстранение «других»».

Литература

1. Погорский Э.К. Особенности цифровых гуманитарных наук // Знание. Понимание. Умение. 2014. № 5. ISSN 1998-9873
2. Manovich L. Cultural Data: Possibilities and Limitations of Digitized Archives // Museum and Archive on the Move. Changing Cultural Institutions in the Digital Era. Oliver Grau, ed., with Wendy Coones and Viola Rühse. Berlin, Boston: De Gruyter, 2017. P. 259-276.
3. Thelwall M. Sentiment analysis and time series with Twitter // Weller K., Bruns A., Burgess J. (eds.) Twitter and Society. N.Y.: Peter Lang. 2014. P. 83-95.
4. Procter R., Vis F., Voss A. Reading the riots on Twitter: methodological innovation for the analysis of big data. International Journal of Social Research Methodology. 2013. 16 (3). Pp. 197-214.
5. Burnap P., Williams M.L., Sloan L. Tweeting the terror: Modelling the social media reaction to the Woolwich terrorist attack // Social Network Analysis and Mining. 2014. 4(1). Pp. 1-14.
6. Vicario Del M., Bessi A., Zollo F., Petroni F., Scala A., Stanley H.E., Quattrociocchi W. Echo chambers in the age of misinformation.
7. Cheung C.M.K., Thadani D.R. (2012) The impact of electronic word-of-mouth communication: A literature analysis and integrative model // Decision Support Systems. 2012. 54(1). Pp. 461-470.
8. Dwyer N., Marsh S. What can the hashtag #trust tell us about how users conceptualise trust? // Twelfth Annual International Conference on Privacy, Security and Trust. 2014. P. 398-402.
9. Galuba W., Aberer K., Chakraborty D., Despotovic Z., Kellerer K. (2010) Outtweeting the Twitterers – Predicting Information Cascades in Microblogs // Proceedings of the 3rd Wconference on Online social networks. June 2010. Pp. 3.
10. Журавлев А.А. Психология коллективного субъекта // Психология индивидуального и группового субъекта. М.: ПЕР СЭ, 2002. С. 51-81.

11. Павлова Н.Д. Интерактивный аспект дискурса: подходы к исследованию // Психологический журнал. 2005. Т. 26. № 4. С. 66-76.
12. Potter J. Discursive psychology and the study of Naturally occurring Talk // Qualitative Research / (Ed.) D. Silverman. SAGE Publications, 2011. P. 187-207.
13. Voronin A.N., Grebenshchikova T.A., Kubrak T.A., Nestik T.A., Pavlova N.D. THE STUDY OF NETWORK COMMUNITY CAPACITY TO BE A SUBJECT: DIGITAL DISCURSIVE FOOTPRINTS // Behavioral Sciences. 2019. Т. 9. № 12. С. 119.
14. Воронин А.Н., Гребенщикова Т.А., Кубрак Т.А., Павлова Н.Д. Субъектность сетевого сообщества: сравнение психометрических моделей проявления дискурсивных маркеров в контенте // Вестник Московского государственного областного университета. Серия: Психологические науки. 2019. № 3. С. 6-24.
15. Павлова Н.Д., Воронин А.Н., Гребенщикова Т.А., Кубрак Т.А. Разработка подхода к типологии сетевых сообществ на основе дискурсивных признаков коллективной субъектности // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Психология и педагогика. 2019. Т. 16. № 3. С. 341-358.
16. Newman M., Girvan M. Finding and evaluating community structure in networks // Physical Review E. 2004. Vol. 69. No 2. P. 1-15.
17. Girvan M., Newman M. Community structure in social and biological networks // Proceedings of the National Academy of Sciences. 2002. Vol. 99. No 12. P. 7821-7826.
18. Wu F., Chen L., Wang J., Alhajj R. Biomolecular Networks and Human Diseases // BioMed Research International. 2014. Vol. 2014. P. 1-2.
19. 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.
20. M. Roth, A. Ben-David, D. Deutscher. Suggesting Friends Using the Implicit Social Graph – KDD'10, July 25–28, 2010, Washington, DC, USA., 2010.
21. Rosvall M., Bergstrom C. T. Maps of random walks on complex networks reveal community structure // Proc. Natl. Acad. Sci. USA. 2008. Vol.105. №4. P. 1118–1123.
22. Rosvall M., Bergstrom C. T., Axelsson D. The map equation // The European Physical Journal Special Topics. 2009. Vol. 178. №1. P. 13–23
23. 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.
24. Blondel V.D., Guillaume J.L., Lambiotte R., Lefebvre E. Fast unfolding of communities in large networks // Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment. 2008. No 10. P10008. 12 p
25. 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.
26. Соколова Т.В., Чеповский А.А. Анализ профилей сообществ социальных сетей. Системы высокой доступности. 2018. Т. 14, № 3. стр. 82-86.
27. Соколова Т.В., Чеповский А.М. Проблема восстановления профилей пользователей социальных сетей // Вопросы кибербезопасности. 2019. № 4(32). С. 88-93.
28. Mislove A. et al. You are who you know: inferring user profiles in online social networks // Proceedings of the third ACM international conference on Web search and data mining. – ACM, 2010. – P. 251-260.
29. Korula N., Lattanzi S. An efficient reconciliation algorithm for social networks // Proceedings of the
30. Воронин А.Н., Ковалева Ю.В. Изменение субъектности сетевого сообщества в процессе троллинга // Социальная и экономическая психология. Институт психологии Российской академии наук. 2019. Т. 4. № 3 (15). С. 25-61.

Рецензент: Баранов Александр Павлович, доктор физико-математических наук, академик Академии криптографии России, заместитель Генерального директора Главного научного инновационного внедренческого центра, г. Москва, Россия. E-mail:baranov.ap@yandex.ru

INTERCONNECTION OF NETWORK CHARACTERISTICS AND SUBJECTIVITY OF NETWORK COMMUNITIES IN THE SOCIAL NETWORK TWITTER

Voronin A.N.⁵, Kovaleva J.B.⁶, Chepovskiy A.A.⁷,

The purpose of the study: analysis of the graph of interacting objects of social networks based on the selection of implicit communities, assessment of the subjectivity of the selected communities and comparison of the network characteristics of communities and various indicators of their subjectivity.

Method: communities detection on the constructed weighted graph of a social network, psycholinguistic analysis of community content using a list of discourse markers of subjectivity, statistical methods for identifying the relationship between network characteristics and the frequency of discourse markers.

Results: algorithms to construct a graph and to import user attributes were developed, an algorithm for dividing a weighted graph into implicit user communities was implemented, the subjectivity of the content of the selected network communities in the social network Twitter has been assessed, the relationship and directional shift in the connectivity of the graph and various indicators of the subjectivity of the network community were identified.

Keywords: network community, subjectivity, discourse markers, social network analysis, community detection

References

1. Pogorskiy E. K. Osobennosti cifrovyy`x gumanitarnyy`x nauk // Znanie. Ponimanie. Umenie. 2014. № 5. ISSN 1998-9873
 2. Manovich L. Cultural Data: Possibilities and Limitations of Digitized Archives // Museum and Archive on the Move. Changing Cultural Institutions in the Digital Era. Oliver Grau, ed., with Wendy Coones and Viola Rühse. Berlin, Boston: De Gruyter, 2017. P. 259-276.
 3. Thelwall M. Sentiment analysis and time series with Twitter // Weller K., Bruns A., Burgess J. (eds.) Twitter and Society. N.Y.: Peter Lang, 2014. P. 83-95.
 4. Procter R., Vis F., Voss A. Reading the riots on Twitter: methodological innovation for the analysis of big data. International Journal of Social Research Methodology. 2013. 16 (3). Pp. 197-214.
 5. Burnap P., Williams M.L., Sloan L. Tweeting the terror: Modelling the social media reaction to the Woolwich terrorist attack // Social Network Analysis and Mining. 2014. 4(1). Pp. 1-14.
 6. Vicario Del M., Bessi A., Zollo F., Petroni F., Scala A., Stanley H.E., Quattrociocchi W. Echo chambers in the age of misinformation.
 7. Cheung C.M.K., Thadani D.R. (2012) The impact of electronic word-of-mouth communication: A literature analysis and integrative model // Decision Support Systems. 2012. 54(1). Pp. 461-470.
 8. Dwyer N., Marsh S. What can the hashtag #trust tell us about how users conceptualise trust? // Twelfth Annual International Conference on Privacy, Security and Trust. 2014. P. 398-402.
 9. Galuba W., Aberer K., Chakraborty D., Despotovic Z., Kellerer K. (2010) Outtweeting the Twitterers – Predicting Information Cascades in Microblogs // Proceedings of the 3rd Wconference on Online social networks. June 2010. Pp. 3.
 10. Zhuravlev A.L. Psixologiya kollektivnogo sub``ekta // Psixologiya individual`nogo i gruppovogo sub``ekta. M.: PER SE`, 2002. S. 51-81.
 11. Pavlova N.D. Interaktivny`j aspekt diskursa: podxody`k issledovaniyu // Psixologicheskij zhurnal. 2005. T. 26. № 4. S. 66-76.
 12. Potter J. Discursive psychology and the study of Naturally occurring Talk // Qualitative Research / (Ed.) D. Silverman. SAGE Publications, 2011. P. 187-207.
 13. Voronin A.N., Grebenshchikova T.A., Kubrak T.A., Nestik T.A., Pavlova N.D. THE STUDY OF NETWORK COMMUNITY CAPACITY TO BE A SUBJECT: DIGITAL DISCURSIVE FOOTPRINTS // Behavioral Sciences. 2019. T. 9. № 12. C. 119.
 14. Voronin A.N., Grebenshchikova T.A., Kubrak T.A., Pavlova N.D. Sub``ektnost` setevogo soobshhestva: sravnenie psixometricheskix modelej proyavleniya diskursivny`x markerov v kontente // Vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo oblastnogo universiteta. Seriya: Psixologicheskie nauki. 2019. № 3. S. 6-24.
 15. Pavlova N.D., Voronin A.N., Grebenshchikova T.A., Kubrak T.A. Razrabotka podxoda k tipologii setevy`x soobshhestv na osnove diskursivny`x priznakov kollektivnoj sub``ektnosti // Vestnik Rossijskogo universiteta druzhby` narodov. Seriya: Psixologiya i pedagogika. 2019. T. 16. № 3. S. 341-358.
-
- 5 Anatoly Voronin, Dr.Sc. (psychology), leading research officer, laboratory of psychology of speech, FSFES Institute of psychology, Russian Academy of Sciences. Moscow, Russia. E-mail: voroninan@bk.ru
 - 6 Julia Kovaleva, Ph.D. (psychology), senior research officer, laboratory of psychology of personality, FSFES Institute of psychology, Russian Academy of Sciences. Moscow, Russia. E-mail: julkov@inbox.ru
 - 7 Aleksander Chepovskiy, Ph.D. (mathematics), Associate Professor, Department of Applied Mathematics, HSE Tikhonov Moscow Institute of Electronics and Mathematics (MIEM HSE). Moscow, Russia. E-mail: aachepovskiy@hse.ru.

16. Newman M., Girvan M. Finding and evaluating community structure in networks // Physical Review E. 2004. Vol. 69. No 2. P. 1-15.
17. Girvan M., Newman M. Community structure in social and biological networks // Proceedings of the National Academy of Sciences. 2002. Vol. 99. No 12. P. 7821-7826.
18. Wu F., Chen L., Wang J., Alhajj R. Biomolecular Networks and Human Diseases // BioMed Research International. 2014. Vol. 2014. P. 1-2.
19. 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.
20. M. Roth, A. Ben-David, D. Deutscher. Suggesting Friends Using the Implicit Social Graph – KDD'10, July 25–28, 2010, Washington, DC, USA., 2010.
21. Rosvall M., Bergstrom C. T. Maps of random walks on complex networks reveal community structure // Proc. Natl. Acad. Sci. USA. 2008. Vol.105. №4. P. 1118–1123.
22. Rosvall M., Bergstrom C. T., Axelsson D. The map equation // The European Physical Journal Special Topics. 2009. Vol. 178. №1. P. 13–23
23. Kolomejchenko M.I. , Polyakov I.V., Chepovskij A.A., Chepovskij A.M. Vy`delenie soobshhestv v grafe vzaimodejstvuyushix ob`ektov Fundamental`naya i prikladnaya matematika. 2016, tom 21. №3. str. 131-139.
24. Blondel V.D., Guillaume J.L., Lambiotte R., Lefebvre E. Fast unfolding of communities in large networks // Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment. 2008. No 10. P10008. 12 p
25. Leshhyov D. A., Suchkov D. V., Xajkova S. P., Chepovskij A. A. Algoritmy` vy`deleniya grupp obshheniya // Voprosy` kiberbezopasnosti. 2019. T. 32. № 4. S. 61-71.
26. Sokolova T.V., Chepovskij A.A. Analiz profilej soobshhestv social`ny`x setej. Sistemy` vy`sokoj dostupnosti. 2018. T. 14, № 3. str. 82-86.
27. Sokolova T.V., Chepovskij A.M. Problema vosstanovleniya profilej pol`zovatelej social`ny`x setej // Voprosy` kiberbezopasnosti. 2019. № 4(32). S. 88-93.
28. Mislove A. et al. You are who you know: inferring user profiles in online social networks //Proceedings of the third ACM international conference on Web search and data mining. – ACM, 2010. – P. 251-260.
29. Korula N., Lattanzi S. An efficient reconciliation algorithm for social networks //Proceedings of the VLDB Endowment. – 2014. – T. 7. – №. 5. – P. 377-388.
30. Voronin A.N., Kovaleva Yu.V. Izmenenie sub`ektnosti setevogo soobshhestva v processe trollinga // Social`naya i e`konomicheskaya psixologiya. Institut psixologii Rossijskoj akademii nauk. 2019. T. 4. № 3 (15). S. 25-61.

