



The Potential of Applying Social Network Analysis to Evaluate Cross-Regional Online Interaction among Russian Youth

Sofia K. Kalashnikova¹ & Anna D. Puzanova²

Institute of Scientific Information on Social Sciences of the Russian Academy of Sciences;
St. Petersburg State University. Saint-Petersburg, Russia

Received: 28 November 2022 | Revised: 02 March 2023 | Accepted: 25 March 2023

Abstract

In a relatively short period of time, social networks have become a unique source of personal data, providing information about the interests, values, and environments of billions of real people. The purpose of this paper is to determine the potential of applying social network analysis techniques to assess the online interactions of Russian youth in the context of regional differences. In the empirical part of the study, we focused on the largest regional groups (284 communities) in the social network VKontakte, where users discuss socio-political topics. The sample size consisted of 4,020,268 people aged 14 to 35 across Russia. Our analysis allowed assessing the proximity of groups to each other within specific regions or federal districts. Additionally, we determined the density (connectedness) of communities for each region. As a result, we demonstrated the potential of network analysis in exploring the connections between subscribers to online communities and the nature of association among these communities across federal districts. We identified some disconnected objects from the overall network of interaction, which could be explained by regional specificities or differences in community topics.

Keywords

Network Analysis; Social Networks; Russian Youth; Youth Online Interaction; Russian Regions; Online Communities; Social Group Density; Internet Data; Network Graph; Vkontakte Social Network



This work is licensed under a [Creative Commons “Attribution” 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

1 Email: [sofya_krsndr\[at\]mail.ru](mailto:sofya_krsndr@mail.ru)

2 Email: [anna.puzanova.901\[at\]mail.ru](mailto:anna.puzanova.901@mail.ru)



Потенциал применения сетевого анализа для оценки межрегионального онлайн-взаимодействия молодежи

Калашникова Софья Константиновна¹, Пузанова Анна Дмитриевна²

Институт научной информации по общественным наукам Российской Академии наук; Санкт-Петербургский государственный университет. Санкт-Петербург, Россия

Рукопись получена: 28 ноября 2022 | Пересмотрена: 02 марта 2023 | Принята: 25 марта 2023

Аннотация

За последние десятилетия социальные сети стали уникальным источником информации об интересах, ценностях и способах взаимодействия людей в виртуальном пространстве. Целью данной работы является определение потенциала методик сетевого анализа для оценки онлайн-взаимодействия российской молодежи в контексте региональных особенностей. В эмпирической части исследования мы сфокусировали свое внимание на самых крупных по численности региональных группах (284 сообщества социальной сети ВКонтакте), в которых пользователи обсуждают общественно-политические темы. Выборка составила 4 020 268 человек по всей России в возрасте от 14 до 35 лет. Проведенный нами анализ позволил оценить, насколько близки группы друг к другу в отдельных регионах или федеральных округах. Мы определили плотность (связанность) сообществ по каждому региону. В результате работы нам удалось показать возможности сетевого анализа для изучения связей между подписчиками онлайн-сообществ и характера объединения этих сообществ по федеральным округам. Мы обнаружили некоторые оторванные от общей сети взаимодействия объекты, что может объясняться региональной спецификой или отличием тематики сообщества.

Ключевые слова

сетевой анализ; социальные сети; российская молодежь; онлайн-взаимодействие молодежи; регионы России; онлайн-сообщества; плотность социальных групп; интернет-данные; сетевой граф; социальная сеть ВКонтакте



Это произведение доступно по лицензии [Creative Commons "Attribution" \(«Атрибуция»\) 4.0 Всемирная](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

1 Email: [sofya_krsndr\[at\]mail.ru](mailto:sofya_krsndr@mail.ru)

2 Email: [anna.puzanova.901\[at\]mail.ru](mailto:anna.puzanova.901@mail.ru)



Введение

Исследование социальных данных с помощью сетевого анализа стремительно набирает популярность во всём мире. Сетевой анализ зарекомендовал себя как перспективный и многофункциональный метод, открывающий широкий спектр возможностей изучения данных различной структуры, объема и конфигурации. Сетевой анализ открывает новые возможности в современных реалиях для социологических и политологических исследований, что связано с появлением в 2000-х годах глобальных социальных сетей и распространением их среди многомиллионной аудитории (Kaplan et al., 2009; Kadushin, 2012). С этим процессом связан феномен цифровизации персональных данных: стали публично доступными факты биографии, переписка, дневники, фото-, видео-, аудиоматериалы, геопозиции. За сравнительно короткий промежуток времени социальные сети стали уникальным источником персональных данных, информации об интересах, ценностях и окружении миллиардов реальных людей.

Исследованиями социальных данных активно занимаются университеты INRIA, Карнеги-Меллон, Стэнфорд, Оксфорд, а также компании Google, Yahoo!, LinkedIn, ВКонтакте и многие другие. Корпорации-владельцы сервисов онлайн социальных сетей активно инвестируют в разработку усовершенствованных алгоритмических и инфраструктурных решений (Cassandra, Presto, FlockDB, Thrift) для обработки больших массивов пользовательских данных. Возникают и стремительно развиваются коммерческие компании, предоставляющие услуги по доступу к хранилищам социальных данных (GNIP – Global Network of Isotopes in Precipitation), расширению существующих платформ с помощью социальных данных (FlipTop), социальной аналитике (DataSift), а также сбору социальных данных по заданным сценариям (80legs).

На современном этапе проблематика формирования интернет-сообществ и их связи друг с другом изучается с помощью сетевого анализа. Так же широко распространено изучение плотности социальных связей в конкретных тематических сообществах.

Зарубежные исследования

Концепт сетевых связей в обществе появился в зарубежном научном дискурсе еще в прошлом столетии. Сети заняли важное место в “opus magnum” М. Кастельса, трилогии «Информационная эпоха», написанной во второй половине 1990-х годов (Кастельс, 2000). Он стал, возможно, самой заметной фигурой в мире, принявшей сетевую терминологию в социальной теории, но в то же время он практически не внес никакого эмпирического или методологического вклада в сетевой анализ.



Однако в зарубежном научном дискурсе неоднократно предпринимались попытки концептуализировать идеи М. Кастельса для применения в сетевом анализе современных сообществ. Так, например, Ари-Веикко Анттиройко, профессор факультета менеджмента и бизнеса Университета Тампере (Финляндия), рассматривает концепт сети в теории сетевого общества М. Кастельса и его корреляцию с современным сетевым анализом (Anttiroiko, 2015). В статье автор анализирует, как сетевая логика М. Кастельса, определяет социальные, экономические и политические отношения в теории сетевого общества, и как эти аспекты теории соотносятся с анализом социальных сетей. В работе показано, что концепция институциональных сетей М. Кастельса вытекает из возросшей актуальности сетей как новой формы социальной организации, выраженной в идее глобальных сетей инструментальных обменов. Однако в конечном счете автор статьи приходит к выводу о том, что концепция сетей М. Кастельса обладает рядом существенных ограничений и может быть применима при анализе современных социальных сетей лишь в качестве «мощной метафоры», отображающей его идею о новой социальной морфологии информационного капитализма.

Исследовательские коллективы из разных стран посредством сетевого анализа активно изучают феномен того, как социальные медиа становятся основной площадкой для политических кампаний, а также инструментом координации почти всех политических движений в мире. По мнению группы исследователей факультета компьютерных наук Ботсванского международного университета науки и технологий, перспективность социальных медиа заключается главным образом в их поддержке гражданского общества и публичной сферы (Sethunya et al., 2016). Социальные сети постепенно стали неотъемлемой частью повседневной жизни людей. Кроме того, Интернет дает серьезный технологический стимул для модернизации и профессионализации политических кампаний. В статье «Майнинг данных из социальных сетей: анализ и обзор социальных сетей и политического ландшафта», основанной на анализе документов и данных, опубликованных на платформах социальных медиа, таких как Twitter и Facebook (организация Meta Platforms Inc., деятельность которой запрещена в России), приводится краткое обсуждение появления социальных медиа сетей и медиаполитики. В статье также обсуждаются примеры событий, в которых социальные медиа повлияли на определенные действия или поступки в политической сфере по всему миру. Авторы работы приходят к выводу, что социальные медиа в ближайшее время продолжат оказывать влияние на политический ландшафт с нарастающей силой. Реакции, отзывы, дискуссии и дебаты, а также информация об оффлайн-мероприятиях генерируются и распространяются в сети. Сообщения, размещенные в личных аккаунтах, многократно тиражируются при совместном использовании, что позволяет охватить новую аудиторию через социальные медиа. Однако это не означает, что каждое политическое движение, использующее эти инстру-



менты, будет успешным. Некоторые государства, безусловно, еще не утратили полномочий реагировать на них путем запрета или цензуры (Sethunya et al., 2016).

Обращаясь к более поздним работам, следует отметить статью А. Ольмос-Алькарас (Университет Гранады), в которой описаны результаты исследования популизма и расизма в социальных сетях посредством анализа дискурса Vox¹ в Twitter во время «мигрантского кризиса» в Сеуте (Olmos-Alcaraz, 2022). В данной статье анализируется активность Vox в Twitter в течение двух недель после прибытия 17-18 мая 2021 года почти 8000 мигрантов в Сеуту с целью выявления логики расизма в его дискурсе. Гуманитарная ситуация была очевидна, но испанские ультраправые определили положение дел как нечто совершенно иное, о чем свидетельствуют посты в социальных сетях. Используемая в исследовании методология – контент-анализ, фокусирующийся на частоте тем и используемых дискурсивных стратегиях. Всего было проанализировано 762 публикации из официального аккаунта Vox. Результаты показывают, что партия Vox интерпретирует вышеупомянутый кризис как ситуацию военной угрозы, используя популистские дискурсивные стратегии. Логика расистского дискурса носит специфически ксенофобский характер. Сторонники Vox выступают за легитимацию анти-иммигрантского институционального расизма, который не уважает права человека.

Еще одной важной темой в контексте сетевых исследований выступают инновационные механизмы принятия групповых решений, поиска консенсуса при помощи доверительных социальных сетей. Принятие групповых решений в социальных сетях (SNGDM – social network group decision making) быстро развивается благодаря популярности онлайн-связей между экспертами. Научная деятельность группы исследователей университета Нанкин (Китай) направлена на изучение механизмов принятия групповых решений и сосредоточена на влиянии доверия на эволюцию консенсусных мнений через этот сложный процесс (Wu et al., 2019). В большинстве существующих исследований игнорируются ситуации, когда доверие может негативно повлиять на процесс принятия решений, а доверительные отношения могут развиваться или прерываться в процессе согласования консенсуса. Чтобы преодолеть эти ограничения, группа исследователей Университета Нанкин предлагает модель консенсуса, основанную на мультиплексной сети – «доверие-консенсус», объединив анализ социальных сетей доверия и сетей эволюции консенсуса (CENs) (Wu et al., 2021). Авторы разрабатывают механизм взаимодействия между доверием и консенсусом на основе динамического влияния экспертов, которое вычисляется с помощью мультиплексной меры центральности PageRank, уделяя особое внимание негативному влиянию доверия на консенсус. Кроме того, авторами рассчитаны уровни консенсуса на основе плотности и интенсивности CENs, с целью определения момента, когда

1 Ультраправая национально-консервативная политическая партия Испании



следует завершить переговоры. Предложенная модель может не только учитывать взаимное влияние доверия и консенсуса в процессе принятия сетевых групповых решений, но и обнаруживать, анализировать негативное влияние доверия на консенсус (Wu et al., 2022).

С методологической точки зрения заслуживает внимания работа международной группы исследователей «Анализ социальных сетей с помощью графовых алгоритмов на примере социальной сети ВКонтакте», где рассмотрены возможности и ограничения практического использования графовых алгоритмов при анализе динамических структур социальных сетей на примере ВКонтакте, а также представлен подробный обзор и классификация графовых алгоритмов в контексте социальных сетей. (Kolomeets et al., 2019). Данное исследование демонстрирует, что изучение социальных сетей посредством сетевого анализа не ограничивается анализом параметров отдельных пользователей и контента. Благодаря использованию различных алгоритмов анализа графов становится возможным изучение самих структур, которые образуют пользователи и производимый ими контент. Предложенная в статье иерархическая модель данных позволяет создавать различные типы графов и, следовательно, новые типы структур для анализа. Данные алгоритмы и модель данных были применены для анализа социальных кругов пользователей. Была рассмотрена реализация подхода на основе базы данных графов OrientDB.

Сегодня именно ВКонтакте является крупнейшей в России социальной сетью. Существенную роль в укреплении позиций ВКонтакте сыграл уход Facebook, Instagram (организация Meta Platforms Inc., деятельность которой запрещена в России), Twitter из российского медиапространства. Более того, ВКонтакте является востребованной площадкой не только для межличностной коммуникации и публикации авторского контента, но и для получения новостей, обсуждения общественно значимых проблем, обращения к органам власти и агрегации интересов граждан в целом.

В среднем в первом квартале 2022 года количество российских пользователей ВКонтакте в месяц составило 73,4 млн, а средняя ежедневная аудитория в России – 47,2 млн. В марте 2022 года месячная аудитория ВКонтакте во всём мире увеличилась на 2,4% и составила рекордные 100,4 млн. По данным Mediascope¹, каждый месяц ВКонтакте посещает 84% российской интернет-аудитории, а 52% – каждый день. Кроме того, показательно, что наиболее активными пользователями является молодежь. Так, весной 2022 года среднее время, проведённое пользователем в соцсети с мобильного устройства, составило 44,2 минуты в день; при этом для возрастной категории 12–24 лет это время составило около часа в день (57,1 минуты). Сегодня ВКонтакте – лидирующая в России площадка по объёму производимого контента, количеству авторов и сообществ. По данным Brand Analytics², в марте 2022 более

1 https://adindex.ru/events/city/2019/presentations/272320_add_mediascope.pdf?ysclid=lcq8bhh5li53975345

2 <https://br-analytics.ru/blog/social-media-march-2022/>



27 млн. авторов опубликовали свыше 468 млн. постов и комментариев ВКонтакте. Это больше, чем во всех остальных социальных сетях, вместе взятых.

При работе с пользовательскими данными, полученными из социальных сетей, необходимо принимать во внимание такие факторы, как нестабильность качества пользовательского контента (спам и ложные аккаунты), проблемы с обеспечением приватности личных данных пользователей при хранении и обработке, а также частые обновления пользовательской модели и функционала. Всё вышперечисленное требует постоянного совершенствования алгоритмов решения различных аналитических задач. Кроме того, обработка социальных данных требует разработки соответствующих алгоритмических и инфраструктурных решений, позволяющих учитывать их размерность.

Российские исследования социальных сетей

В рамках изучения данного вопроса значимой для концептуализации методологии подобных исследований является статья Д.С. Гвоздикова «Онлайн-сети и развитие сетевых взаимодействий» (Гвоздиков, 2015). Автор статьи ставит перед собой вопрос: в какой степени онлайн-взаимодействия могут дополнять или развивать естественные возможности сетевых взаимодействий? Сетевые взаимодействия рассмотрены в работе через призму социальной организованности общества и сопоставление влияния непосредственного социального окружения на выстраивание социальных сетей с помощью цифровых технологий. В работе выделены три «онтологических уровня», определяющих взгляды и позицию исследователя относительно социальной сети. Такими уровнями являются следующие определения понятия «сеть»: математическая модель в рамках теории графов; теоретическая абстракция, описывающая реально существующие связи между отдельными элементами биологической, химической, социальной реальности (поведенческие акты людей, культурные и социальные институты); теоретическая абстракция, описывающая некоторую связанность объектов или явлений по принципу причинности, при этом не обязательно явно представленную наглядно (связь между идеями, событиями, теоретическими конструкциями). В зависимости от онтологических оснований следует дифференцировать данные, которые могут быть взяты за основу анализа социальной сети.

А.В. Кучукян рассматривает теоретические и методологические подходы зарубежных социологов, психологов и экономистов к анализу виртуальных молодежных сетевых сообществ в современной социологической науке (Кучукян, 2017). Проанализировав зарубежные исследования, построенные на методологии сетевого анализа, автор отмечает, что специфика и тематическая направленность различных виртуальных сообществ являются значимыми для исследования их влияния на характер и структуру коммуникации внутри сети, а также на динамику социального капитала. Автор предлагает сфокусировать внимание в рамках методологии сетевого анализа на нескольких пара-



метрах взаимодействия участников молодежных виртуальных объединений; характер социальных отношений между участниками сети; качество социальных отношений; характеристика интенсивности взаимодействий в сети (сила связи); характеристика амбивалентности участников сети.

Среди трудов российского научного сообщества интересной представляется работа В.В. Печенкина и Е.Р. Ярской-Смирновой, где описаны результаты эмпирического анализа структурных особенностей функционирования виртуальных сообществ в социальных сетях. В работе представлено описание «микс-стратегии»: совместного использования стратегий качественного и количественного сетевого анализа. Базой данных для анализа плотности социальных связей виртуальных сообществ стала социальная сеть ВКонтакте. Авторы доказывают, что для комплексного изучения интернет-сообществ необходимо использовать смешанную стратегию выбора подходов к исследованию. Именно сочетание качественной и количественной стратегии позволяет получить многоуровневую объяснительную модель для изучения параметров социальной сплоченности сообществ, функционирующих в социальных сетях. Кроме того, данное исследование демонстрирует успешность сочетания сетевого анализа с более традиционными для социальных исследований инструментами, в данном случае – с фокус-группами (Печенкин & Ярская-Смирнова, 2014).

К.Е. Гурин рассматривает структуру дружеских связей участников онлайн-сообществ российских СМИ в социальной сети ВКонтакте (Гурин, 2016). Автор определяет онлайн-сообщества СМИ как новый феномен, который появился в результате проникновения традиционных масс-медиа на платформы социальных онлайн-сетей и концентрации в этих сообществах широкой аудитории. Интерес исследователя сфокусирован на процессах формирования аудитории, ее структуре и механизмах взаимодействия, а также на факторах влияния на процессы формирования аудитории. Эмпирически обосновывается релевантность изучения сетей онлайн-дружбы в сообществах СМИ в контексте формирования аудитории подписчиков путем выявления типичных значений уровня гомогенности по половозрастным и территориальным признакам подписчиков. В результате исследования установлено, что наибольшее влияние оказывает фактор схожести места проживания пользователей и возраста, в то время как гендерная специфика менее выражена.

Сетевой анализ успешно применяется на практике не только для исследования виртуальных социальных сетей, но и для изучения реальных сетевых сообществ. Так, в работе «Сетевой анализ биографических интервью: возможности и ограничения» авторы рассматривают принципы и примеры реализации сетевого анализа биографических интервью, раскрывая общий замысел и специфику сетевого подхода к изучению структуры научного сообщества советских и российских социологов на базе биографических данных, а также выделяя его возможности и ограничения. Основой для проводимого анализа



выступает исследование, направленное на реконструкцию сетей взаимодействий между ключевыми фигурами советской и российской социологической науки с помощью методов сетевого анализа (Мальцева et al., 2017).

Методология исследования

Целью эмпирического исследования в данной статье является оценка характера межрегиональных взаимосвязей молодежи, входящей в общественно-политические сообщества в социальной сети ВКонтакте. Авторы фокусируются на самых крупных по численности региональных группах, в которых пользователи обсуждают общественно-политические темы. Так как проблематика исследования связана с молодежью (пользователи 14-35 лет), то сетевые графы были построены на основании автоматического отбора по возрастному критерию. Также для учета специфики коммуникации между представителями молодого поколения и региональной власти в анализ были включены страницы политических лидеров регионов (глав субъектов) и страницы молодежных парламентов регионов или аналогичных институтов.

Практической базой для проведения анализа стали 284 сообщества социальной сети ВКонтакте (группы, паблики, публичные страницы лидеров) 86 регионов России (сбор данных проводился в сентябре 2022 года). Атрибуция сообществ осуществлялась по названию группы/паблика. Парсинг данных производился с помощью VK API. Для каждого региона было отобрано от 3 до 5 сообществ, а общее количество подписчиков данных групп составило 18 142 285 (сентябрь, 2022). Отбор сообществ опирался на критерий численности подписчиков и уровень их вовлеченности (лайки, комментарии, репосты). Таким образом, в анализ были включены самые крупные и активные сообщества регионов. Далее все пользовательские личные страницы были автоматически отфильтрованы с помощью авторского Python-кода с целью отбора представителей молодежи. Были автоматически отобраны и удалены все повторяющиеся профили. Итоговая выборка составила 4 020 268 человек по всей России в возрасте от 14 до 35 лет (уникальных пользователей 3 272 277). Страницы, где возраст пользователя не указан, не учитывались. Построение графов осуществлялось в программе Gephi с несколькими вариантами конфигурации данных. В итоге значимыми оказались данные с разделением по федеральным округам и по отдельным регионам.

Кроме наличия связей между сообществами и оценки их значимости, была определена плотность (количество общих подписчиков) связанности сообществ внутри каждого региона. Для измерения плотности использован базовый фильтр в 10 общих подписчиков (это значит: если между сообществами менее 10 общих подписчиков, считается, что между ними нет связи), а также фильтрацию Бэббона (Neal, 2022). Данный тип фильтрации был применен для стандартизации графов в условиях неравного количества



подписчиков в группах (пример, 1 000 000 подписчиков у главы Чеченской Республики и 33 000 подписчиков у губернатора Новгородской области).

Результаты

В рамках проведенного сетевого анализа интернет-сообщества представляются в качестве узлов графа. Это позволило понять, насколько близки группы друг к другу и существует ли поляризация пользователей молодого поколения в отдельных регионах или федеральных округах. Под поляризацией мы понимаем явление, когда группы в сети становятся более однородными и мало связанными между собой, в результате чего сеть расщепляется на две или более сильно различающиеся группы. Также представлена карта плотности связей внутри каждого региона.

Показательным является пример графа сообществ Дальневосточного округа. Установленный вес каждого ребра в данном случае – 50 общих подписчиков. Сообщества объединились в кластеры по территориальному признаку. Наблюдается наличие плотных связей между сообществами Хабаровского края, Приморского края и Сахалинской области, а также между Республикой Бурятия и Забайкальским краем. Камчатский и Забайкальский край максимально оторваны от общего ареала и поляризованы по отношению друг к другу. Малозначительным весом обладают сообщества Еврейской автономной области и Чукотского автономного округа (не отражены на графе). Кроме того, минимальное количество связей обнаружено в Забайкальском крае для сообщества «Зеленые Забайкалье | Экология» (желтый квадрат, рис.1), что может быть связано с оторванностью экологической повестки от политической в крае.

Гораздо теснее сообщества связаны в Северо-Западном федеральном округе (рис.2). В этом случае модель позволила выстроить граф на основании как минимум 100 общих подписчиков, что говорит о сильной связности узлов графа. Самый сильный кластер в центре образуют сообщества Ленинградской, Псковской, Новгородской областей и Санкт-Петербурга. Это может объясняться тем, что представители разных категорий молодежи переезжают в Санкт-Петербург с целью обучения или работы. Таким образом, они являются одновременно включенными в онлайн-пространства двух регионов: родного и центрального. Однако такой характер взаимопроникновения и интеграции не характерен для Архангельской и Мурманской областей, Ненецкого автономного округа, Республики Коми и Республики Карелия. Эти регионы располагаются на периферии графа и слабо связаны с другими узлами.

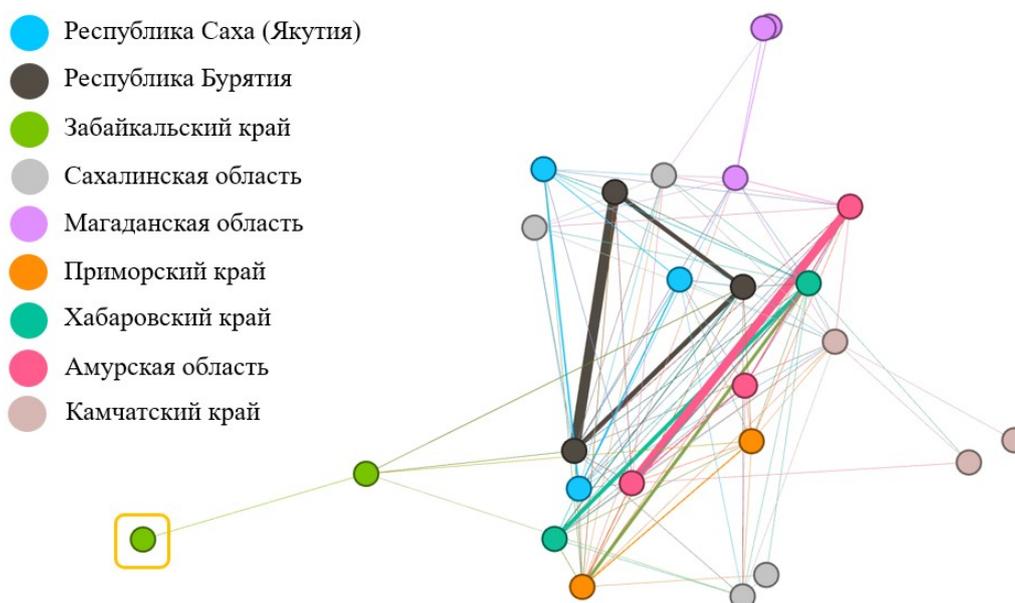


Рисунок 1. Сетевой граф онлайн-сообществ ДФО (субъекты)

Figure 1. Network graph of online communities Far Eastern Federal District (subjects)

Стоит отметить, что в данном случае наибольшее количество связей в сети у сообществ политических лидеров двух регионов: Александра Беглова (г. Санкт-Петербург) и Александра Дрозденко (Ленинградская область). Кроме того, главные региональные органы исполнительной власти этих двух регионов также обладают большим количеством общих подписчиков, что может быть связано высокой долей молодежи, официально прописанной в Ленинградской области, но фактически проживающей в Санкт-Петербурге.

Анализ сообществ Сибирского федерального округа (порог – 100 общих подписчиков) определил центральное положение сообществ Алтайского края и Новосибирской области (рис. 3). Подписчики сообществ Кемеровской области и Красноярского края тесно связаны с центральным узлом. Центральный узел имеет наиболее количество связей с другими узлами в графе. Он играет важную роль в передаче информации между различными узлами и может влиять на структуру графа в целом. Омская область и Республика Хакасия обладают минимальным количеством связей и оторваны от графа. Кроме того, специфической чертой данного графа является выпадение из структуры общей сети всех сообществ Иркутской области. Эти группы не имеют связей ни с какими другими регионами. У сообществ Республики Алтай и Пермского края межрегиональные общие связи практически не обнаруживаемы, и эти сообщества оторваны от общей структуры взаимодействия.

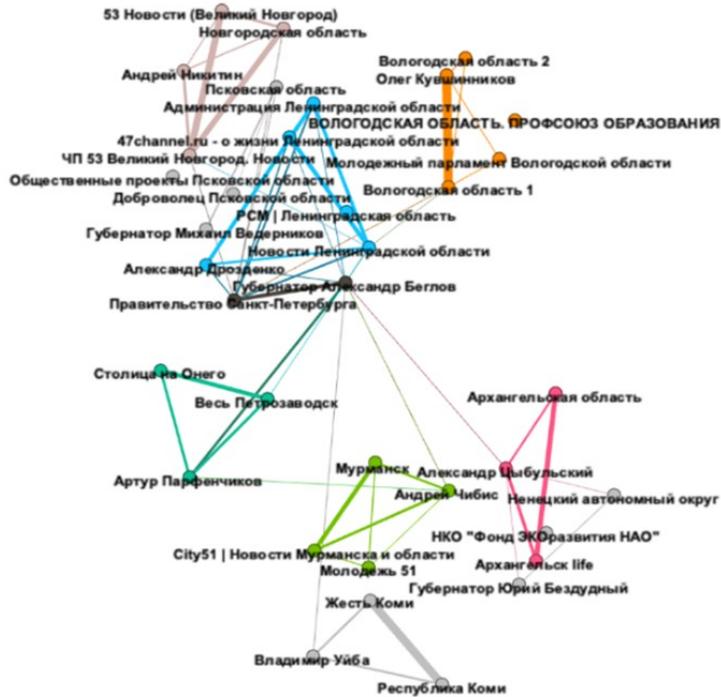


Рисунок 2. Сетевой граф онлайн-сообществ СЗФО (сообщества)

Figure 2. Network graph of online communities in the North West Federal District (communities)

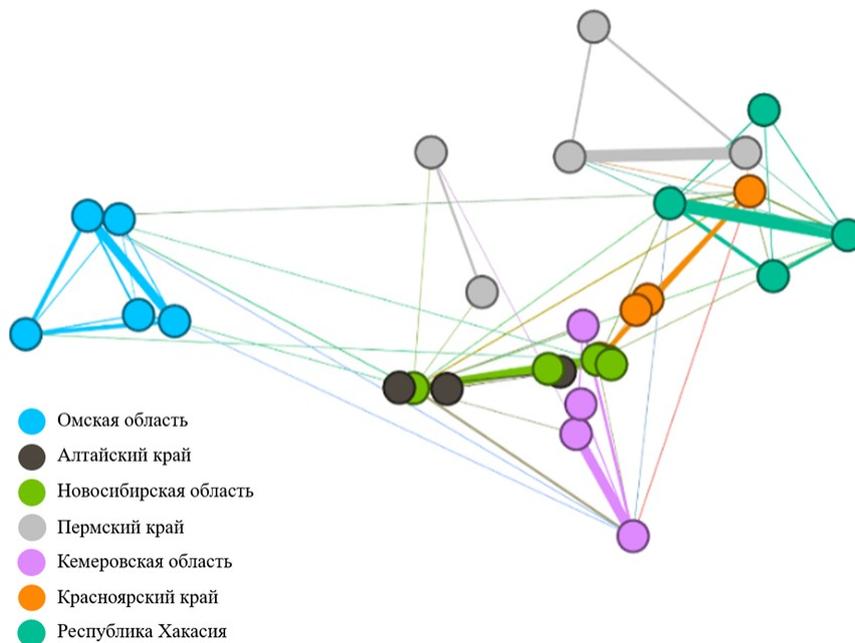


Рисунок 3. Сетевой граф онлайн-сообществ СФО

Figure 3: Network graph of online communities Siberian Federal District



Межрегиональные связи в Уральском и Центральных федеральных округах в целом достаточно слабые и не выделяются в кластеры, за исключением «Московского» кластера, в который вошли г. Москва и Московская, Тульская, Брянская, Рязанская, Смоленская области.

Второй параметр оценки – плотность сообществ по регионам (рис. 4). Данный показатель вычисляется как нормированное число ребер: соотношение прямых связей в сети к общему потенциально возможному количеству связей. Чем выше плотность (стремится к единице), тем сильнее сообщества связаны между собой.

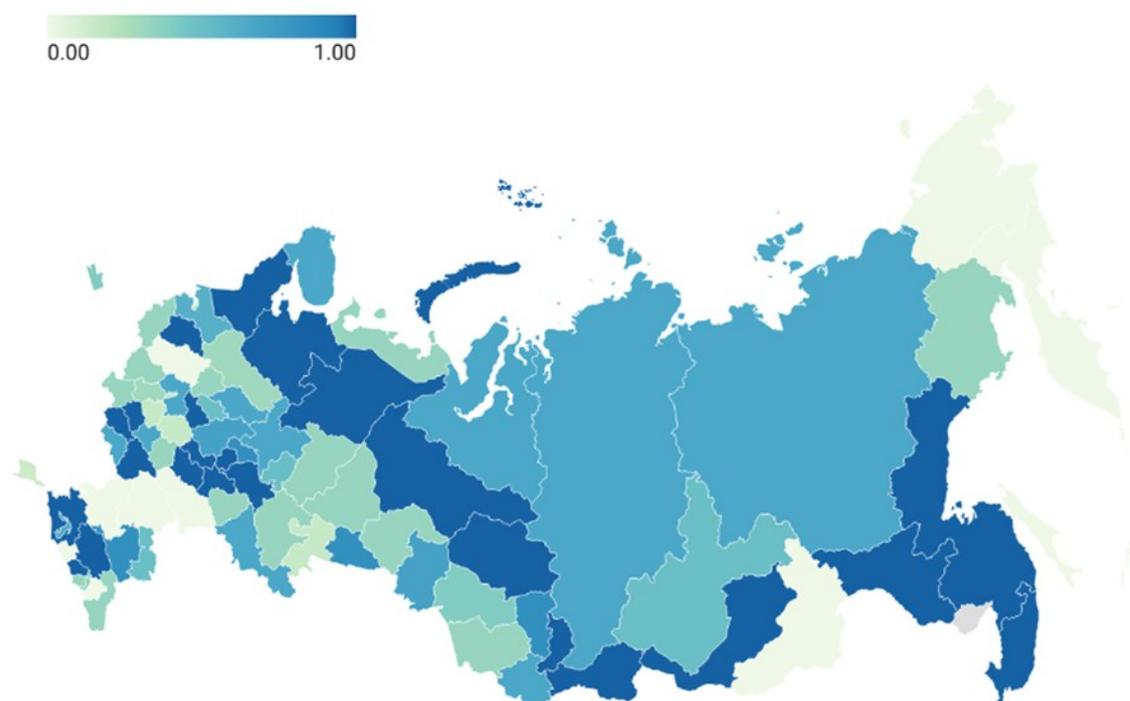


Рисунок 4. Карта России: плотность онлайн-сообществ по регионам

Figure 4. Map of Russia: density of online communities by region

Все регионы могут быть разбиты на четыре категории: высокая (1,00-0,70), средняя (0,69-0,33), низкая (0,32-0,16) и нулевая плотность. Таким образом, высокой плотностью обладают сообщества 30 регионов (Томская область, Приморский край, Республика Татарстан и др.), средней – 35 (Тамбовская область, Республика Дагестан, Самарская область и др.), низкой – 8 (г. Москва, Республика Крым, Челябинская область и др.). Связь внутри сообществ одного региона отсутствует в 9 субъектах.



Категория	Значение	Список регионов (от большего значения к меньшему в рамках категории)
Высокая	1,00-0,70	Томская область, Ульяновская область, Приморский край, Ханты-Мансийский автономный округ, Хабаровский край, Владимирская область, Краснодарский край, Республика Татарстан, Архангельская область, Республика Тыва, Республика Карелия, Республика Бурятия, Ставропольский край, Курская область, Воронежская область, Республика Коми, Амурская область, Кабардино-Балкарская Республика, Республика Мордовия, Чувашская Республика, Новгородская область, Пензенская область, Республика Марий Эл, Кемеровская область, Республика Калмыкия, Курганская область, Нижегородская область, Омская область
Средняя	0,69-0,33	Липецкая область, Красноярский край, Оренбургская область, Московская область, г. Севастополь, Ямало-Ненецкий автономный округ, Республика Саха (Якутия), Республика Алтай (Горный Алтай), Республика Адыгея, Белгородская область, Мурманская область, Костромская область, Ленинградская область, Ивановская область, Астраханская область, Иркутская область, Удмуртская Республика, Новосибирская область, Калининградская область, Республика Башкортостан, Тамбовская область, Брянская область, Республика Дагестан, Ненецкий автономный округ, Пермский край, Алтайский край, Ярославская область, Республика Северная Осетия – Алания, Свердловская область, Смоленская область, Тюменская область, Самарская область, Псковская область, Республика Ингушетия, Магаданская область
Низкая	0,32-0,16	Калужская область, Вологодская область, г. Санкт-Петербург, Рязанская область, Тульская область, Челябинская область, г. Москва, Республика Крым
Нулевая	0	Камчатский край, Забайкальский край, Ростовская область, Республика Карачаево-Черкессия, Сахалинская область, Тверская область, Волгоградская область, Чукотский автономный округ, Чеченская Республика

Таблица 1. Категории регионов по плотности онлайн-сообществ

Table 1. Categories of regions by density of online communities

Выводы

Сетевой анализ в политических и социальных науках обладает широким потенциалом для исследования социальных процессов. Изучение социальных сетей с помощью методов сетевого анализа может продемонстрировать особенности коммуникативных практик пользователей за счет большого количества данных, которые агрегируют онлайн-платформы. В отечественной



науке сетевой анализ применяется для исследования характера, качества и специфики социальных отношений между участниками сети, а также для установления связей между идеями, событиями, теоретическими конструкциями. Опыт зарубежных авторов показывает, что применение сетевого анализа для изучения онлайн-взаимодействия пользователей является актуальным для понимания процессов поляризации интернет-сообществ, принятия групповых решений, исследования политических предпочтений и протестного настроения пользователей социальных сетей.

В контексте исследования молодежи, проживающей в регионах России, нами был показан потенциал методов сетевого анализа для изучения связей между подписчиками онлайн-сообществ и характера объединения этих сообществ по федеральным округам. Кроме того, существуют возможности для исследования плотности сети, то есть определения степени связанности сообществ внутри одного субъекта РФ. Также в сети существуют некоторые оторванные от общей схемы взаимодействия объекты. Это может быть связано с региональной спецификой сообществ или с отличием тематики групп, соответственно, и интересов подписчиков. Так, экологическая повестка региональных сообществ часто является аполитичной, поэтому имеет слабые связи с остальными сообществами, где именно общественно-политические проблемы находятся в фокусе внимания участников.

Для повышения уровня репрезентативности результатов исследования необходимо рассмотреть возможность включения в анализ большего количества групп, а также выделить другие возрастные когорты пользователей. Кроме того, социальные сети не ригидны, поэтому анализ долгосрочных трендов возможен в условиях динамического наблюдения и корректировки графов, что может стать перспективным направлением для дальнейших исследований.

Благодарности

Исследование выполнено в Институте научной информации по общественным наукам РАН при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования РФ и Экспертного института социальных исследований в рамках научного проекта N 122101100043-9 «Политическое доверие российской молодежи: механизмы формирования, состояние, тренды и риски».

Список литературы

- Anttiroiko, A.-V. (2015). Networks in Manuel Castells' theory of the network society. MPRA Paper. <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/65617/>
- Fischer, M. (2013). Policy network structures, institutional context, and policy change. Paper prepared for the 1st International Conference on Public Policy (ICPP), Grenoble.
- Kadushin, C. (2012). *Understanding Social Networks: Theories, Concepts, and Findings*. Oxford University Press.



- Kaplan, A. M., & Haenlein, M. (2010). Users of the world, unite! The challenges and opportunities of Social Media. *Business Horizons*, 53(1), 59–68. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2009.09.003>
- Kolomeets, M., Chechulin, A., Kotenko, I., & Saenko, I. (2019). Access Control Visualization Using Triangular Matrices. *2019 27th Euromicro International Conference on Parallel, Distributed and Network-Based Processing (PDP)*, 348–355. <https://doi.org/10.1109/EMPDP.2019.8671578>
- Neal, Z. P. (2022). Backbone: An R package to extract network backbones. *Plos One*, 17(5), e0269137. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0269137>
- Olmos-Alcaraz, A. (2022). Populism and racism on social networks: An analysis of the Vox discourse on Twitter during the Ceuta 'migrant crisis.' *Catalan Journal of Communication & Cultural Studies*, 14(2), 207–223. https://doi.org/10.1386/cjcs_00069_1
- Sethunya, J. R., Letsholo, K., & Hlomani, H. (2016). Social Media Data Mining: An Analysis & Overview of Social Media Networks and Political Landscape. *International Journal of Database Theory and Application*, 9(7), 291–296. <https://doi.org/10.14257/ijdta.2016.9.7.25>
- Wu, J., Cao, M., Chiclana, F., Dong, Y., & Herrera-Viedma, E. (2021). An Optimal Feedback Model to Prevent Manipulation Behavior in Consensus Under Social Network Group Decision Making. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 29(7), 1750–1763. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2020.2985331>
- Wu, J., Li, X., Chiclana, F., & Yager, R. (2019). An Attitudinal Trust Recommendation Mechanism to Balance Consensus and Harmony in Group Decision Making. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 27(11), 2163–2175. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2019.2895564>
- Wu, T., Liu, X., Qin, J., & Herrera, F. (2022). Trust-Consensus Multiplex Networks by Combining Trust Social Network Analysis and Consensus Evolution Methods in Group Decision-Making. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 30(11), 4741–4753. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2022.3158432>
- Гвоздиков, Д. С. (2015). Онлайн-сети и развитие сетевых взаимодействий. *Вестник Санкт-Петербургского университета. Серия 12. Психология. Социология. Педагогика*, 2, 100–107.
- Гурин, К. Е. (2016). Структурирование сетей дружбы в онлайн-сообществах СМИ. *Дискуссия*, 6, 64–71.
- Кастельс, М. (2000). *Информационная эпоха: Экономика, общество и культура* (О. И. Шкаратан, Пер.). ГУ ВШЭ.
- Кучукян, А. В. (2017). Возможности методологии сетевого анализа в исследовании виртуальных молодежных сообществ. *Теория и практика общественного развития*, 4, 24–26. <https://doi.org/10.24158/tipor.2017.4.4>
- Мальцева, Д. В., Моисеев, С. П., Широканова, А. А., & Брик, Т. (2017). Сетевой анализ биографических интервью: Возможности и ограничения. *Телескоп: журнал социологических и маркетинговых исследований*, 1, 29–36.
- Печенкин, В. В., & Ярская-Смирнова, Е. Р. (2014). Сетевые подходы в анализе социальной сплочённости. *Вестник Саратовского государственного технического университета*, 4(1), 244–248.



References

- Anttiroiko, A.-V. (2015). Networks in Manuel Castells' theory of the network society. *MPRA Paper*. <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/65617/>
- Castells, M. (2000). *The Information Age: Economy, Society and Culture* (O. I. Shkaratan, Trans.). The HSE. (In Russian).
- Fischer, M. (2013). *Policy network structures, institutional context, and policy change*. Paper prepared for the 1st International Conference on Public Policy (ICPP), Grenoble.
- Gurin, K. E. (2016). Structuring friendship networks in online media communities. *Discussion*, 6, 64–71. (In Russian).
- Gvozdikov, D. S. (2015). Online networks and the development of network interactions. *Vestnik of St. Petersburg State University. Sociology*, 2, 100–107. (In Russian).
- Kadushin, C. (2012). *Understanding Social Networks: Theories, Concepts, and Findings*. Oxford University Press.
- Kaplan, A. M., & Haenlein, M. (2010). Users of the world, unite! The challenges and opportunities of Social Media. *Business Horizons*, 53(1), 59–68. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2009.09.003>
- Kolomeets, M., Chechulin, A., Kotenko, I., & Saenko, I. (2019). Access Control Visualization Using Triangular Matrices. *2019 27th Euromicro International Conference on Parallel, Distributed and Network-Based Processing (PDP)*, 348–355. <https://doi.org/10.1109/EMPDP.2019.8671578>
- Kuchukyan, A. V. (2017). The Opportunities of Network Analysis Methodology in the Study of Virtual Youth Communities. *Theory and Practice of Social Development*, 4, 24–26. <https://doi.org/10.24158/tipor.2017.4.4> (In Russian).
- Maltseva, D. V., Moiseev, S. P., Shirokanova, A. A., & Brick, T. (2017) Network analysis of biographical interviews: opportunities and limitations. *Telescope: Journal of Sociological and Marketing Research*, 1, 29–36. (In Russian).
- Neal, Z. P. (2022). Backbone: An R package to extract network backbones. *Plos One*, 17(5), e0269137. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0269137>
- Olmos-Alcaraz, A. (2022). Populism and racism on social networks: An analysis of the Vox discourse on Twitter during the Ceuta 'migrant crisis'. *Catalan Journal of Communication & Cultural Studies*, 14(2), 207–223. https://doi.org/10.1386/cjcs_00069_1
- Pechenkin, V. V., & Yarskaya-Smirnova, E. R. (2014). Network approaches in the analysis of social cohesion. *Vestnik Saratov State Technical University*, 4(1), 244–248. (In Russian).
- Sethunya, J. R., Letsholo, K., & Hlomani, H. (2016). Social Media Data Mining: An Analysis & Overview of Social Media Networks and Political Landscape. *International Journal of Database Theory and Application*, 9(7), 291–296. <https://doi.org/10.14257/ijdta.2016.9.7.25>
- Wu, J., Cao, M., Chiclana, F., Dong, Y., & Herrera-Viedma, E. (2021). An Optimal Feedback Model to Prevent Manipulation Behavior in Consensus Under Social Network Group Decision Making. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 29(7), 1750–1763. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2020.2985331>
- Wu, J., Li, X., Chiclana, F., & Yager, R. (2019). An Attitudinal Trust Recommendation Mechanism to Balance Consensus and Harmony in Group Decision Making. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 27(11), 2163–2175. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2019.2895564>
- Wu, T., Liu, X., Qin, J., & Herrera, F. (2022). Trust-Consensus Multiplex Networks by Combining Trust Social Network Analysis and Consensus Evolution Methods in Group Decision-Making. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 30(11), 4741–4753. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2022.3158432>