

---

## ПЕРВАЯ СТЕПЕНЬ

---

**А.В. СИНИЦИНА\***

**ИЗМЕРЕНИЕ И МОДЕЛИРОВАНИЕ  
ЭФФЕКТА СПЛОЧЕНИЯ В РУССКОЯЗЫЧНЫХ  
СОЦИАЛЬНЫХ МЕДИА ПОСЛЕ НАЧАЛА СВО:  
АНАЛИЗ СОЦИАЛЬНЫХ МОТИВАЦИЙ<sup>1</sup>**

*Аннотация.* Настоящее исследование посвящено изучению и измерению эффектов сплочения в условиях политического кризиса. Традиционно процесс социальной солидаризации определялся либо как сплочение всего общества в период экзогенного шока, либо как межгрупповое сплочение изначально близких сообществ. Мы предполагаем, что эти типы сплочения взаимосвязаны между собой и обладают общими трендами развития в докризисный и посткризисный периоды. Важной составляющей исследования является предложенный подход к измерению групповой консолидации через сетевые характеристики. На основе данных более чем из 1000 политических *Telegram*-каналов, с использованием методов машинного обучения и сетевого анализа была исследована динамика групповой консолидации в период за четыре недели до специальной военной операции (СВО) и четыре недели после в трех сетях: основанной на ссылках между политическими каналами, а также построенных на основе социальных мотиваций гнева и веры в успех. Для оценки эффекта сплочения использованы ключевые индикаторы разбивания на сообщества – модулярность и количество сообществ. Выявлено, что сеть, основанная на ссылках (базовый сценарий), отображает краткосрочный эффект общегруппового сплочения, но в долгосрочном периоде эффект групповой консолидации нивелируется. В сети, построенной для гневной социальной мотивации, после начала СВО сообщества, наоборот, стано-

---

\* **Синицина Арина Викторовна**, аспирант, преподаватель Департамента политики и управления, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики» (Москва, Россия), e-mail [a.sinitzina2018@yandex.ru](mailto:a.sinitzina2018@yandex.ru)

<sup>1</sup> Автор выражает благодарность Лаборатории социальных исследований использования искусственного интеллекта (НИУ ВШЭ, Факультет социальных наук) за поддержку данного исследования.

© Синицина А.В., 2025

DOI: 10.31249/poln/2025.01.09

вятся более структурированными, что говорит о сплочении только изначально близких каналов. Мотивация веры в успех не проявляется перед началом кризиса и влияет на социальную солидаризацию в долгосрочной перспективе. Полученные результаты позволяют более глубоко понять механизмы формирования социальных сообществ в условиях политической нестабильности и их сетевую структуру. Исследование вносит вклад в понимание того, как цифровые платформы формируют политическое поведение.

*Ключевые слова:* эффект сплочения; rally round the flag; Telegram; модулярность; социальные мотивации; сетевой анализ.

*Для цитирования:* Синицина А.В. Измерение и моделирование эффекта сплочения в русскоязычных социальных медиа после начала СВО: анализ социальных мотиваций // Политическая наука – 2025. – № 1. – С. 203–218. – DOI: <http://www.doi.org/10.31249/poln/2025.01.09>

## Введение

Современные политические системы неизбежно сталкиваются с множеством экзогенных шоков, способных вызывать ответные реакции со стороны общества. Эти кризисы часто становятся катализаторами изменений в социальной динамике, проявляясь в снижении уровня социальной поляризации и повышении общественной солидарности по ключевым политическим вопросам. Данный феномен, широко исследуемый в социальных науках, называется эффектом сплочения.

Существует множество трактовок сплочения и его природы, однако для более глубокого понимания целесообразно рассмотреть две из них, наиболее значимые в контексте политической науки. Первая из них – это теория «сплочения вокруг флага» (*rally round the flag theory*) [Meyer, Staggenborg, 1996; Chatagnier, 2012; Kazun, 2017; Seo, Horiuchi, 2024], которая акцентирует внимание на резком увеличении поддержки государственной власти и единстве общества вокруг политического лидера в условиях кризисных ситуаций. Согласно этой теории, в периоды внешней угрозы, например, во время военных конфликтов или крупных политических катастроф, наблюдается мобилизация общественного мнения и консолидация вокруг действующего режима большинства групп, даже если до этого они могли придерживаться полярных позиций [Cárdenas et al., 2023; Van der Meer, Steenvoorden, Ouattara, 2023].

Второй подход к пониманию сплочения – социально-психологический – рассматривает сплочение как результат формирования прочных социальных связей внутри групп, а также между сообществами, которые не имели критических расхождений

в позиции, в том числе политической [Friedkin, 2004; Moody, Whit, 2003]. По сравнению с описанной выше теоретической парадигмой, такие схожие группы образуют макросообщества или кластеры. Однако той консолидации, которую описывали исследователи в теоретической парадигме «сплочения вокруг флага» [Chan, To, Chan, 2006; Markovsky, 1998], не происходит.

Отсутствие единого подхода к трактовке феномена сплочения в научной литературе препятствует формированию четкой концептуализации этого понятия. В настоящей статье предполагается внести вклад в вопрос измерения консолидации сообществ в период кризиса путем апробирования изложенных выше подходов на примере каналов в русскоязычной социальной сети *Telegram*. Теория *rally round the flag* в сетевой интерпретации описывает сплочение через распространение информации о событиях кризиса, а именно на основе разделения единого мнения как можно большим количеством участников сети.

Для описания сплочения внутри сообществ и их объединения в макрогруппы будет использоваться синтез социально-психологической трактовки и теории социальных мотиваций, которая будет изложена нами далее. Мы полагаем, что консолидация в кластерах сети будет происходить вследствие распространения не только мнений, но и аффективных реакций, которые вызывает кризис. Экзогенные шоки могут вызывать разнородные эмоциональные отклики в изначально полярных группах [Mesquita, Voïger, 2014; Oхoby, 2009]. Однако участники более близких друг к другу групп, вероятно, будут испытывать похожие эмоции, что будет способствовать их консолидации.

Мы предполагаем, что развитие групповой солидаризации в рассмотренных сценариях взаимосвязано. В условиях кризиса, согласно теории «сплочения вокруг флага», люди склонны идентифицировать себя с более крупными группами. Такая общегрупповая консолидация, запуская обмен информацией между группами, может вызывать и горизонтальное сплочение через распространение аффективных реакций, которые, в свою очередь, могут способствовать объединению групп, разделяющих одинаковые социальные мотивации.

Данные для апробации предложенных способов измерения сплочения были взяты из русскоязычного сегмента социальной сети *Telegram*, массив данных охватывает временной промежуток от 24 января 2022 г. до 27 марта 2022 г., что составляет восемь недель вокруг начала событий специальной военной операции.

В рамках исследования были извлечены более двух миллионов сообщений из политически ориентированных каналов, что позволило построить сетевую модель коммуникаций до и после 24 февраля 2022 г.

В статье предлагается метод измерения сплочения на основе анализа двух ключевых сетевых показателей: модулярности и числа сообществ. Предполагается, что изменение этих показателей может служить индикатором уровня солидаризации сообществ и укрупнения сетевой структуры, или же, наоборот, свидетельствовать о поляризации и фрагментации социального пространства.

Новизна предлагаемого исследования заключается в использовании и сравнении нескольких сценариев измерения сплочения, что позволяет оценить и характеристики различных граней сплочения в динамике – длительность и интенсивность каждой в период до и самого начала кризиса.

### **От концепции к метрике: операционализации сплочения**

Как было отмечено ранее, вопрос способов и методов измерения сплочения стоит настолько же остро, как и вопрос концептуализации этого феномена. Значительный объем исследований сосредоточен на операционализации сплочения с использованием социологических методов, таких как опросы [Colloca, Roccato, Russo, 2024]. Некоторые исследования операционализируют сплочение через рост поддержки государственного курса или лидера, либо же через рост доверия к политическим институтам в целом. Например, в исследовании Т. Сео и Ю. Хориути проверяется гипотеза о том, что повышение доверия к политическим институтам может повышать рост сплочения, которое определено как поддержка национального лидера [Seo, Horiuchi, 2024]. В статье было проанализировано более 34 тыс. ответов респондентов, однако поставленная гипотеза не подтвердилась. В целом такая практика имеет свои ограничения.

Традиционные социологические методы, подобные опросам, могут быть эффективно применимы для сравнительно небольших групп, однако их использование на более широкой социологической шкале – в контексте больших сообществ и общества в целом – может исказить реальную динамику сетевых взаимодействий [Maryna, Andrii, 2019; Stansfeld, 2006]. Это, в свою очередь, затрудняет идентификацию тех групп, которые связываются более

тесными связями в условиях кризиса, и определение тех, кто остается в стороне от процессов сплочения.

С развитием информационных технологий и широким распространением интернета наблюдается тенденция к перемещению большинства коммуникационных процессов в онлайн-сферу, что открывает новые горизонты для исследовательской деятельности [Klandermans, Oegema, 1987]. В этом контексте социальные сети становятся важным инструментом исследования эффекта сплочения, поскольку они позволяют более точно и прозрачно фиксировать взаимодействия и связи между пользователями [Hollenbaugh, Ferris, 2014].

Для того чтобы учитывать именно сетевую природу сплочения, некоторыми исследователями уже было предложено использовать теорию графов для операционализации и измерения этого феномена. На основании теоретической базы сетевого анализа были разработаны различные метрики, способные количественно оценить феномен сплочения [Lott, Lott, 1965]: например, общее количество связей в группе и показатели близости – такие, как коэффициенты кластеризации и централизации в сети.

В этом исследовании мы предлагаем изучать сплочение не через базовые сетевые показатели, а с помощью оценки динамики структурного показателя модулярности. Такая метрика в контексте сетевого анализа представляет собой количественную меру, используемую для оценки структуры сообществ в графах [Newman, 2006]. Она позволяет определить, насколько хорошо граф может быть разделен на группы (или сообщества) таким образом, чтобы количество связей между узлами внутри одной группы было значительно больше, чем количество связей между узлами разных групп [Dong et al., 2021].

Расчет показателя модулярности производится следующим образом, где

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

$Q$  – показатель модулярности,  $A_{ij}$  – элемент смежности графа,  $k_i$ ,  $k_j$  – степени узлов,  $m$  – общее количество ребер,  $c_i$ ,  $c_j$  – принадлежность узлов к сообществам,  $\delta(c_i, c_j)$  – функция Кронекера, которая возвращает 0 или 1 в зависимости от принадлежности узлов одному из сообществ.

Если показатель модулярности высокий (выше 0,6), это может свидетельствовать о наличии четко выраженных сообществ в сети и о том, что узлы внутри них более плотно связаны друг с другом. Низкие же значения (ниже 0,6) данного параметра говорят о том, что в сети отсутствуют явные группировки, и сообщества равномерно связаны друг с другом [Jamali, Abolhassan, 2006]. Естественно, что сплочение могут отображать скорее низкие показатели, когда сообщества в сети явно не выделяются, и каждая из групп равномерно связана со всеми. Однако мы предполагаем, что даже при высокой модулярности можно увидеть сплочение (изначально близких групп), в случае если вспомогательный параметр – число выделяемых сообществ – падает.

В целом модулярность предоставляет более детализированное понимание структуры сети, позволяя выявить наличие четких сообществ или кластеров внутри группы. Это важно, поскольку сплочение не всегда определяется лишь количеством связей: фактически высокая степень связности может существовать в разрозненных или слабо интегрированных подгруппах.

Такой подход уже апробируется в ряде исследований. В статье Л. Адамик и Е. Адар о поиске университетских сообществ на основе ссылок коллег друг на друга в их домашних страницах используется показатель модулярности для определения периодов сплоченности подгрупп [Adamic, Adar, 2003]. М. Туллин, Т. Поллет и Н. Леманн-Вилленброк на основе данных из групп социальной сети *Facebook*<sup>1</sup> и с использованием показателя модулярности провели анализ сегментации сети на сообщества [Tulin, Pollet, Lehmann-Willenbrock, 2018]. Авторы оценили размеры и плотность сформированных сообществ и построили несколько регрессионных моделей для выявления влияния этих факторов на сплочение групп.

Для анализа и построения сети для апробирования социологического подхода необходимо ввести понятие социальной мотивации как катализатора сплочения. Социальные мотивации являются внутренними факторами, которые побуждают людей участвовать в групповых действиях и осознавать принадлежность к определенному сообществу.

Наиболее известные модели, которые изучали социальные мотивации, – *SIMCA* и *EMSICA*, разработанные М. Ван Зомереном

---

<sup>1</sup> Деятельность Meta (соцсети Facebook и Instagram) запрещена в России как экстремистская.

и коллегами для объяснения того, как формируется групповое членство и готовность к коллективным действиям [Van Zomeren, Postmes, Spears, 2008]. Теория *SIMCA* (*social identity model of collective action*) основана на трех макрофакторах, которые могут влиять на коллективное действие: воспринимаемая несправедливость по отношению к социальной группе (*injustice*), вера в возможность личным вкладом каждого участника достичь успеха в решении проблем социальной (*efficacy belief*) и идентификация человека с социальной группой (*identity*).

По мнению авторов разработанной теории *SIMCA*, люди будут более склонны к участию в коллективных действиях, если они испытывают сильные аффективные реакции. Также отмечается ключевая роль последнего фактора – социальной идентичности – как модулирующей процесс восприятия гнева и веры в успех действий в рассматриваемой группе. Предполагается, что идентичность с сообществом является прямым предиктором для коллективного действия, однако она все же определяется косвенно через убеждение в эффективности коллективного действия и аффективного восприятия несправедливости (чувства гнева).

Иные авторы утверждали, что коллективное чувство несправедливости по отношению к группе могут увеличивать уровень идентификации и сплочения группы, что в политической науке также именуется как эффект «негативной партийности» [Thomas, Mavor, McGarty, 2012]. В разработанной альтернативной модели *EMSICA* (*encapsulated model of social identity in collective action*) говорится, что идентичность не определяет, а выражается через чувство несправедливости по отношению к группе или же через веру в успех этого сообщества – т.е. теперь два эти фактора предопределяют идентичность. Согласно логике модели, индивиды переживают эмоции гнева или возмущения, одновременно придерживаясь убеждения, что коллективные усилия их группы способны эффективно преодолеть проявления несправедливого отношения со стороны внешних групп. Реакции такого рода могут ускорять процесс социальной идентификации [Stürmer, Simon, 2009].

В этой работе мы предлагаем синтезировать рассмотренные подходы и проследить динамику сплочения в нескольких разрезах. Во-первых, это базовый сценарий, когда сеть строится на основе гиперссылок между *Telegram*-каналами. Такую сеть мы будем воспринимать как отправную точку для сравнения с двумя построенными сетями для социальных мотиваций. Во-вторых, это сеть, построенная на основе ссылок между *Telegram*-каналами, где пост

выражает гневную социальную мотивацию. И в-третьих, предлагается рассмотреть сеть, построенную между *Telegram*-каналами, где пост выражает веру в успех группы соответственно.

Мы предполагаем, что показатели для базового сценария и сетей, основанных на распространении социальных мотиваций, должны отличаться, при этом далеко не все возможные различия можно предсказать на основе общих теоретических соображений. С одной стороны, негативные реакции быстрее распространяются по сети и поэтому могут находить отклик и у участников макросообщества, и у других членов группы. Это может способствовать и общему сплочению, особенно если гнев будет направлен на внешнего врага. С другой стороны, распространение гнева может и поляризовать сообщества, особенно если негативная мотивация направлена на эти группы. Аналогично неоднозначные результаты мы можем ожидать и в показателях сети, построенной на основе социальной мотивации веры в успех. Вероятно, вера в успех группы может сплотить сообщества перед началом кризиса, если участники осознают свою принадлежность к группе и ее силу. Однако если сообщества одновременно настроены друг против друга, то они могут поддерживать участников только своей группы, и в таком случае эта социальная мотивация будет способствовать поляризации в сети.

### Динамика сплочения в сетях

В рамках эмпирического анализа было проанализировано более 1000 политических *Telegram*-каналов<sup>1</sup>. Отбор каналов осуществлялся с использованием агрегатора *TGStat*<sup>2</sup>, который предлагает классификацию сообществ по их тематической направленности – таких, как политические, спортивные, новостные, юмористические и другие. Следует подчеркнуть, что в представленном исследовании акцент сделан исключительно на политических каналах, при этом новостные ресурсы в выборку не включались. Это обусловлено тем, что цель нашего исследования заключается в выявлении социальных мотиваций, закрепленных в текстах, которые невоз-

---

<sup>1</sup> Snscape. – Mode of access: <https://github.com/JustAnotherArchivist/snscape> (accessed: 25.08.2024).

<sup>2</sup> Каталог Telegram-каналов и чатов: политика. *TGStat*. – Режим доступа: <https://tgstat.ru/politics> (дата посещения: 23.07.2024).



можно анализировать в рамках нейтральных новостных сообществ.

В качестве исследуемого временного интервала был выбран период восьми недель: с 24 января по 24 февраля для оценки сплочения политических сообществ перед началом СВО и с 24 февраля по 27 марта 2022 г. для анализа длительности и интенсивности этих связей в посткризисный период.

Для определения социальных мотиваций, то есть в целом определения эмоциональной окраски текстов, мы использовали модель *ruBERT*<sup>1</sup>, обученную на текстах на русском языке. В качестве результата мы получили для каждого сообщения вероятность присутствия всех эмоций. Для сообщений, которые попали в итоговом массиве в категорию гневных, мы отбирали только те, которым была присвоена моделью вероятность содержания гневного тона выше 0,5. Соответственно, для веры в успех мы подобрали семантически близкое чувство – энтузиазм и вдохновение, которые предложены моделью. Для определения этой эмоции мы пользовались вышеизложенным механизмом.

Для проверки качества модели было закодировано вручную 300 сообщений на предмет определения эмоциональной окраски текста, чтобы соотнести с полученными моделью результатами. Для валидации модели мы измеряем *точность* (показатель в виде доли правильно классифицированных текстов среди всех, которые модель отнесла к той или иной категории) и *полноту* (показатель в виде доли классифицированных текстов среди всех, которые в действительности принадлежат той или иной категории). Мы получили значения этих метрик более 0,9, что может говорить о высоком качестве работы модели.

На основе полученных данных за каждую неделю были построены сети и проведен подсчет количества сообществ, основанный на показателе модулярности. Оптимизация данного показателя осуществлялась с применением алгоритма Лувена (*Louvain Method*) [De Meo et al, 2011], который основан на двухэтапном поиске. На первом этапе каждая вершина сети инициализируется как отдельное сообщество. Затем происходит локальный поиск, в ходе которого для каждой вершины осуществляется попытка перемещения в другое сообщество, если это приводит к увеличению мо-

---

<sup>1</sup> Emotion detection model // Hugging face. – Mode of access <https://huggingface.co/cointegrated/rubert-tiny2-cedr-emotion-detection> (accessed: 30.07.2024).

дулярности. Этот процесс продолжается до тех пор, пока не будет достигнут локальный максимум модулярности. На втором этапе узлы, принадлежащие к одному сообществу, агрегируются в новую сеть, где каждая группа узлов представляется как единый узел. После этого алгоритм повторяет процесс поиска локальных максимумов для новой сети, что позволяет выявить иерархические структуры сообществ.

Как мы ранее упоминали, предполагается оценивать уровень сплочения через показатель модулярности. Количество сообществ в сети используется как контрольный параметр. Почему модулярность должна отображать непременно процессы групповой консолидации? Согласно определению модулярности, ее уменьшение свидетельствует о том, что сеть хуже распределяется на сообщества. В случае, если наблюдается тенденция к укрупнению существующих групп вокруг более крупных объединений, снижение может говорить о групповой консолидации.

В то же время высокое значение модулярности может указывать на усиление межгруппового сплочения при условии уменьшения общего числа сообществ. В этом случае сеть четко делится на кластеры, которые имеют явные отличия друг от друга, но при этом становятся более сплоченными внутри себя.

Динамика показателей за восемь недель в период начала СВО для каждой сети представлена на рис. 1 и 2. Вертикальной сплошной чертой относительно оси оу линияй представлено начало СВО.

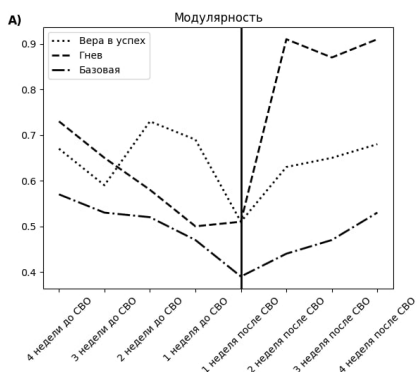


Рис. 1.

Динамика модулярности за 8 недель

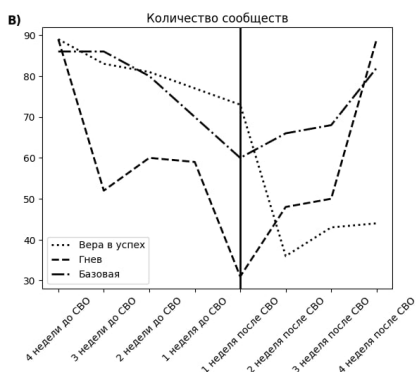


Рис. 2.

Динамика количества сообществ за 8 недель

Более детально полученные результаты по числу сообществ и модулярности мы расположили в таблице.

Таблица

**Свод сетевых показателей до начала СВО**

| Дата недели                     | Модулярность базовой сети | Число сообществ базовой сети | Модулярность сети по гневу | Число сообществ по гневу | Модулярность по вере в успех | Число сообществ по вере в успех |
|---------------------------------|---------------------------|------------------------------|----------------------------|--------------------------|------------------------------|---------------------------------|
| 4 неделя до СВО                 | 0,57                      | 86                           | 0,73                       | 89                       | 0,67                         | 89                              |
| 3 неделя до СВО                 | 0,53                      | 86                           | 0,65                       | 52                       | 0,59                         | 83                              |
| 2 неделя до СВО                 | 0,52                      | 80                           | 0,58                       | 60                       | 0,73                         | 81                              |
| 1 неделя до СВО                 | 0,47                      | 70                           | 0,50                       | 59                       | 0,69                         | 77                              |
| <b>1 неделя (с началом) СВО</b> | 0,39                      | 60                           | 0,51                       | 31                       | 0,51                         | 73                              |
| 2 неделя после СВО              | 0,44                      | 66                           | 0,91                       | 48                       | 0,63                         | 36                              |
| 3 неделя после СВО              | 0,47                      | 68                           | 0,87                       | 50                       | 0,65                         | 43                              |
| 4 неделя после СВО              | 0,53                      | 82                           | 0,91                       | 89                       | 0,68                         | 44                              |

В базовом варианте построенной сети мы видим, что только за одну неделю до событий СВО сообщества становятся менее контрастными, показатель модулярности снижается с 0,52 до 0,47. Любопытно, что число сообществ падает за весь период, а не только за последнюю неделю (за весь период их число снизилось с 86 до 70 сообществ в сети).

После начала СВО мы ожидали, что базовая сеть будет демонстрировать сплочение и постепенное возвращение к исходным показателям. Так, между первой и четвертой неделями после СВО модулярность возросла с 0,39 до 0,53, притом что за четыре недели до кризисных событий она составляла 0,57. Такая динамика может объясняться тем, что сплочение все же происходит и сообщества кооперируются вокруг больших групп, однако мы не видим общегрупповой консолидации, как предполагала теория *rally round the flag*.

В сети, построенной на гневной социальной мотивации, мы видим более чувствительные изменения с приближением СВО на всем измеряемом периоде. За четыре недели до начала СВО показатель модулярности упал с 0,73 до 0,50, при этом количество сообществ упало, что говорит нам о том, что распространение гнева по сети способно сплотить сообщества.

Неожиданным является резкий рост модулярности уже после начала СВО. Показатель вырос с 0,51 до 0,91, но уже на второй неделе сообществ становится 48, а к концу периода происходит возврат к исходному показателю (89). Если в период, близкий к кризисному событию, гнев объединяет сообщества, то впоследствии он будет способствовать разделению сообществ на макро-группы, изначально близкие друг к другу до начала кризиса. Это подтверждает наше предположение о том, что социальные мотивации не будут спланировать все общество, а будут способствовать консолидации только изначально близких к друг другу групп.

Любопытно, что результаты показателей *сети, построенной на основе социальной мотивации веры в успех*, не так чувствительны к приближению кризиса по сравнению с двумя другими сетями, что выражается во флуктуационных изменениях показателя модулярности и небольшом снижении числа сообществ. Как мы и предполагали, такая социальная мотивация будет оказывать меньший эффект на консолидацию ввиду того, что группы после начала кризиса верят в успех своего сообщества, и при этом они могут быть негативно настроены к участникам иных групп.

Как показывают рисунки, сплочение по мотивации веры в успех происходит с небольшим лагом – в неделю, повторяя тренды показателей иных сетей. Мы видим это как в снижении модулярности в неделю начала СВО с 0,69 до 0,51, так и в снижении числа сообществ с 73 до 36. В дальнейшем мы наблюдаем ожидаемый рост модулярности и числа сообществ, как в двух других сетях, но не такой динамичный – число выделенных сообществ за весь период упало с 89 до 44.

## Заключение

Феномен сплочения общества в условиях кризиса привлекает внимание исследователей из различных областей социальных наук. Настоящее исследование описывает, как политические кризисы могут служить катализаторами изменений в социальном поведении, вызывая усиление общественной консолидации и сплочения вокруг определенных лидеров или групп. В то же время в статье предлагается новый взгляд на этот феномен: применение сетевого анализа для измерения сплочения в *Telegram*-сообществах позволяет рассматривать эффект консолидации на общегрупповом уровне и между близкими группами.

Ключевой вклад исследования состоит в том, что для измерения сплочения используются сетевые метрики, такие как модулярность и количество сообществ, для анализа структуры взаимодействий в политически ориентированных *Telegram*-каналах. Это позволяет найти способ измерения степени консолидации в социальных сетях в контексте кризиса и оценить, как социальные мотивации влияют на динамику сплочения сообществ. Результаты исследования демонстрируют, что сплочение может фиксироваться на различных уровнях, и различить их можно с использованием социально-мотивационного подхода.

Важной темой, поднятой в исследовании, является и разделение уровней сплочения на теоретическом уровне между двумя концепциями: теорией «сплочения вокруг флага» и социологическим подходом. С точки зрения *rally round the flag* консолидация понимается как объединение всех групп вокруг государственной повестки. И такой эффект групповой солидаризации мы наблюдали в базовом варианте построенной сети на основе гиперссылок между каналами, однако он имел временный характер и спустя месяц это не привело к устойчивому сплочению всего общества.

В рамках социально-психологического подхода предполагалось, что консолидация происходит на уровне более мелких сообществ и групп, которые изначально были близки друг к другу. Этот подход более точно объясняет динамику консолидации в политических сообществах в исследуемый период. В рамках этой парадигмы особенностью исследования является анализ влияния социальных мотиваций, таких как гнев и вера в успех, на процесс сплочения.

Результаты показывают, что гнев, вызванный кризисной ситуацией, может способствовать консолидации сообществ, однако это сплочение носит ограниченный характер и касается только тех групп, которые были близки друг к другу до кризиса. Напротив, вера в успех также способствует сплочению, но этот процесс происходит с задержкой и имеет менее выраженный характер. Эти выводы подтверждают сложность феномена сплочения и необходимость более детального изучения влияния эмоциональных факторов на динамику социальных взаимодействий.

Естественно, мы предполагаем, что на сплочение могут влиять и иные социальные мотивации, которые мы не рассмотрели в текущем исследовании, что может являться дальнейшим вектором развития этого направления. Более того, стоит отметить, мы также были ограничены узким временным промежутком вокруг начала

кризисных событий, и результаты, полученные в определенный период, могут не отражать долгосрочные тенденции. Наконец, использование эмоциональных факторов, таких как гнев и вера в успех, требует осторожности в интерпретации, так как они могут быть субъективными и зависеть от индивидуального восприятия участников. Эти ограничения подчеркивают необходимость дальнейших исследований и более комплексного подхода к анализу феномена сплочения общества в условиях кризиса.

Таким образом, проведенное исследование демонстрирует, что кризисы могут вызывать разные формы сплочения в зависимости от контекста и типа социальных мотиваций. Однако сплочение не является универсальным явлением, затрагивающим все общество; оно скорее происходит в рамках уже существующих сообществ и групп, усиливая взаимодействие внутри них, но не всегда способствуя консолидации в общенациональном масштабе. Представленные в статье методы измерения групповой солидаризации на разных уровнях открывают новые возможности для дальнейших исследований феномена сплочения, особенно в контексте сетевых коммуникаций и социальных сетей.

**A.V. Sinicyna\***

**Measuring and modeling the cohesion effect  
in Russian-language social media after the start  
of the special military operation:  
an analysis of social motivations**

*Abstract.* This study is devoted to the examination and measurement of cohesion effects in the context of a political crisis. Traditionally, the process of social solidification has been defined either as the unification of the entire society during periods of exogenous shocks or as the intergroup cohesion of initially close communities. We hypothesize that these types of cohesion are interrelated and exhibit common developmental trends in pre-crisis and post-crisis periods. An important component of the study is the proposed approach to measuring group consolidation through network characteristics. Based on data from over 1,000 political Telegram channels, using machine learning and network analysis methods, we examined the dynamics of group consolidation during the four weeks before the Special Military Operation and the four weeks following it in three networks: one based on links between political channels, and two others constructed around social motivations of anger and belief in success. To assess the cohesion effect, key indicators of community

---

\* **Sinicyna Arina**, HSE University (Moscow, Russia), e-mail: a.sinitzina2018@yandex.ru

partitioning – modularity and the number of communities – were used. It was found that the link-based network (baseline scenario) reflects a short-term effect of overall group cohesion, but in the long term, the effect of group consolidation diminishes. In the network built around anger-driven social motivation, communities, on the contrary, became more structured after the start of the military operation, indicating cohesion only among initially close channels. The motivation of belief in success does not manifest before the crisis but influences social solidification in the long term. The results provide deeper insights into the mechanisms of social community formation during periods of political instability and their network structures. The study contributes to understanding how digital platforms shape political behavior.

**Keywords:** cohesion effect; rally round the flag; Telegram; modularity; social motivations; network analysis.

**For citation:** Sinicyna A.V. Measuring and modeling the cohesion effect in Russian-language social media after the start of the special military operation: an analysis of social motivations. *Political science (RU)*. 2025, N 1, P. 203–218. DOI: <http://www.doi.org/10.31249/poln/2025.01.09>

## References

- Adamic L.A., Adar E. Friends and neighbors on the web. *Social networks*. 2003, Vol. 25, N 3, P. 211–230.
- Cárdenas D., Orazani N., Manuelli F., Donaldson J.L., Stevens M., Cruwys T. Social cohesion predicts COVID-19 vaccination intentions and uptake. *Social and personality psychology compass*. 2023, Vol. 17, P. 1–17, DOI: <https://doi.org/10.1111/spc3.12759>
- Chan J., To H.P., Chan E. Reconsidering social cohesion: Developing a definition and analytical framework for empirical research. *Social indicators research*. 2006, Vol. 75, P. 273–302.
- Chatagnier J.T. The effect of trust in government on rallies' round the flag. *Journal of peace research*. 2012, Vol. 49, N 5, P. 631–645.
- Colloca P., Roccato M., Russo S. Rally 'round the flag effects are not for all: Trajectories of institutional trust among populist and non-populist voters. *Social science research*. 2024, Vol. 119, P. 1–11.
- De Meo P., Ferrara E., Fiumara G., Proveti A. Generalized Louvain method for community detection in large networks. *11-th International conference on intelligent systems design and applications*. Los Alamitos, CA: IEEE, 2011, P. 88–93.
- Dong G., Wang F., Shekhtman L.M., Danziger M.M., Fan J., Du R., Liu J., Tian L., Stanley H.E., Havlin S. Optimal resilience of modular interacting networks. *Proceedings of the National academy of sciences*. 2021, Vol. 118, N 22, P. 1–8.
- Friedkin N.E. Social cohesion. *Annual review of sociology*. 2004, Vol. 30, N 1, P. 409–425.
- Hollenbaugh E.E., Ferris A.L. Facebook self-disclosure: examining the role of traits, social cohesion, and motives. *Computers in human behavior*. 2014, Vol. 30, P. 50–58.
- Jamali M., Abolhassani H. Different aspects of social network analysis. *Proceedings of the 2006 IEEE/WIC/ACM International conference on web intelligence (WI 2006 Main Conference Proceedings)*. Los Alamitos, CA: IEEE, 2006, P. 66–72.

- Kazun A.D. "Rally Around the Flag" Effect. How and why support of the authorities grows during international conflicts and tragedies? *Polis. Political studies*. 2017, N 1, P. 136–146. DOI: <https://doi.org/10.17976/jpps/2017.01.12>
- Klandermans B., Oegema D. Potentials, networks, motivations, and barriers: Steps toward participation in social movements. *American sociological review*. 1987, Vol. 52, P. 519–531.
- Lott A.J., Lott B.E. Group cohesiveness as interpersonal attraction: a review of relationships with antecedent and consequent variables. *Psychological bulletin*. 1965, Vol. 64, N 4, P. 259–309.
- Markovsky B. Social network conceptions of solidarity. In: Doreian P., Fararo T.J. (eds). *The problem of solidarity: theories and models*. Amsterdam: Gordon & Breach, 1998, P. 343–372.
- Maryna D., Andrii Z. Social cohesion in education: cognitive research in the university community. *International journal of cognitive research in science, engineering and education*. 2019, Vol. 7, N 2, P. 19–27.
- Mesquita B., Boiger M. Emotions in context: A sociodynamic model of emotions. *Emotion review*. 2014, Vol. 6, N 4, P. 298–302.
- Meyer D.S., Staggenborg S. Movements, countermovements, and the structure of political opportunity. *American journal of sociology*. 1996, Vol. 101, N 6, P. 1628–1660. DOI: <https://doi.org/10.1086/230869>
- Moody J., White D.R. Structural cohesion and embeddedness: a hierarchical concept of social groups. *American sociological review*. 2003, Vol. 68, N 1, P. 103–127.
- Newman M.E.J. Modularity and community structure in networks. *Proceedings of the National academy of sciences*. 2006, Vol. 103, N 23, P. 8577–8582.
- Oxoby R. Understanding social inclusion, social cohesion, and social capital. *International journal of social economics*. 2009, Vol. 36, N 12, P. 1133–1152.
- Seo T., Horiuchi Y. Natural experiments of the rally 'round the flag effects using worldwide surveys. *Journal of conflict resolution*. 2024, Vol. 67, N 2–3, P. 269–293. DOI: <https://doi.org/10.1177/00220027231171310>.
- Stansfeld S.A. Social support and social cohesion. In: Marmot M., Wilkinson R. (eds.) *Social determinants of health*. Oxford: Oxford university press, 2006, Vol. 2, P. 148–171.
- Stürmer S., Simon B. Pathways to collective protest: Calculation, identification, or emotion? A critical analysis of the role of group-based anger in social movement participation. *Journal of social issues*. 2009, Vol. 65, N 4, P. 681–705.
- Thomas E.F., Mavor K.I., McGarty C. Social identities facilitate and encapsulate action-relevant constructs: a test of the social identity model of collective action. *Group processes & intergroup relations*. 2012, Vol. 15, N 1, P. 75–88.
- Tulin M., Pollet T.V., Lehmann-Willenbrock N. Perceived group cohesion versus actual social structure: a study using social network analysis of egocentric Facebook networks. *Social science research*. 2018, Vol. 74, P. 161–175.
- Van der Meer T., Steenvoorden E., Ouattara E. Fear and the COVID-19 rally round the flag: a panel study on political trust. *West European politics*. 2023, Vol. 46, N 6, P. 1089–1105.
- Van Zomeren M., Postmes T., Spears R. Toward an integrative social identity model of collective action: a quantitative research synthesis of three socio-psychological perspectives. *Psychological bulletin*. 2008, Vol. 134, N 4, P. 504–535.