



DOI: 10.19181/4m.2026.35.2.2

EDN: ОМОQAT

ОТ ЦИФРОВЫХ СЛЕДОВ К МЕТРИКАМ: МЕТОДИКА ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ СОЦИАЛЬНОГО ЗАРАЖЕНИЯ В СОЦИАЛЬНЫХ МЕДИА

Карпова Анна Юрьевна

Национальный исследовательский Томский политехнический
университет (НИ ТПУ)

Томск, Россия

Эл. почта: belts@tpu.ru

ORCID: 0000-0001-7854-1438

Савельев Алексей Олегович

Национальный исследовательский Томский политехнический
университет (НИ ТПУ)

Томск, Россия

Эл. почта: sava@tpu.ru

ORCID: 0000-0002-7466-6142

Для цитирования: Карпова А. Ю., Савельев А. О. От цифровых следов к метрикам: методика для выявления социального заражения в социальных медиа // Социология: методология, методы, математическое моделирование (Социология: 4М). 2026. Т. 35, № 2(63). С. 41-90. DOI: 10.19181/4m.2026.35.2.2. EDN: ОМОQAT.

Активное развитие компьютерно-опосредованной коммуникации трансформирует классические механизмы социального заражения, придавая им масштабный и вирусный характер. При этом сохраняется методологический разрыв между теоретическим пониманием феномена и возможностями его эмпирического изучения на основе «цифровых следов» — данных социальных медиа. Целью данной статьи является разработка и обоснование методики комплексного выявления двух ключевых форм социального заражения: тематического и эмоционального. Мы предлагаем методику, включающую два адаптивных

сценария выявления социального заражения, выбор между которыми определяется доступностью данных о сетевой структуре взаимодействий. Первый сценарий использует пороговые модели на основе графа (при наличии данных о контактной сети). Второй сценарий (при отсутствии таких данных) реализуется на основе эпидемиологических SI/SIR моделей через классификацию пользователей на «восприимчивых» и «зараженных» с последующим моделированием динамики. Основным элементом предлагаемой методики является детальная операционализация атрибутов социального заражения (тематического и эмоционального), позволяющая перевести теоретические понятия в вычислимые метрики. Для изучения тематического заражения предложены метрики тематического, контекстного и нарративного сходства. Для изучения эмоционального заражения предложен инструментарий на базе предобученных нейросетевых моделей классификации эмоций в тексте. В статье обсуждаются границы применимости методики, связанные с фрагментарностью цифровых следов, проблемами экви- и мультифиальности, а также намечены перспективы её развития за счёт интеграции с качественными методами. Результатом работы является универсальный каркас для исследовательского дизайна, который вносит вклад в методологический аппарат цифровой социологии и позволит переходить от концептуальных моделей к верифицируемому анализу диффузии смыслов и эмоций в онлайн-коммуникациях.

Ключевые слова: социальное заражение, цифровые следы, социальные медиа, тематическое заражение, эмоциональное заражение, операционализация, вычислительные методы, сетевой анализ

Благодарности: Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 25-28-01153).

Введение

Социальное заражение как отдельное направление исследований и само понятие появились в XX веке, но его изучение имеет корни еще в XIX веке. Эмиль Дюркгейм заложил концептуальную основу для изучения социального заражения, когда

ввёл понятие «социальное течение» (social current) [1]. Дюркгейм вводит данное понятие, чтобы объяснить, как коллективные силы (состояние общества) определяют социальные факты, которые существуют независимо от индивидов и обладают собственной реальностью, воздействуют на индивида извне, определяя его поведение, проявляются в виде устойчивых статистических закономерностей. Дюркгейм подчёркивал при этом, что подражание в данном контексте лишь вторичный механизм, а не причина, тогда как истинная причина в состоянии самого общества, порождающего эти «социальные течения».

Непосредственно сама концепция и терминология «социального заражения» были обоснованы позднее, в работах Гюстава Ле Бона и Габриэля Тарда. Вклад Ле Бона заключается в том, что он ввел в социальные науки биомедицинскую метафору заражения (contagion) для описания социально-психологического процесса. Он первым начал последовательно описывать передачу психических состояний в толпе как «психическую заразу» (psychic contagion), аналогичную эпидемии, определял процесс заражения как спонтанный, неосознанный, аффективный и иррациональный, где роль индивида пассивная. Он сфокусировал внимание на эмоциональном контексте заражения. Его работа «Психология толпы» заложила основы для изучения спонтанного, аффективного заражения в больших группах [2].

В свою очередь, Г. Тард хотя и использовал метафору заражения, но его центральным термином стало подражание (imitation), которое он фактически возводит в «универсальный закон» лежащий в основе всех общественных явлений, от моды до революций. Тард интерпретирует заражение как базовый психический процесс усвоения и передачи инноваций, убеждений, моделей поведения, который может быть, как осознанным, так и неосознанным, но всегда предполагает активную роль индивида (хотя и не всегда рефлексивную) в воспроизводстве социального [3]. В отличие от концепции Ле Бона, Тард не сводит

всё к иррациональной толпе. Он выделяет более сложную форму коллективного связывания, которую объединяет не физический контакт, а общность мнений и идей. Можно сказать, что идеи Тарда задают ключевое направление для исследований механизмов социального заражения, фактически предвосхитив изучение как целенаправленного распространения идей (тематическое и поведенческое заражение), так и непроизвольное усвоение эмоциональных моделей поведения (эмоциональное заражение) в сетевых онлайн-взаимодействиях. Его подход позволяет рассматривать распространение инноваций и формирование общественного мнения не как хаотичный процесс, а как результат системного подражания.

Идеи Дюркгейма, Ле Бона и Тарда заложили концептуальную основу, однако сам термин «социальное заражение» (social contagion) был сформулирован позже, Гербертом Блумером, как процесс распространения идей, мнений и эмоциональных состояний в общественном сознании [4; 5, с. 121]. Блумер объединил свои основные постулаты символического интеракционизма, (фокус на смыслах и взаимодействии) с проблематикой массового поведения, отделив заражение от чисто психологических трактовок (как у Ле Бона) и акцентировав ключевую роль социального заражения в распространении настроений, идей, моделей поведения в условиях анонимности и эмоционального возбуждения, характерных для толпы или массовой аудитории. Блумер особо подчёркивал роль «циркулярной реакции» вызывающей взаимное усиление эмоций и импульсов в групповом взаимодействии.

На протяжении столетия, исследователи искали ответ на вопрос «что есть социальное заражение и каковы его механизмы?». В современном научном консенсусе выделяются три взаимосвязанных механизма социального заражения: (1) диффузия – собственно распространение взглядов, моделей поведения и эмоций в социальной среде [6; 7; 8]; (2) подражание

(имитация) – инвариантный базовый механизм, обеспечивающий передачу и воспроизводство указанных элементов, однако его динамика (скорость, масштаб, формы проявления) зависит от социального контекста [9; 10]; (3) интериоризация – процесс индивидуального восприятия и усвоения, переводящий внешнее влияние во внутренние убеждения и мотивы [11; 12]. Таким образом, социальное заражение следует рассматривать как двухкомпонентный процесс, объединяющий внешнее распространение (макроуровень) и внутреннее восприятие (микроуровень). Эффективность процесса социального заражения обусловлена комплексом когнитивных и социальных факторов, включающих доверие к источнику, актуальные социальные нормы, личные цели индивида и склонность к когнитивным искажениям, таким как подтверждение уже существующих убеждений. Подчеркнем, что в рамках настоящего исследования мы фокусируемся на выявлении факта заражения (бинарное состояние: пользователь принял тему/нарратив или нет), а не на моделировании градуальной динамики убеждений. Последняя, хотя и тесно связана с социальным заражением, представляет собой отдельный класс задач (модели динамики мнений), требующий небинарных шкал и иных подходов [13; 14].

Механизмы социального заражения в контексте «доцифровой эпохи» изучены достаточно полно. Однако в новой социальной реальности, где доминирует компьютерно-опосредованная коммуникация, эти механизмы трансформируются, требуя пересмотра исследовательских подходов и разработки новых методов изучения. В условиях онлайн-взаимодействия социальное заражение перестаёт быть простым следствием прямого контакта, оно становится эмерджентным свойством самой сетевой динамики, возникающим из конфигурации связей, алгоритмов платформ и специфики цифрового контента. Масштаб, скорость и вирусный характер распространения, обеспеченные современными технологиями, придают процессу качественно иное изме-

рение. Таким образом, ключевой методологической задачей для социальных наук в XXI веке становится операционализация и изучение механизмов социального заражения в цифровой среде, а также оценка его влияния на формирование убеждений, коллективных эмоций и моделей поведения.

Социальное заражение в онлайн-коммуникации, в самом общем виде, рассматривается как «тенденция пользователей социальных сетей совершать такие действия в сети, как повторное размещение, обмен информацией или принимать новое поведение после воздействия аналогичной информации или поведения соответственно» [15]. Эмоциональное заражение понимается, как непреднамеренный и в значительной степени автоматический процесс передачи аффективных состояний между индивидами, который приводит к конгруэнтности их эмоционального опыта. Его ключевая особенность – аффективная природа, но не обязательно влекущая за собой осознанные поведенческие или моральные реакции. В онлайн-среде этот процесс определяется через возрастающее сходство эмоций у пользователей, которое может носить как сознательный, так и бессознательный характер [16; 17; 18].

Концепция «цифрового эмоционального заражения» (digital emotion contagion) получила мощный импульс после публикации в 2014 году в журнале PNAS результатов впечатляющего и даже провокационного эксперимента в социальной сети Facebook¹. В ходе исследования контент в ленте новостей подвергался алгоритмической модификации, т.е. фильтрации для снижения доли либо позитивных, либо негативных постов. Эмоциональная тональность сообщений пользователей оценивалась с помощью лингвистического анализа (словарь LIWC). Результаты наглядно

¹ Социальная сеть Facebook (владелец компания Meta Platforms Inc.) признана экстремистской организацией и запрещена в РФ решением Тверского суда г. Москвы от 21 марта 2022 года.

продемонстрировали эффект заражения: пользователи, просматривавшие менее эмоциональный контент, впоследствии публиковали менее эмоциональные посты. Эта работа стала первым крупномасштабным экспериментальным доказательством феномена «цифрового эмоционального заражения, которое происходит путем обмена и выражения мнений на онлайн-платформах с помощью мультимодального цифрового контента, такого как посты, фотографии и т.д. В то время как и при нецифровом, и при цифровом эмоциональном заражении эмоции и мнения «воспринимающих» меняются в результате воздействия «выражающих», воздействие гораздо более интенсивное и частое на цифровых медиа-платформах, при этом «все взаимодействия на платформах социальных медиа являются противоположными взаимодействиям в нецифровом мире» [19].

Исследователи цифрового эмоционального заражения отмечают, что на первый взгляд цифровое эмоциональное заражение должно быть более интенсивным, более частым и более далеко идущим, чем нецифровое, но это может быть не всегда так. Это связано с тем, что частое воздействие эмоций может привести к привыканию [20] или усталости [21], делая каждое воздействие эмоционального онлайн-выражения менее эффективным для эмоций воспринимающего. Учитывая, что люди проводят достаточно много времени в сети, они могут научиться игнорировать, по крайней мере, на каком-то уровне, огромный объем выражений эмоций вокруг них. Кроме того, онлайн социальные связи, как правило, менее интимны и ценны для пользователей, чем офлайн-отношения [22; 23], что также может означать, что на людей меньше влияют эмоции их онлайн-окружения. Поэтому, даже если цифровое эмоциональное заражение, вероятно, будет гораздо более частым и интенсивным, чем нецифровое эмоциональное заражение, также возможно, что каждое такое воздействие эмоций других людей на цифровых носителях оказывает меньшее влияние на эмоции человека. Необходима дальнейшая

работа, чтобы проверить, перевешивают ли активирующие факторы и при каких условиях они вызывают торможение, а также сместить фокус изучения на прогнозирование того, когда заражение эмоциями будет сильнее или слабее.

Предполагается, что более сильное выражение эмоций приводят к более сильному заражению эмоциями. Однако у учёных отсутствует консенсус относительно того, какой тип эмоций приводит к более сильному заражению.

Если эмоциональное заражение связано с передачей аффективных состояний, то его содержательную, смысловую основу составляет тематическое заражение – процесс каскадного распространения в цифровой среде определенных идей, нарративов или поведенческих паттернов, обранных общим тематическим фреймом. В его основе лежит механизм социального влияния, при котором пользователи социальных медиа, усваивая темы, изменяют свои установки, соответственно меняются и коллективные представления, что в конечном счёте сказывается на принятии решений и совершении социальных действий. Несмотря на отсутствие устоявшегося определения тематического заражения, феномен убедительно продемонстрирован в работах известных социологов Николаса Кристакиса и Джеймса Фаулера. Используя методы анализа больших данных социальных сетей, они эмпирически доказали, что темы (от привычек, моды, до политических предпочтений) распространяются по принципу «трёх степеней влияния», то есть могут передаваться от человека к человеку на расстояние до трёх шагов в сети социальных связей [24], затрагивая даже косвенно связанных индивидов. Это подтверждает, что тематическое заражение опирается на силу и структуру социальных связей, а его эффекты проявляются независимо от конкретной формы.

Таким образом, целью статьи является обоснование методики комплексного выявления тематического и эмоционального заражения на основе цифровых следов, связывающей теорети-

ческое понимание феноменов с возможностью их эмпирического изучения. Для достижения цели в статье последовательно решаются следующие задачи: (1) провести критический анализ существующих подходов и математических моделей (каскадных, пороговых, эпидемиологических) к выявлению социального заражения с точки зрения их применимости к изучению данных социальных медиа; (2) предложить общую схему выявления социального заражения предусматривающего два сценария исследования в зависимости от доступности данных о сетевой структуре взаимодействий: при наличии и при отсутствии данных о контактной сети пользователей; (3) разработать и обосновать конкретные метрики и процедуры для операционализации атрибутов тематического и эмоционального заражения; (4) определить границы применимости, ключевые ограничения и перспективы методики в контексте современной цифровой социологии.

Пределы применимости классических моделей диффузии к анализу цифровых следов

Ключом к пониманию распространения социального заражения является структура сетей, лежащих в основе сильных и слабых связей, которые складываются в процессе сетевого взаимодействия. Концепция «сила слабых связей» Марка Грановеттера [25], с 70-х г.г. XX века стала основой в исследованиях онлайн-коммуникаций.

Социальное заражение имеет корни в социальной структуре, побуждая людей в сходных социальных обстоятельствах повторять решения, принятые ранее в подобных ситуациях [26]. Когда люди взаимодействуют с различными социальными факторами, они склонны усваивать неявные нормы выбора, которые становятся фундаментальной основой для их будущих решений [27]. Соответственно, принятие решений будет происходить либо

невольно как результат воздействия «контактного окружения» человека, либо добровольно, осознанно. Но, так ли сильно воздействует «контактное окружение» и какую прогностическую роль такое влияние имеет? Гипотеза о влиянии «контактного окружения» давно и прочно вошла в исследовательское поле изучения социального заражения. Можно сказать, что имитационные модели лежат в основе большинства исследований социального заражения в онлайн-коммуникациях [28; 29; 30]. Однако, не все так, как кажется на первый взгляд.

На примере одного из первых исследований глобального социального заражения хорошо видно, как авторы предлагают нам по-новому взглянуть на его механизмы [31]. Исследовали провели анализ механизмов социального заражения на крупномасштабных данных собранных в социальной сети Facebook. Было установлено, что вероятность заражения определяется не размером социального окружения, а структурным разнообразием связей внутри него. Более того, масштабные данные позволили выявить ранее незаметные «структурные сигналы», критически важные для прогнозирования социального заражения. Глобальные феномены, возникающие в результате процесса заражения в сетях (где поведение в узле имеет нетривиальную зависимость от полного набора поведения в соседних узлах) можно включить в имитационные модели для изучения базовой вероятности заражения, например, основанной на количестве связанных компонентов, образованных/затронутых «соседями» узла. Тогда возможно найти понимание того, как меняются глобальные свойства процесса заражения. Авторы констатируют, что движущей силой заражения является не количество контактов, а количество социальных контекстов, которые эти контакты представляют. Этот вывод указывает на необходимость пересмотра базовых моделей, основанных на параметрических оценках к анализу структурной сложности сети. Полученные результаты открывают новые направления для математического

моделирования и переосмысления роли сетей в социальных процессах.

Анализ литературы показывает, что модели, используемые для выявления и моделирования социального заражения в онлайн-коммуникациях, можно разделить на два больших класса в зависимости от того, учитывается ли сетевая структура взаимодействий между индивидами. Первый класс – сетевые модели (микроуровень), к которым относятся каскадные и пороговые модели, где заражение распространяется по явно заданному графу связей [32; 33; 34; 35; 36; 37; 38]. Второй класс – компартиментальные модели (макроуровень) [39; 40; 41], такие как SI, SIR, SIS, где динамика описывается через доли популяции в различных состояниях без явного учёта индивидуальных связей. Выбор между этими классами определяется доступностью данных о контактной сети и исследовательскими задачами. В таблице 1 приведено сравнение двух классов моделей с акцентом на их применимость к анализу цифровых следов и ключевые ограничения.

Процесс социального заражения в онлайн-коммуникациях, несмотря на значительный прогресс и достижения в области выявления его признаков и моделирования, не является до конца понятным и изученным. Известно, что на успех заражения, т.е. на положительное решение индивида принять новое убеждение или модель поведения влияют с неустановленной значимостью факторы, связанные с: (1) социальным контекстом (который может быть локальным и глобальным; ситуативным или постоянным) [42]; (2) представлениями о своих отношениях с другими участниками группы и своей роли в этой группе (могут быть мнимыми, т.е. не совпадать с оценками и точкой зрения группы в целом, а также не соответствовать результатам сторонних наблюдений и оценок) [12; 43]; (3) эмоциями, в том числе групповыми (эмоции также могут быть ситуативными или постоянными; направленными или нет и т.д.) [43; 44]; (4) информированно-

Таблица 1
СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ БАЗОВЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ИЗМЕРЕНИЯ СОЦИАЛЬНОГО ЗАРАЖЕНИЯ В ОНЛАЙН-КОММУНИКАЦИЯХ

Критерий для сравнения	Сетевые модели (микроуровень; например, каскадные, пороговые на графах)	Компартментальные модели (макроуровень; например, SI, SIR, SIS)
Базовый принцип	Распространение по известной сети связей. Решение (активация) передаётся от узла к узлу.	Распространение в однородно смешанной популяции без учёта индивидуальных связей. Динамика описывается через доли популяции в различных состояниях.
Ключевые допущения	1. Сеть взаимодействий известна (хотя бы частично). 2. Состояние бинарное (активен/неактивен)*. 3. Активация происходит однократно и мгновенно (или с порогом). 4. Вероятность передачи задаётся для пары узлов или зависит от числа активных соседей.	1. Отсутствие информации о контактной сети (или её нерелевантность). 2. Популяция считается однородной, контакты случайными. 3. Модель оперирует долями (или численностями) индивидов в состояниях (S, I, R). 4. Переходы между состояниями задаются вероятностными или детерминированными законами на популяционном уровне.

*Прим.: в рамках данной методики состояние пользователя рассматривается как бинарное (заражён/не заражён), что соответствует задаче выявления факта распространения темы или нарратива, градуальные изменения остаются за рамками предлагаемого подхода.

Продолжение табл. 1

Критерий для сравнения	Сетевые модели (микроуровень; например, каскадные, пороговые на графах)	Компартментальные модели (макроуровень; например, SI, SIR, SIS)
Основные ограничения для анализа цифровых следов	1. Не учитывает содержание (вероятность передачи не зависит от смысла, эмоций или нарратива контента). 2. Идеализация данных (предполагает полную наблюдаемость сети, что противоречит фрагментарности данных, получаемых через API). 3. Игнорирует когнитивные процессы (индивидуальное принятие решений, колебания). 4. Жёсткие временные рамки (не отражают итеративное убеждение).	1. Несоответствие социальному агенту (люди – это не пассивные носители «вируса», они активно интерпретируют информацию, имеют «иммунитет» (убеждения) и разную восприимчивость). 2. Игнорирует сетевую структуру (не учитывает роль сильных/слабых связей, эхо-камер и сетевой топологии, критически важных для социальных медиа). 3. Проблема операционализации состояний (нет чётких критериев для отнесения пользователя к категории: восприимчивый, инфицированный или выздоровевший на основе цифровых следов (текстов, лайков)). 4. Упрощённый механизм «иммунитета» (социальная «вакцинация» (контр-нарративы) сама является сложным смысловым процессом, а не внешним параметром).

Окончание табл. 1

Критерий для сравнения	Сетевые модели (микроуровень; например, каскадные, пороговые на графах)	Компартментальные модели (макроуровень; например, SI, SIR, SIS)
Типичная область применения	Анализ распространения в ситуациях, когда известна или реконструируема сеть взаимодействий (подписки, друзья, репосты).	Анализ массовой диффузии, когда сеть неизвестна или нерелевантна, а фокус на агрегированной динамике в популяции.
Методологический вызов в контексте социологических исследований	Как ввести в параметры модели (вероятность активации) смысловые, эмоциональные и социальные атрибуты?	Как определить «состояния» и «вероятность заражения», чтобы они отражали социальные, а не биологические процессы?

стью, знаниями и опытом [45]; (5) предполагаемыми оценками вероятности ущерба или риска от принятия или не принятия нового убеждения или модели поведения [46].

Список факторов не является исчерпывающим. В ряде исследований выделяются также нейробиологические факторы как значимые в процессе социального заражения [47].

Несмотря на наличие большого числа математических и имитационных моделей распространения заражения или информационной диффузии, их практическое, прикладное применение сопряжено с рядом значительных трудностей. Наиболее значимой сложностью является вычисление значений используемых моделью переменных (например, вероятность столкновения зараженного и восприимчивого индивида; оценки восприимчивости или уязвимости и пр.). Следующая сложность связана с самими данными. Цифровые следы – это косвенные и фрагментарные данные об установках и поведении индивидов. Возникают проблемы эквифинальности (разные причины ведут к одинаковому цифровому следу) и мультифинальности (одинаковые исходные условия ведут к разному поведению в сети). Тот факт, что процесс социального заражения одновременно является экви- и мультифинальным, говорит об ограниченных возможностях наблюдателя, несмотря на имеющийся и поразительный объем доступных для анализа данных, а также средств их обработки и анализа. Социальное заражение – это не просто функция структуры сети или вероятности контакта, а эмерджентный результат взаимодействия обусловленный сетевой топологией, содержанием контента, алгоритмами платформы и психологическими, личностными особенностями пользователей.

Существующие модели необходимы, но недостаточны. Они задают математический каркас, но для социологического анализа требуется наполнение релевантными и измеримыми атрибутами (тематическими, эмоциональными, и др.) и разработки методики работы с неполными цифровыми следами.

Методика выявления социального заражения на основе цифровых следов

Выявленные методологические вызовы и ограничения базовых моделей позволяют утверждать, что применение готовых математических моделей к данным социальных медиа требует их существенной адаптации для работы с сырыми данными. В данном разделе мы представляем методику, ядром которой является адаптивный алгоритм: последовательность шагов по преобразованию сырых цифровых следов в обоснованное заключение о наличии и динамике заражения. Методика предусматривает два принципиальных сценария, исходя из полноты исходных данных. Её ключевая особенность – вариативность. Методика предусматривает два принципиальных сценария, исходя из полноты исходных данных.

Общая логика и элементы методики представлены в структурно-функциональной модели на рисунке 1.



Рис. 1. IDEF0-модель процесса выявления социального заражения в онлайн-коммуникациях

Наличие информации о прямых контактах пользователей при их сетевом взаимодействии позволяет использовать каскадные и пороговые модели для выявления и оценки динамики социального заражения (в том числе его составляющих: тематического и эмоционального заражения). К информации, указывающей на наличие возможности прямого сетевого взаимодействия относится любое наблюдаемое действие одного пользователя, явно адресованное другому пользователю или его контенту, которое потенциально способно передать тематический или эмоциональный импульс, в частности: наличие односторонних или взаимных подписок пользователей друг на друга; факты прямых реакций на контент (лайки, репосты, комментарии, ответы на комментарии); участие в одних и тех же сообществах, группах, чатах с возможностью публичного обмена сообщениями; явные упоминания другого пользователя (@username) в тексте поста или комментария. Отметим, что не все перечисленные типы взаимодействий равнозначны с точки зрения силы социального влияния. В рамках методики предусмотрена возможность дифференциации весов рёбер социального графа в зависимости от типа взаимодействия (например, репост может интерпретироваться как более сильный сигнал передачи влияния, чем лайк). Конкретный набор учитываемых взаимодействий и их весовые коэффициенты определяются исследователем исходя из специфики платформы, доступности данных и гипотез о механизме заражения.

Далее, рассмотрим два сценария: (1) при наличии информации о контактной сети; (2) при отсутствии данных о контактной сети.

Сценарий 1. Анализ при наличии данных о контактной сети. Данный сценарий актуален, когда доступны данные о подписках, дружеских связях или явных взаимодействиях между пользователями. Его логическая последовательность, представлена на рисунке 2. Декомпозиция процесса выявления социального заражения при наличии информации о контактной сети, включает

четыре ключевых этапа. **Первый этап** – это построение первичного социального графа, где пользователи и сообщества становятся узлами, а установленные связи – рёбрами.

Второй этап – это выявление сообществ (кластеров, клик²) внутри графа с помощью методов кластеризации, что позволяет перейти от точечных взаимодействий к анализу групповой динамики. Поскольку различные методы кластеризации дают несопадающие разбиения, выбор результирующего осуществляется на основе комплекса критериев, релевантных задачам анализа социального заражения. Для этих целей используется метрика модулярности как мера качества разбиения, при которой предпочтение отдаётся алгоритму, максимизирующему данную величину, что соответствует более выраженной внутрикластерной связности и межкластерной разреженности [48]. Для крупных графов социальных медиа (десятки и сотни тысяч узлов) приоритет имеют масштабируемые методы кластеризации, в частности алгоритм Лувена и его модификации [49]. При необходимости может использоваться ансамблевый подход – усреднение или консенсус нескольких разбиений, что снижает зависимость от артефактов конкретного метода. Таким образом, выбор метода и итогового разбиения определяется сочетанием формальных метрик качества, вычислительной эффективности и содержательной валидности в контексте конкретной исследовательской задачи.

Третий, критически важный этап – это оценка силы и направленности связей между узлами. Направленность связи определяется асимметрией наблюдаемых взаимодействий. Если пользователь *A* подписан на пользователя *B*, а обратная подписка отсутствует, то считается, что потенциальное влияние направлено от *B* к *A* (т.к. *A* добровольно включил контент *B* в свою инфор-

² Прим. авторов: Идеальная сплоченная подгруппа – это клика (clique) – максимально полный подграф, в котором все вершины связаны друг с другом.

мационную среду). Аналогично, если A регулярно комментирует или репостит записи B , а последний не отвечает взаимными действиями, ребро графа считается ориентированным $B \rightarrow A$. При наличии взаимных подписок и симметричных взаимодействий ребро рассматривается как двунаправленное. В качестве базовой меры силы связи, основанной на сетевой топологии, используется коэффициент перекрытия соседей, который для пары узлов u и v вычисляется по формуле индекса Жаккара:

$$w_{uv}^{topol} = \frac{N(u) \cap N(v)}{N(u) \cup N(v)}, \quad (1)$$

Где $N(u)$ и $N(v)$ – множества соседних с u и v узлов соответственно. Значение w_{uv}^{topol} лежит в диапазоне $[0,1]$. Большее перекрытие социальных окружений, таким образом, трактуется как более значимая связь.

При наличии дополнительных данных сила связи может быть скорректирована или дополнена другими метриками:

- Сходство атрибутов профилей, вычисляемое, например, как косинусное сходство векторов признаков (демографических, географических, тематических интересов) умноженное на топологический вес (или как самостоятельная компонента).
- Временные паттерны взаимодействий, а именно частота и регулярность ответных действий (лайков, комментариев, репостов) за определённый временной интервал. В этом случае сила связи может быть определена как нормированная сумма взаимодействий:

$$w_{uv}^{temp} = \frac{\sum I_{uv}(t)}{T},$$

где $I_{uv}(t)$ – бинарный индикатор наличия взаимодействия в момент времени t , а T – общее число временных окон наблюдений.

Итоговый вес ребра w_{uv} может быть получен как линейная комбинация перечисленных компонент с коэффициентами,

определяемыми исследователем исходя из специфики данных и гипотез о механизме заражения. При отсутствии дополнительных данных рекомендуется использовать топологическую меру (индекс Жаккара) как базовую и интерпретируемую.

На этом же этапе структура сообществ, выявленная на предыдущем шаге, используется для агрегирования информации, поскольку связи между узлами рассматриваются в контексте принадлежности к одному или разным кластерам, а не изолированно. Это обеспечивает возможность различать внутрикластерное заражение (гомофильное распространение) и межкластерные «мосты», через которые заражение переходит в другие сегменты сети.

Четвёртый, итоговый этап заключается в выявлении признаков заражения через мониторинг динамики сети на двух уровнях. На микроуровне отслеживается рост ассортативности сети, то есть увеличение доли связей между узлами со сходными целевыми атрибутами (тематическими или эмоциональными профилями). На макроуровне, для анализа групповой динамики, сравниваются траектории распространения заражения внутри различных сообществ, оценивается скорость и полнота охвата каждого кластера, а также выявляются сообщества, выступающие в роли «источников» или «приёмников» заражения. Например, можно обнаружить, что эмоциональное заражение сначала консолидируется в одном сообществе с высокой внутренней связностью, а затем через узлы-мосты «перетекает» в соседние кластеры, что визуализируется как последовательное изменение атрибутов узлов в разных частях графа. Таким образом, обеспечивается возможность перехода от констатации факта заражения к пониманию его структурных механизмов и роли сетевой топологии в диффузии смыслов и эмоций.

Таким образом, практическая реализация Сценария 1 может быть представлена следующей обобщенной последовательностью действий:

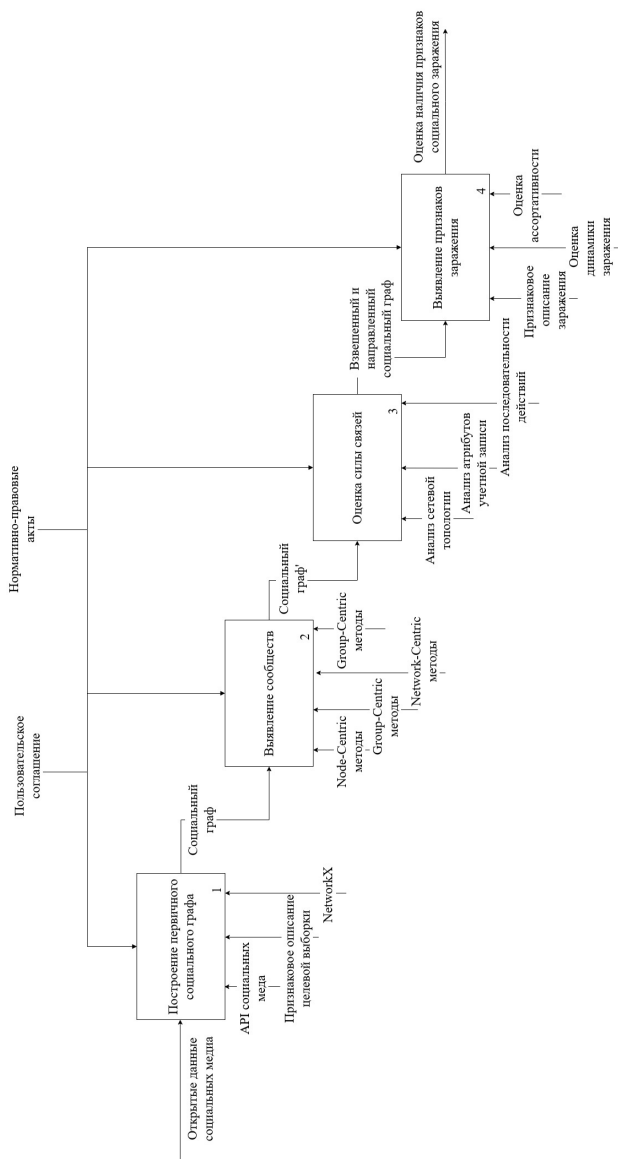


Рис. 2. Декомпозиция процесса выявления социального заражения при наличии информации о контактной сети

1. Построение социального графа:

- Узлы графа представляют собой пользовательские учетные записи.
- Рёбра добавляются при наличии хотя бы одного из следующих наблюдаемых взаимодействий за анализируемый период: подписка, репост, комментарий, лайк.
- Для каждого типа взаимодействия может быть задан отдельный тип ребра или агрегированное бинарное ребро, указывающее на наличие любого контакта. Направление ребра определяется в соответствии с правилами, описанными выше.
- Из графа исключаются изолированные вершины (не имеющие ни одного взаимодействия с другими узлами выборки), так как они не участвуют в процессе заражения.

2. Выявление сообществ:

- Применяется алгоритм Лувена с максимизацией модулярности. Для повышения устойчивости рекомендуется выполнить несколько запусков алгоритма (например, 10) и выбрать разбиение с наибольшим значением модулярности. Дополнительно могут быть рассчитаны разбиения с помощью алгоритмов InfoMap и Label Propagation для сравнительной оценки. Если разбиения существенно различаются, используется ансамблевый метод консенсуса кластеризаций или выбирается разбиение Лувена как базовое.
- Сообщества, содержащие менее 5 узлов, могут быть объединены с ближайшими по модулярности кластерами либо исключены из дальнейшего анализа групповой динамики (но их узлы сохраняются в графе).

3. Оценка силы и направленности связей:

- Для каждого ребра (u, v) вычисляется вес w_{uv} по формуле (1). При наличии дополнительных атрибутов и

временных данных вес может быть модифицирован согласно описанной выше схеме.

- Для оценки направленности ребро считается ориентированным от v к u , если u проявляет активность по отношению к v (подписан, комментирует), а обратная активность отсутствует. В случае взаимных действий ребро разбивается на два противоположно направленных с одинаковым весом.

4. Выявление признаков заражения:

- Анализ микроуровня (ассортативности). Для каждого временного среза (например, по неделям) вычисляется коэффициент ассортативности по целевому атрибуту (например, тематический профиль пользователя):

$$r = \frac{\sum e_{ii} - \sum a_i b_i}{1 - \sum a_i b_i},$$

где e_{ii} – доля ребер между узлами с одинаковым значением атрибута i , а a_i и b_i – доли ребер, исходящих и входящих в узлы со значением i . Увеличение значения r со временем интерпретируется как усиление гомофилии по данному атрибуту, и, следовательно, является признаком заражения.

- Анализ макроуровня (групповой динамики). Для каждого выявленного сообщества C_k на каждом временном срезе вычисляется: доля узлов, классифицированных как «заражённые» (имеющих целевой атрибут); среднее время перехода узла из состояния «восприимчивый» в «заражённый» внутри сообщества; количество межкластерных «мостов» (рёбер, соединяющих узлы сообщества с узлами других сообществ, по которым произошла передача атрибута).
- Сообщества ранжируются по скорости распространения заражения. Выделяются «источники» – сообщества, в которых доля заражённых первой достигает

порогового значения (например, 20%), и «приёмники», куда заражение приходит с задержкой.

Отметим, что все приведённые пороговые значения и конкретные упомянутые алгоритмы носят рекомендательный характер и могут быть изменены в зависимости от условий и доступности данных в конкретной исследовательской задаче.

Сценарий 2. Анализ при отсутствии данных о контактной сети. В ситуации, когда информация о сетевых связях недоступна или нерелевантна, применяется альтернативный вариант, схема которого приведена на рисунке 3. Декомпозиция процесса выявления социального заражения в отсутствие информации о контактной сети сводится к задаче классификации пользователей на основе анализа их цифрового контента и статических атрибутов. **Первый шаг** – это определение анализируемой выборки по заданным критериям (демография, ключевые слова, активность).

Второй шаг – это извлечение значимых атрибутов из текстов публикаций и профилей, их векторизация для последующего сравнения. Отбор значимых атрибутов осуществляется в зависимости от типа изучаемого заражения и специфики предметной области. В общем случае процедура включает два этапа: (1) генерацию первичного множества признаков-кандидатов и (2) их фильтрацию на основе статистических или экспертных критериев. Для случаев тематического заражения из текстов публикаций извлекаются: ключевые слова и N-граммы (с помощью методов YAKE или KeyBERT); векторные представления документов (doc2vec, BERT-эмбединги); структурные элементы нарратива. Для эмоционального заражения признаками выступают вероятности принадлежности текста к эмоциональным категориям, получаемые от классификаторов на базе предварительно обученных моделей (например, Emotion English DistilRoBERTa-base). Из полученного множества признаков-кандидатов отбираются наиболее релевантные. Для этих целей могут применяться:

- Статистические метрики, в частности TF-IDF с пороговым отсечением по квантилю, взаимная информация с целевой переменной (если имеется размеченная выборка), анализ главных компонент для снижения размерности.
- Экспертный отбор, при котором исследователь на основе содержательного анализа предметной области вручную формирует список лексических маркеров или тематических фреймов, соответствующих проверяемой гипотезе о заражении.
- Автоматизированное тематическое моделирование с применением таких подходов как LDA (Latent Dirichlet Allocation) или BERTopic для выявления латентных тем, с последующей агрегацией на уровне доминирующей темы.

Например, при изучении распространения поляризованных реакций на инцидент с пощёчиной Уилла Смита во время церемонии вручения премии «Оскар-2022» в англоязычном сегменте социальных медиа значимыми атрибутами могут выступать:

- Тематические маркеры, а именно частота употребления (в том числе совместного) ключевых слов и хэштегов, таких как #WillSmith, #ChrisRock, #Oscars2022, #slapgate, #TeamWill, #TeamChris, #ProtectBlackWomen, #JusticeForChris, #CancelWillSmith. Дополнительно могут отслеживаться целевые N-граммы: «defended his wife», «violence is never okay», «joke went too far», «staged» и подобные. При этом отбор целевых маркером может быть осуществлен в два этапа. На первом этапе исследователь или группа экспертов, знакомых с содержанием и контекстом изучаемого информационного события, вручную составляет исходный список seed-маркеров, опираясь на ключевые для тематики заражения именованные сущности, характерные хэштеги в публикациях лидеров

мнений и иные лексические единицы, явно отражающие рассматриваемый конфликт. На втором этапе сформированный seed-набор используется для извлечения из корпуса публикаций всех текстов, содержащих хотя бы один из маркеров. Для полученной подвыборки вычисляются частоты N-грамм и хэштегов, а также меры ассоциации (например, PMI – Pointwise Mutual Information) между seed-маркерами и другими лексическими единицами, встречающимися в тех же контекстах. Маркеры-кандидаты, демонстрирующие высокую степень ассоциации с seed-набором (например, $PMI > 3$) и частоты выше установленного порога (например, встречаемость не менее чем в 1% документов подвыборки), проходят дополнительную экспертную проверку на релевантность кейсу и включаются в итоговый расширенный перечень.

- Принадлежность к тематическим кластерам, выявленным с помощью тематического моделирования (например, BERTopic): «осуждение насилия», «защита семьи/жены», «расовый контекст» «двойные стандарты», «постановка» и прочие.
- Эмоциональный профиль, определяемый через доминирующие эмоции, извлекаемые классификатором. При этом «гнев» будет характерен для пользователей, осуждающих Смита или Рока, «восхищение» – для поддерживающих Смита как защитника жены, «отвращение» – для негативно реагирующих на само насилие, а также «удивление» и «сарказм» – в сегментах обсуждающих теорию о постановочном характере скандала.

Третий шаг – это SI-классификация, в рамках которой каждый пользователь относится к категории «восприимчивых» (S) или «заражённых» (I) на основе сходства его вектора атрибутов с эталонным описанием заражения или с другими пользователями.

Пусть каждому пользователю u сопоставлен вектор признаков $x \in R^d$, полученный на предыдущем шаге. Исследователем задается эталонное описание заражения в виде вектора x_{ref} , который может быть определен, например, как усреднённый вектор признаков по подмножеству пользователей, вручную идентифицированных как «заражённые» (на основе экспертного анализа контента), или как вектор признаков, извлечённый из набора текстов, которые априорно считаются выражающими целевую тему или эмоцию (например, тексты новостных заголовков, манифестов, постов лидеров мнений). Для каждого пользователя определяется мера сходства $s(x_u, x_{ref})$ как косинусное сходство. Пользователь относится к зараженным (I), если значение сходства превышает порог τ :

$$status(u) = \begin{cases} I, s(x_u, x_{ref}) \geq \tau, \\ S, s(x_u, x_{ref}) < \tau. \end{cases}$$

Порог τ может быть определён эмпирически, например, как 0,7 (для нормированных векторов) или как значение, максимизирующее разделимость классов на основе анализа распределения сходств в пилотной выборке. При отсутствии априорной информации о распределении возможно применение адаптивного порога, например, медианы значений сходства по всей выборке. Также, если сформировать эталонный вектор не представляется возможным, классификация может выполняться на основе попарной оценки сходства между пользователями, при которой пользователь считается заражённым, если среднее сходство его вектора с векторами уже идентифицированных заражённых (I) превышает среднее сходство с векторами восприимчивых (S).

Заключительный шаг – это выявление признаков заражения через оценку положительной динамики доли пользователей класса «I» в выборке, с возможностью последующего моделирования распространения по правилам эпидемиологических моделей.

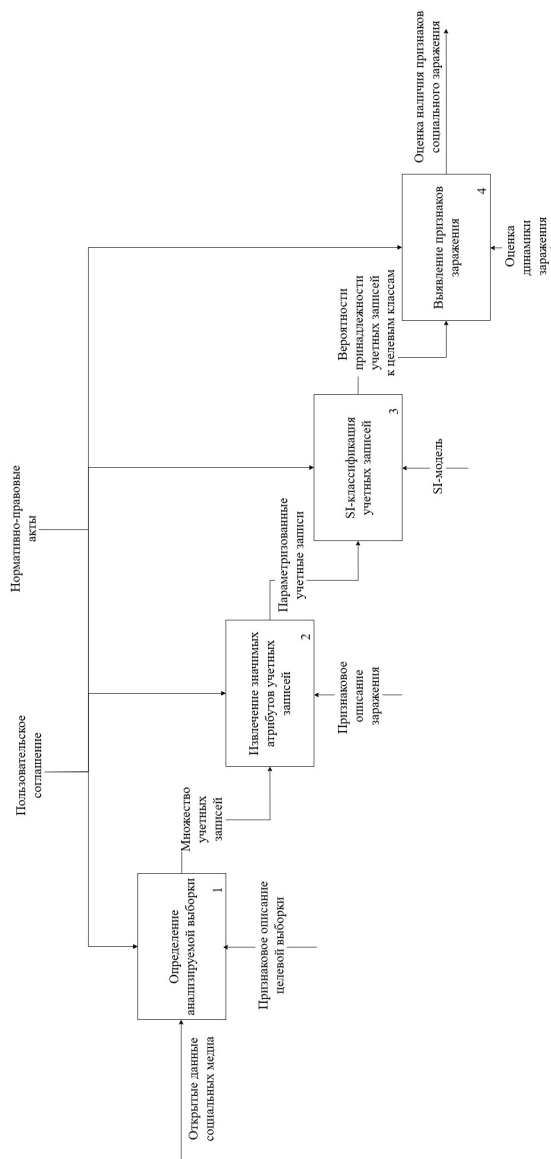


Рис. 3. Декомпозиция процесса выявления социального заражения в отсутствие информации о контактной сети

Таким образом, практическая реализация Сценария 2 может быть представлена следующей обобщенной последовательностью действий:

1. Определение анализируемой выборки:
 - Задаются критерии включения пользователей в анализ, в частности: временной интервал публикаций (например, последние 30 дней); географическая привязка (если доступна); наличие в текстах публикаций заданных ключевых слов или хэштегов, минимальное количество постов (≥ 3) за рассматриваемый период.
 - Из общего потока данных отбираются пользователи, удовлетворяющие критериям. Каждому пользователю сопоставляется совокупность его публичных текстовых сообщений за анализируемый период.
2. Извлечение значимых атрибутов учетных записей:
 - Тематических (ключевые слова, N-граммы и векторные представления текстовых сообщений пользователя).
 - Эмоциональных, отражающих вероятность принадлежности к основным эмоциональным категориям (гнев, страх, радость, печаль, удивление, отвращение, нейтрально).
3. SI-классификация учетных записей:
 - Формируется эталонное описание заражения – вектор x_{ref} , получаемый одним из вышеописанных способов.
 - Вычисляется косинусное сходство каждого пользователя и с эталонным вектором.
 - Пользователь относится к классу I при превышении полученным значением косинусного сходства эмпирически определенного порога τ , иначе – к классу S .
4. Выявление признаков заражения:
 - Анализируемая выборка разбивается на временные интервалы (например, по дням или неделям). Для каж-

дого интервала вычисляется доля пользователей класса I в выборке:

$$p_I(t) = N_I(t) / N_{total}(t).$$

- Признаком заражения считается устойчивый рост $p_I(t)$ на протяжении не менее трёх последовательных временных интервалов, превышающий фоновые колебания (определяемые, например, по дисперсии в контрольный период).
- Моделирование динамики через аппроксимацию полученных временных рядов $p_I(t)$ с помощью SI/SIR-моделей для чего подбираются параметры модели (скорость передачи β и скорость выздоровления γ).

Аналогично Сценарию 1 отметим, что все приведённые пороговые значения и конкретные упомянутые алгоритмы носят рекомендательный характер и могут быть изменены в зависимости от условий и доступности данных в конкретной исследовательской задаче

Оба сценария являются частными случаями единого исследовательского цикла. Их интеграция в целостную схему представлена на рисунке 4. Данная схема позволяет акцентировать внимание на том, что предлагаемая методика представляет собой не жесткий алгоритм, а адаптивный каркас. Выбор между сценариями, конкретными метриками и порогами принятия решений определяется исследовательским контекстом и характером доступных «цифровых следов», что обеспечивает гибкость и практическую применимость методики в условиях неполноты данных.

Блок «Признаковое описание заражения» представляет собой формализованное описание целевого состояния, на обнаружение которого направлена методика. Для тематического заражения оно может включать набор ключевых слов и N-грамм или векторное представление эталонного текста-манифеста. Для

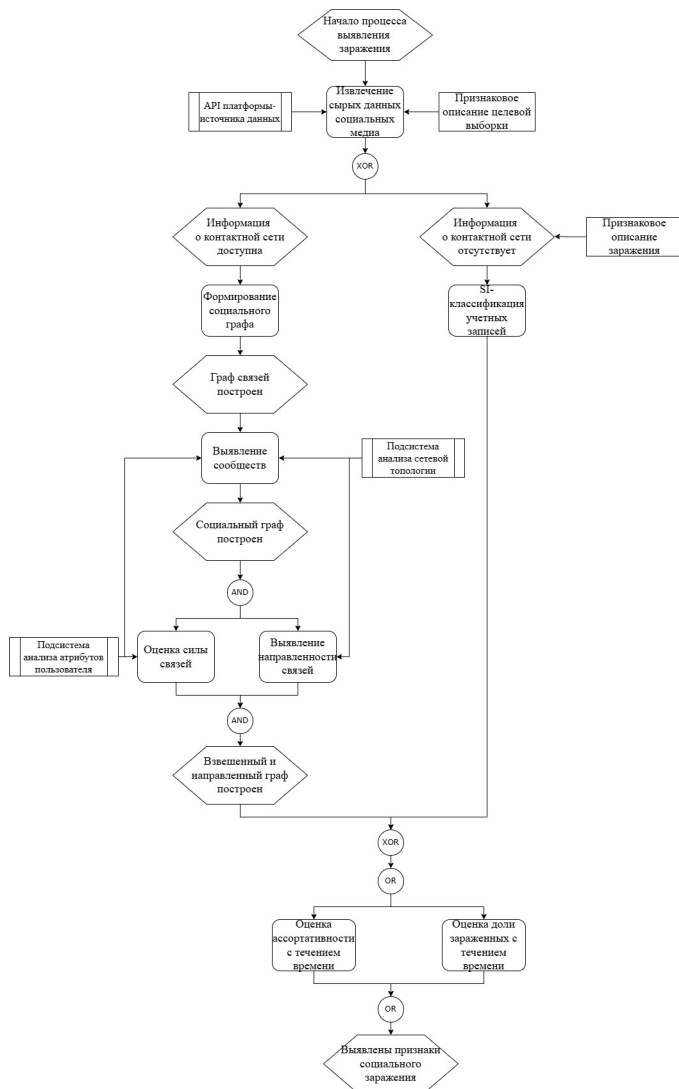


Рис. 4. Обобщенная последовательность выявления социального заражения в процессе сетевого взаимодействия

эмоционального заражения признаковое описание задаётся профилем распределения вероятностей по эмоциональным категориям (например, гнев – 0,7, страх – 0,2, нейтрально – 0,1. Данный блок служит входной информацией для процедуры классификации пользователей (Сценарий 2) или для расчёта ассортативности (Сценарий 1).

Процесс выявления социального заражения в онлайн-коммуникациях является вариативным. Применимость тех или иных подходов и методов для решения одних и тех же задач целиком зависит от таких факторов как: (1) спецификация доступных для автоматизированного извлечения и обработки данных, включая наличие информации о контактной сети; (2) наличие качественных проблемно-ориентированных признаковых описаний как целевых исходных данных, так и характеристик заражения; (3) доступность и точность (применительно к конкретной предметной области) предварительно обученных моделей для выявления эмоций, атрибутов нарратива, тематик и пр.; (4) наличие вычислительных мощностей для работы с большим объемом данных; (5) качество процессов верификации полученных результатов.

Операционализация атрибутов: метрики и инструменты для выявления тематического и эмоционального заражения

Представленная в предыдущем разделе общая методика задает алгоритмический каркас исследования. Его практическое наполнение и работоспособность обеспечивает этап операционализации, т.е. перевода теоретических понятий «тематическое заражение» и «эмоциональное заражение» в систему вычисляемых на цифровых следах показателей (атрибутов). Данный раздел посвящен описанию конкретных метрик и инструментов,

которые предлагается использовать для наполнения содержанием двух основных сценариев методики, исходя из определенных, данных в теоретической части.

В соответствии с данным ранее определением тематического заражения как процесса распространения контента в форме идеи или рассуждения в границах тематического фрейма, операционализация направлена на выявление и измерение сходства смысловых паттернов между пользователями или сообществами. Для этого применяется три уровня анализа, различающиеся глубиной и вычислительной сложностью.

Первый, базовый уровень – это тематическое сходство, измеряемое через частоту и значимость ключевых слов и N-грамм в текстах. Для его оценки используются современные инструменты извлечения ключевых слов, такие как YAKE³ или нейросетевые модели, подобные KeyBERT⁴, которые позволяют выявить тематическое ядро дискурса без предварительного обучения на размеченных корпусах текстов. Этот уровень соответствует фиксации распространения ключевых идей.

Второй уровень – это контекстное сходство. Оно оценивается с помощью моделей векторных представлений документов (напри-

³ *Прим. авторов:* YAKE (Yet Another Keyword Extractor) – это инструмент для извлечения ключевых слов и фраз, основанный на алгоритме, который анализирует текст и выделяет наиболее значимые слова и фразы. YAKE использует информацию о структуре текста и контексте слов для определения их важности.

⁴ *Прим. авторов:* KeyBERT – это инструмент для извлечения ключевых слов и фраз, использующий преобразовательные модели BERT для создания ключевых слов и фраз, наиболее похожих на исходный документ. KeyBERT сначала извлекает вложения документа с помощью BERT для получения представления на уровне документа. Затем извлекаются вложения для N-грамм слов/фраз и используется косинусное сходство для нахождения слов/фраз, наиболее похожих на документ. Это позволяет идентифицировать слова, которые лучше всего описывают весь документ. За этапом извлечения ключевых слов из текстов узлов-учетных записей следует их группировка и кластеризация, например, на базе K-Means.

мер, doc2vec). Позволяет уловить более глубокие семантические связи, выходящие за рамки простой лексической статистики.

Наиболее комплексным является третий уровень – это нарративное сходство, предполагающее выявление и сопоставление структурных элементов истории (темы, действующие лица, события, оценки автора). Именно этот уровень наиболее полно коррелирует с исходным определением тематического заражения, так как позволяет измерять распространение целостных смысловых конструкторов (фреймов), формирующих коллективные представления. Алгоритмические методы извлечения этих атрибутов, от мешка слов до моделей на основе «трансформеров» (BERT [50]), составляют инструментальную основу данного уровня.

Выявление эмоционального заражения опирается на иной класс атрибутов. Основываясь на теоретическом разграничении общего эмоционального заражения (как автоматической передачи аффективных состояний) и его цифровой специфики, операционализация фокусируется на инструментах для измерения аффективной тональности цифрового контента. Если классическое определение эмоционального заражения как «чисто аффективной реакции» требует выявления непреднамеренной передачи состояний, то в цифровой среде это достигается через анализ лингвистических паттернов. Классические подходы, основанные на словарях эмотивной лексики (например, LIWC), сегодня дополняются более точными и мощными инструментами, такими как предобученные нейросетевые модели для классификации эмоций в тексте. Такие модели, как Emotion English DistilRoBERTa-base⁵, способны авто-

⁵ *Прим. авторов:* Emotion English DistilRoBERTa-base – это предварительно обученные модели для распознавания эмоций, на основе трансформеров. Обучена распознаванию 28 различных эмоций в английских текстах. Она основана на архитектуре DistilRoBERTa и предназначена для использования в различных приложениях по анализу текстов. Модель способна распознавать такие эмоции, как радость, печаль, страх, удивление, отвращение и другие, которые и будут выступать в качестве атрибутов процесса заражения.

матически присваивать текстовым данным векторы вероятностей принадлежности к множеству дискретных эмоциональных категорий (гнев, радость, печаль и т.д.). Визуализация работы подобной модели, например, в виде диаграммы распределения эмоций в анализируемом корпусе текстов, служит наглядным инструментом первичной диагностики (рисунок 5: Визуализация результатов выявления эмоций на тестовом корпусе текстов).

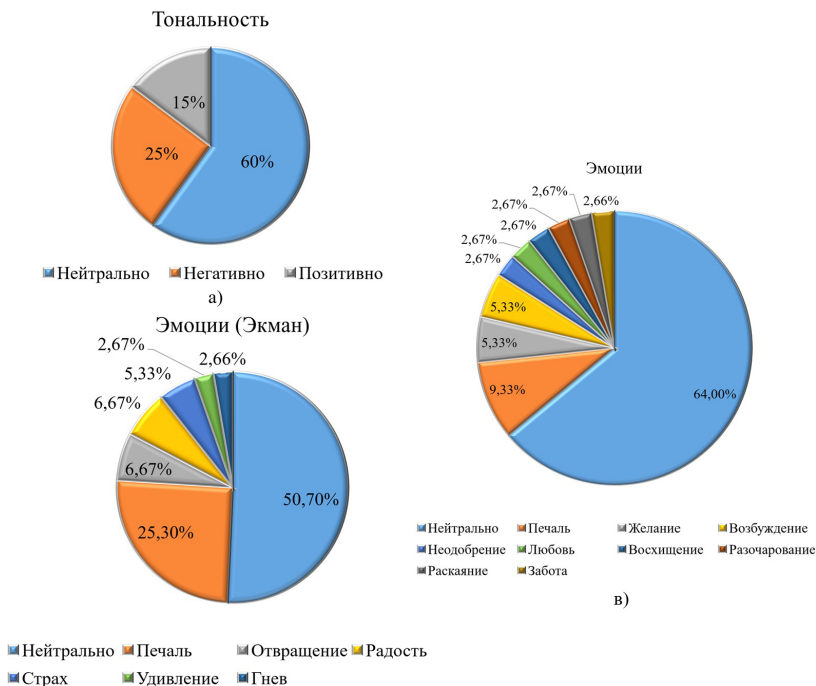


Рис. 5. Визуализация результатов выявления эмоций на тестовом корпусе текстов

Полученные эмоциональные профили пользователей или потоков контента становятся ключевыми атрибутами для последующего анализа:

- при работе по Сценарию 1 (с известной сетью) отслеживается рост ассортативности по схожим эмоциональным профилям;
- при работе по Сценарию 2 (без сети) анализируется динамика доли пользователей, доминирующие эмоции которых соответствуют гипотезе о заражении; при этом важно, что операционализация цифрового эмоционального заражения учитывает его специфику: опосредованность текстом/контентом, интенсивность воздействия и потенциальную роль алгоритмов платформ, через анализ динамики этих профилей в массовых потоках данных и сравнение с нейтральным эталонным корпусом для выявления аномальных эмоциональных «всплесков», указывающих на возможное заражение.

Таким образом, предложенный набор метрик и инструментов обеспечивает содержательное наполнение методики, напрямую вытекающее из теоретических определений. Операционализация через тематическое/нарративное и эмоциональное сходство позволяет преодолеть ключевое ограничение классических моделей – их «смысловую пустоту», и перейти к измерению конкретных феноменов, описанных в теории. Интеграция этих вычислимых атрибутов в общую схему исследования, представленную на рисунке 4, позволяет продемонстрировать полный цикл: от теоретического понятия через его операциональное определение к конкретному алгоритму обнаружения в массивах цифровых следов.

Границы применимости, ограничения и перспективы методики

Разработанная методика представляет собой системный конструкт, позволяющий перейти от теоретического знания социального заражения к его эмпирическому выявлению в цифровых средах. Однако, как и любой методологический инструмент,

она имеет определенные границы применимости и ограничения, осознание которых критически важно для её корректного использования и адаптации под предметную область и исследовательские задачи. Ключевые ограничения проистекают из природы исходных данных и эпистемологических вызовов работы с цифровыми следами.

Основные ограничения связаны с качеством и разрешающей способностью данных. Методика в своей основе опирается на информацию, которую исследователи получают в соответствии с ограничениями API платформ социальных медиа. Эти данные являются целенаправленно сконструированным и фундаментально неполным представлением о социальной реальности. Ограничения API (на количество запросов, глубину выборки, типы доступных взаимодействий) напрямую детерминируют возможности анализа, а также влияют на сопоставимость результатов. Более того, цифровые следы – это косвенные и фрагментарные индикаторы (убеждений, эмоций, мотивов, намерений и т.д.). Пользовательский контент и паттерны взаимодействий не тождественны внутренним психическим состояниям или реальным поступкам, что порождает классические методологические проблемы эквивинальности (разные причины приводят к одинаковым цифровым проявлениям) и мультифинальности (сходные исходные условия приводят к разным поведенческим паттернам в сети).

Методологические вызовы также проистекают из вычислительных инструментов. Использование предобученных нейросетевых моделей для классификации эмоций или тем, несмотря на их высокую эффективность, создает проблему «черного ящика»: исследователь зачастую не может интерпретировать, на каких именно лингвистических или контекстных признаках основано решение модели, что усложняет содержательную интерпретацию результатов. Кроме того, эффективность методики в части выявления тематического заражения сильно зависит от качества

и релевантности используемых словарей, тезаурусов или обучающих выборок для моделей векторизации текста.

Ещё одно важное ограничение связано с бинарной трактовкой состояния пользователя (заражён/не заражён). В действительности изменение убеждений и мнений в процессе социального заражения может носить градуальный характер, например, индивид может частично принять новую тему или колебаться между позициями. Модели динамики мнений оперируют непрерывными или порядковыми шкалами, что позволяет моделировать такие эффекты, как поляризация или постепенное убеждение. Предлагаемая методика не охватывает этот класс задач, фокусируясь на бинарном выявлении заражения по принципу «порогового перехода».

Перспективы развития методики лежат в нескольких плоскостях. Во-первых, это повышение комплексности за счет комбинирования тематических и эмоциональных атрибутов в единых аналитических моделях, что позволит изучать, как распространяются эмоционально окрашенные нарративы. Во-вторых, важным направлением является разработка и валидация специфичных и контекстно-зависимых инструментов (например, моделей для анализа эмоций на русском языке с учетом интернет-диалекта), что повысит точность операционализации. В-третьих, перспективным представляется интеграция предложенного конструкта с экспериментальными и качественными методами (онлайн-эксперименты, глубинные интервью) для триангуляции данных и преодоления ограничений, присущих исключительно пассивному анализу цифровых следов.

Несмотря на указанные ограничения, разработанная методика выполняет свою ключевую задачу – предлагается структурированный и прозрачный каркас для исследовательского дизайна, позволяя системно подходить к анализу социального заражения в социальных медиа. Методика не является «готовым решением», а служит основой для адаптации к конкретным исследовательским

вопросам и доступным данным, внося вклад в развитие методологического арсенала современной цифровой социологии.

ЛИТЕРАТУРА

1. Дюркгейм Э. Самоубийство: Социологический этюд / Пер. с фр. с сокр.; под ред. В.А. Базарова. М.: Мысль, 1994. 399 с.
2. Le Bon G. The crowd: A study of the popular mind. Criminology series. London: T. Fisher Unwin, 1903. 239 p.
3. Тард Г. Законы подражания / Пер. с фр. М.: Академический проект, 2011. 302 с. ISBN 978-5-8291-1329-2.
4. Blumer H. Collective Behavior // Principles of Sociology / ed. by R.E. Park. New York: Barnes & Noble, 1939. P. 219-288.
5. Кравченко С. А. Социологический энциклопедический русско-английский словарь. М.: Издательство Астрель; Издательство АСТ; Транзит-книга, 2004. 511 с. ISBN 5-17-024321-9.
6. Liou H., Lee H. Social contagion and associative diffusion in multilayer network // arXiv (Cornell University). 2020. DOI: 10.48550/arxiv.2011.07746.
7. Woo J., Kang S. W., Kim H. K., Park J. Contagion of cheating behaviors in online social networks // IEEE Access. 2018, vol. 6. P. 29098–29108. DOI: 10.1109/access.2018.2834220.
8. Sprague D. A., House T. (2017). Evidence for complex contagion models of social contagion from observational data // PLoS ONE, vol. 12, № 7, e0180802. DOI: 10.1371/journal.pone.0180802.
9. Chiba-Okabe H., Plotkin J. B. Social learning with complex contagion // arXiv (Cornell University). 2024. DOI: 10.48550/arxiv.2406.14922.
10. Andres E., Ódor G., Iacopini I., Karsai M. Distinguishing mechanisms of social contagion from local network view // arXiv (Cornell University). 2024.
11. Blanco G., Lourenço A. A multilayered graph-based framework to explore behavioural phenomena in social media conversations // International Journal of Medical Informatics. 2023, vol. 179, 105236. DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2023.105236.
12. Bosse T., Hoogendoorn M., Klein M. C. A., Treur J., Van Der Wal C. N., Van Wissen A. Modelling collective decision making in groups and crowds: Integrating social contagion and interacting emotions, beliefs and intentions // Autonomous Agents and Multi-Agent Systems. 2012, vol. 27, № 1. P. 52–84. DOI: 10.1007/s10458-012-9201-1.
13. Kozitsin I. V. A general framework to link theory and empirics in opinion formation models // Scientific Reports. 2022, vol. 12, № 1, 5543. DOI: 10.1038/s41598-022-09468-3.

14. *Friedkin N. E.* Choice shift and group polarization // *American sociological review*. 1999, vol. 64, № 6. P. 856–875.

15. *Bartal A., Pliskin N., Tsur O.* Local/ Global contagion of viral/non-viral information: Analysis of contagion spread in online social networks // *PLoS ONE*. 2020, vol. 15, № 4, e0230811. DOI: 10.1371/journal.pone.0230811.

16. *Hatfield E., Cacioppo J. T., Rapson R. L.* Emotional contagion // *Current Directions in Psychological Science*. 1993, vol. 2, № 3. P. 96–100. DOI: 10.1111/1467-8721.ep10770953.

17. *Marx A. K. G., Frenzel A. C., Fiedler D., Reck C.* Susceptibility to positive versus negative emotional contagion: First evidence on their distinction using a balanced self-report measure // *PLoS ONE*. 2024, vol. 19, № 5, e0302890. DOI: 10.1371/journal.pone.0302890.

18. *Goldenberg A., Gross J.* Digital Emotion Contagion // *OSF*. 2019. DOI: 10.31219/osf.io/53bdu.

19. *Mittal T., Mathur P., Chandra R., Bhatt A., Gupta V., Mukherjee D., Bera A., Manocha D.* Preprint. Estimating Emotion Contagion on Social Media via Localized Diffusion in Dynamic Graphs // *arXiv (Cornell University)*. 2022. DOI: 10.48550/arXiv.2207.07165.

20. *Wilson T. D., Gilbert D. T.* Explaining Away: A model of affective adaptation // *Perspectives on Psychological Science*. 2008, vol. 3, № 5. P. 370–386. DOI: 10.1111/j.1745-6924.2008.00085.x.

21. *Crockett M. J.* Moral outrage in the digital age // *Nature Human Behaviour*. 2017, vol. 1. P. 769–771. DOI: 10.1038/s41562-017-0213-3.

22. *Cummings J. N., Butler B., Kraut R. E.* The quality of online social relationships // *Communications of the ACM*. 2002, vol. 45, № 7. P. 103–108. DOI: 10.1145/514236.514242.

23. *Schiffrrin H., Edelman A., Falkenstern M., Stewart C.* The associations among computer-mediated communication, relationships, and well-being // *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*. 2010, vol. 13, № 3. P. 299–306. DOI: 10.1089/cyber.2009.0173.

24. *Christakis N. A., Fowler J. H.* Social contagion theory: examining dynamic social networks and human behavior // *Statistics in Medicine*. 2013, vol. 32, № 4. P. 556–577. DOI: 10.1002/sim.5408.

25. *Granovetter M. S.* The Strength of Weak Ties // *The American Journal of Sociology*. 1973, vol. 78, № 6. P. 1360–1380.

26. *Kiogothe M. W.* Factors influencing adoption of mobile banking in Kenya: a case of commercial banks' customers in Nairobi County. Nairobi: Strathmore University, 2018. 73 p.

27. *Chaouali W., El Hedhli K.* Toward a contagion-based model of mobile banking adoption // *International Journal of Bank Marketing*. 2018, vol. 37, № 1. P. 69–96. DOI: 10.1108/IJBM-05-2017-0096.

28. Schlaile M. P., Knausberg T., Mueller M., Zeman J. Viral ice buckets: A memetic perspective on the ALS Ice Bucket Challenge's diffusion // *Cognitive Systems Research*. 2018, vol. 52. P. 947–969. DOI: 10.1016/j.cogsys.2018.09.012.
29. Chu M., Song W., Zhao Z., Chen T., Chiang Y. Emotional contagion on social media and the simulation of intervention strategies after a disaster event: a modeling study // *Humanities and Social Sciences Communications*. 2024, vol. 11, № 1. P. 1-15. DOI: 10.1057/s41599-024-03397-4.
30. Thomas H. F. Modeling contagion in policy systems // *Cognitive Systems Research*. 2017, vol. 44. P. 74–88. DOI: 10.1016/j.cogsys.2017.03.003.
31. Ugander J., Backstrom L., Marlow C., Kleinberg J. Structural diversity in social contagion // *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*. 2012, vol. 109, № 16. 5962-5966. DOI: 10.1073/pnas.1116502109.
32. Rabb N., Cowen L., De Ruiter J. P. (2023). Investigating the effect of selective exposure, audience fragmentation, and echo-chambers on polarization in dynamic media ecosystems // *Applied Network Science*. 2023, vol. 8, № 1. DOI: 10.1007/s41109-023-00601-3.
33. Kobayashi T. Social contagion induced by uncertain information // *Physical Review E*. 2023, vol. 107, № 6. DOI: 10.1103/physreve.107.064301.
34. Liang H. Decreasing social contagion effects in diffusion cascades: Modeling message spreading on social media // *Telematics and Informatics*. 2021, vol. 62, № 6. 101623. DOI: 10.1016/j.tele.2021.101623.
35. Davis C. A., Heiman J. R., Menczer F. A role for Network Science in Social Norms intervention // *Procedia Computer Science*. 2015, vol. 51. P. 2217–2226. DOI: 10.1016/j.procs.2015.05.499.
36. Chang H. H., Fu F. Co-contagion diffusion on multilayer networks // *Applied Network Science*. 2019, vol. 4, № 1. DOI: 10.1007/s41109-019-0176-6.
37. Ren J., Yang Q., Zhu Y., Zhu X., Tian H., Wang W., Cai S. Complex social contagions on weighted networks considering adoption threshold heterogeneity // *IEEE Access*. 2020, vol. 8. P. 61905–61914. DOI: 10.1109/access.2020.2984615.
38. Calìò A., Tagarelli A. Complex influence propagation based on trust-aware dynamic linear threshold models // *Applied Network Science*. 2019, vol. 4, № 1. DOI: 10.1007/s41109-019-0124-5.
39. Ковалев С. В., Рюмин Н. Н., Ковалева О. А., Сидляр М. Ю., Хромова Т. А. Мультиагентное моделирование распространения эпидемий // *Вестник Технологического университета*. 2021, т. 24, № 1. С. 91-97. EDN: ZKILDU.
40. Nie Y., Zhong X., Wu T., Liu Y., Lin T., Wang W. Effects of network temporality on coevolution spread epidemics in higher-order network // *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*. 2022, vol. 34, № 6. P. 2871–2882. DOI: 10.1016/j.jksuci.2022.04.004.

41. *Pechlivanoglou T., Li J., Sun J., Heidari F., Papagelis M.* Epidemic spreading in trajectory networks // *Big Data Research*. 2022, vol. 27, 100275. DOI: 10.1016/j.bdr.2021.100275.

42. *Zhang L., Chen Y., Wei Y., Leng J., Kong C., Hu P.* Kick cat effect: Social context shapes the form and extent of emotional contagion // *Behavioral Sciences*. 2023, vol. 13, № 7, 531. DOI: 10.3390/bs13070531.

43. *Wang D., Liu C., Chen W.* The role of self-representation in emotional contagion // *Frontiers in Human Neuroscience*. 2024, vol. 18. DOI: 10.3389/fnhum.2024.1361368.

44. *Kane A. A., Van Swol L. M., Sarmiento-Lawrence I. G.* Emotional contagion in online groups as a function of valence and status // *Computers in Human Behavior*. 2023, vol. 139, № 3, 107543. DOI: 10.1016/j.chb.2022.107543.

45. *Blanco G., Lourenço A.* A multilayered graph-based framework to explore behavioural phenomena in social media conversations // *International Journal of Medical Informatics*. 2023, vol. 179, 105236. DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2023.105236.

46. *De Kemmeter J., Gallo L., Boncoraglio F., Latora V., Carletti T.* Complex contagion in social systems with distrust // *Advances in Complex Systems*. 2024, vol. 27, № 04n05. DOI: 10.1142/s0219525924400010.

47. *Deldoost M., Khosrowabadi R., Kamiński M.* Exploring the neuropsychological basis of behavioral contagion during learning about another agent's social preferences: Evidence from an ERP study // *Acta Neurobiologiae Experimentalis*. 2024, vol. 84, № 2. DOI: 10.55782/ane-2024-2500.

48. *Newman M. E. J.* Modularity and Community Structure in Networks // *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2006, vol. 103, № 23. P. 8577-8582. DOI: 10.1073/pnas.0601602103.

49. *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, № 10. DOI: 10.1088/1742-5468/2008/10/P10008.

50. *Lin X., Huang H., Li Z., Jin H.* Media power measuring via emotional contagion // *Journal of Social Computing*. 2024, vol. 5, № 1. P. 15–35. DOI: 10.23919/jsc.2024.0004.

Сведения об авторах

Карпова Анна Юрьевна

Доктор социологических наук, профессор отделения
социально-гуманитарных наук Школы общественных наук,
Национальный исследовательский Томский политехнический
университет

AuthorID: 507861

SPIN-код: 9274-2660

Researcher ID: R-4472-2016

Scopus ID: 57195979782

Савельев Алексей Олегович

Кандидат технических наук, доцент отделения информационных
технологий Инженерной Школы информационных
технологий и робототехники, Национальный
исследовательский Томский политехнический университет

AuthorID: 753578

SPIN-код: 7576-7564

Researcher ID: E-9905-2017

Scopus ID: 57221834098

Статья поступила в редакцию: 10.02.2026 г.

Статья принята к публикации: 09.06.2026 г.

**FROM DIGITAL FOOTPRINTS TO METRICS:
A METHODOLOGY FOR DETECTING SOCIAL CONTAGION
IN SOCIAL MEDIA**

Karpova Anna Yu.

National Research Tomsk Polytechnic University (National Research
Tomsk Polytechnic University), Tomsk, Russia
belts@tpu.ru
ORCID: 0000-0001-7854-1438

Savelev Alexey O.

National Research Tomsk Polytechnic University (National Research
Tomsk Polytechnic University), Tomsk, Russia
sava@tpu.ru
ORCID: 0000-0002-7466-6142

For citation: Karpova A.Yu., Savelev A.O. From Digital Footprints to Metrics: A Methodology for Detecting Social Contagion in Social Media. *Sotsiologiya: 4M (Sociology: methodology, methods, mathematical modeling)*, 2026, vol. 35, no. 2(63), p. 41-90. DOI: 10.19181/4m.2026.35.2.2.

Abstract. The active development of computer-mediated communication is transforming the classical mechanisms of social contagion, giving them a massive and viral character. At the same time, a methodological gap persists between the theoretical understanding of the phenomenon and the possibilities of its empirical study based on «digital traces»—social media data. The purpose of this article is to develop and substantiate a methodology for the comprehensive detection of two key forms of social contagion: thematic and emotional. The methodological construct offers two adaptive scenarios for analysis depending on the availability of data on the network structure of interactions: using threshold models on a constructed graph, or using epidemiological models via the classification of users into ‘susceptible’ (S) and ‘infected’ (I) categories with subsequent modeling of contagion dynamics (SI/SIR schemes). The key contribution of the work lies

in the detailed operationalization of contagion attributes. For the thematic component, metrics of thematic, contextual, and narrative similarity are proposed; for the emotional component, a toolkit based on pre-trained neural network models for emotion classification in text is presented. The article discusses the boundaries of the methodology's applicability, related to the fragmentary nature of digital traces and the problems of equifinality and multifinality, and outlines prospects for its development through integration with qualitative methods. The result is a universal framework for research design that contributes to the methodological apparatus of digital sociology and enables a transition from conceptual models to verifiable analysis of the diffusion of meanings and emotions in online environments.

Keywords: social contagion, digital traces, social media, thematic contagion, emotional contagion, operationalization, computational methods, network analysis

Acknowledgments: The study was supported by a grant from the Russian Science Foundation (project No. 25-28-01153).

References

1. Durkheim E. *Suicide: A Sociological Study* (transl., in Russian), ed. by V.A. Bazarov. Moscow: Mysl', 1994. 399 p.
2. Le Bon G. *The Crowd: A Study of the Popular Mind*. London: T. Fisher Unwin, 1903. 239 p.
3. Tarde G. *The Laws of Imitation* (transl., in Russian). Moscow: Akademicheskii Proekt, 2011. 302 p. ISBN 978-5-8291-1329-2.
4. Blumer H. "Collective Behavior", in: *Principles of Sociology*, ed. by R.E. Park. New York: Barnes & Noble, 1939, p. 219–288.
5. Kravchenko S.A. *Sociology: Paradigms through the Lens of Sociological Imagination* (in Russian). Moscow: Astrel'; AST; Tranzitkniga, 2004. 511 p. ISBN 5-17-024321-9.
6. Liou H., Lee H. *Social contagion and associative diffusion in multilayer network*, *arXiv (Cornell University)*, 2020. DOI: 10.48550/arxiv.2011.07746.
7. Woo J., Kang S.W., Kim H.K., Park J. *Contagion of cheating behaviors in online social networks*, *IEEE Access*, 2018, vol. 6, p. 29098–29108. DOI: 10.1109/access.2018.2834220.

8. Sprague D.A., House T. *Evidence for complex contagion models of social contagion from observational data*, *PLoS ONE*, 2017, vol. 12, no. 7, art. no. e0180802. DOI: 10.1371/journal.pone.0180802.
9. Chiba-Okabe H., Plotkin J.B. *Social learning with complex contagion*, *arXiv (Cornell University)*, 2024. DOI: 10.48550/arxiv.2406.14922.
10. Andres E., Ódor G., Iacopini I., Karsai M. *Distinguishing mechanisms of social contagion from local network view*, *arXiv (Cornell University)*, 2024.
11. Blanco G., Lourenço A.A. *A multilayered graph-based framework to explore behavioural phenomena in social media conversations*, *International Journal of Medical Informatics*, 2023, vol. 179, art. no. 105236. DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2023.105236.
12. Bosse T., Hoogendoorn M., Klein M.C.A., Treur J., Van Der Wal C.N., Van Wissen A. *Modelling collective decision making in groups and crowds: Integrating social contagion and interacting emotions, beliefs and intentions*, *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 2012, vol. 27, no. 1, p. 52–84. DOI: 10.1007/s10458-012-9201-1.
13. Kozitsin I.V. A general framework to link theory and empirics in opinion formation models, *Scientific Reports*, 2022, vol. 12, no. 1, 5543. DOI: 10.1038/s41598-022-09468-3.
14. Friedkin N.E. Choice shift and group polarization, *American sociological review*, 1999, vol. 64, no. 6, p. 856–875.
15. Bartal A., Pliskin N., Tsur O. *Local/Global contagion of viral/non-viral information: Analysis of contagion spread in online social networks*, *PLoS ONE*, 2020, vol. 15, no. 4, art. no. e0230811. DOI: 10.1371/journal.pone.0230811.
16. Hatfield E., Cacioppo J.T., Rapson R.L. *Emotional contagion*, *Current Directions in Psychological Science*, 1993, vol. 2, no. 3, p. 96–100. DOI: 10.1111/1467-8721.ep10770953.
17. Marx A.K.G., Frenzel A.C., Fiedler D., Reck C. *Susceptibility to positive versus negative emotional contagion: First evidence on their distinction using a balanced self-report measure*, *PLoS ONE*, 2024, vol. 19, no. 5, art. no. e0302890. DOI: 10.1371/journal.pone.0302890.
18. Goldenberg A., Gross J.J. *Digital Emotion Contagion*, *OSF*, 2019. DOI: 10.31219/osf.io/53bdu.
19. Mittal T., Mathur P., Chandra R., Bhatt A., Gupta V., Mukherjee D., Bera A., Manocha D. *Estimating Emotion Contagion on Social Media*

- via *Localized Diffusion in Dynamic Graphs*, arXiv (Cornell University), 2022. DOI: 10.48550/arXiv.2207.07165.
20. Wilson T.D., Gilbert D.T. *Explaining Away: A model of affective adaptation*, *Perspectives on Psychological Science*, 2008, vol. 3, no. 5, p. 370–386. DOI: 10.1111/j.1745-6924.2008.00085.x.
21. Crockett M.J. *Moral outrage in the digital age*, *Nature Human Behaviour*, 2017, vol. 1, p. 769–771. DOI: 10.1038/s41562-017-0213-3.
22. Cummings J.N., Butler B., Kraut R.E. *The quality of online social relationships*, *Communications of the ACM*, 2002, vol. 45, no. 7, p. 103–108. DOI: 10.1145/514236.514242.
23. Schiffrin H., Edelman A., Falkenstein M., Stewart C. *The associations among computer-mediated communication, relationships, and well-being*, *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 2010, vol. 13, no. 3, p. 299–306. DOI: 10.1089/cyber.2009.0173.
24. Christakis N.A., Fowler J.H. Social contagion theory: examining dynamic social networks and human behavior, *Statistics in Medicine*, 2013, vol. 32, no. 4, p. 556–577. DOI: 10.1002/sim.5408.
25. Granovetter M.S. *The Strength of Weak Ties*, *The American Journal of Sociology*, 1973, vol. 78, no. 6, p. 1360–1380.
26. Kiogotho M.W. *Factors influencing adoption of mobile banking in Kenya: a case of commercial banks' customers in Nairobi County*. Nairobi: Strathmore University, 2018. 73 p.
27. Chaouali W., El Hedhli K. *Toward a contagion-based model of mobile banking adoption*, *International Journal of Bank Marketing*, 2018, vol. 37, no. 1, p. 69–96. DOI: 10.1108/IJBM-05-2017-0096.
28. Schlaile M.P., Knausberg T., Mueller M., Zeman J. *Viral ice buckets: A memetic perspective on the ALS Ice Bucket Challenge's diffusion*, *Cognitive Systems Research*, 2018, vol. 52, p. 947–969. DOI: 10.1016/j.cogsys.2018.09.012.
29. Chu M., Song W., Zhao Z., Chen T., Chiang Y. *Emotional contagion on social media and the simulation of intervention strategies after a disaster event: a modeling study*, *Humanities and Social Sciences Communications*, 2024, vol. 11, no. 1, p. 1–15. DOI: 10.1057/s41599-024-03397-4.
30. Thomas H.F. *Modeling contagion in policy systems*, *Cognitive Systems Research*, 2017, vol. 44, p. 74–88. DOI: 10.1016/j.cogsys.2017.03.003.

31. Ugander J., Backstrom L., Marlow C., Kleinberg J. *Structural diversity in social contagion*, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2012, vol. 109, no. 16, p. 5962–5966. DOI: 10.1073/pnas.1116502109.
32. Rabb N., Cowen L., De Ruiter J.P. *Investigating the effect of selective exposure, audience fragmentation, and echo-chambers on polarization in dynamic media ecosystems*, *Applied Network Science*, 2023, vol. 8, no. 1. DOI: 10.1007/s41109-023-00601-3.
33. Kobayashi T. *Social contagion induced by uncertain information*, *Physical Review E*, 2023, vol. 107, no. 6. DOI: 10.1103/physreve.107.064301.
34. Liang H. *Decreasing social contagion effects in diffusion cascades: Modeling message spreading on social media*, *Telematics and Informatics*, 2021, vol. 62, no. 6, art. no. 101623. DOI: 10.1016/j.tele.2021.101623.
35. Davis C.A., Heiman J.R., Menczer F. *A role for Network Science in Social Norms intervention*, *Procedia Computer Science*, 2015, vol. 51, p. 2217–2226. DOI: 10.1016/j.procs.2015.05.499.
36. Chang H.H., Fu F. *Co-contagion diffusion on multilayer networks*, *Applied Network Science*, 2019, vol. 4, no. 1. DOI: 10.1007/s41109-019-0176-6.
37. Ren J., Yang Q., Zhu Y., Zhu X., Tian H., Wang W., Cai S. *Complex social contagions on weighted networks considering adoption threshold heterogeneity*, *IEEE Access*, 2020, vol. 8, p. 61905–61914. DOI: 10.1109/access.2020.2984615.
38. Calio A., Tagarelli A. *Complex influence propagation based on trust-aware dynamic linear threshold models*, *Applied Network Science*, 2019, vol. 4, no. 1. DOI: 10.1007/s41109-019-0124-5.
39. Kovalev S.V., Ryumin N.N., Kovaleva O.A., Sidlyar M.Yu., Khromova T.A. *Multi-agent modeling of epidemic spread* (in Russian), *Bulletin of the Technological University*, 2021, vol. 24, no. 1, p. 91–97.
40. Nie Y., Zhong X., Wu T., Liu Y., Lin T., Wang W. *Effects of network temporality on coevolution spread epidemics in higher-order network*, *Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences*, 2022, vol. 34, no. 6, p. 2871–2882. DOI: 10.1016/j.jksuci.2022.04.004.
41. Pechlivanoglou T., Li J., Sun J., Heidari F., Papagelis M. *Epidemic spreading in trajectory networks*, *Big Data Research*, 2022, vol. 27, art. no. 100275. DOI: 10.1016/j.bdr.2021.100275.

42. Zhang L., Chen Y., Wei Y., Leng J., Kong C., Hu P. Kick cat effect: Social context shapes the form and extent of emotional contagion, *Behavioral Sciences*, 2023, vol. 13, no. 7, 531. DOI: 10.3390/bs13070531.
43. Wang D., Liu C., Chen W. The role of self-representation in emotional contagion, *Frontiers in Human Neuroscience*, 2024, vol. 18. DOI: 10.3389/fnhum.2024.1361368.
44. Kane A.A., Van Swol L.M., Sarmiento-Lawrence I.G. Emotional contagion in online groups as a function of valence and status, *Computers in Human Behavior*, 2023, vol. 139, no. 3, art. no. 107543. DOI: 10.1016/j.chb.2022.107543.
45. Blanco G., Lourenço A. A multilayered graph-based framework to explore behavioural phenomena in social media conversations, *International Journal of Medical Informatics*, 2023, vol. 179, art. no. 105236. DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2023.105236.
46. De Kemmeter J., Gallo L., Boncoraglio F., Latora V., Carletti T. Complex contagion in social systems with distrust, *Advances in Complex Systems*, 2024, vol. 27, no. 04n05. DOI: 10.1142/s0219525924400010.
47. Deldoost M., Khosrowabadi R., Kamiński M. Exploring the neuropsychological basis of behavioral contagion during learning about another agent's social preferences: Evidence from an ERP study, *Acta Neurobiologiae Experimentalis*, 2024, vol. 84, no. 2. DOI: 10.55782/ane-2024-2500.
48. Newman M.E.J. Modularity and Community Structure in Networks, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2006, vol. 103, no. 23, p. 8577-8582. DOI: 10.1073/pnas.0601602103.
49. 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. DOI: 10.1088/1742-5468/2008/10/P10008.
50. Lin X., Huang H., Li Z., Jin H. Media power measuring via emotional contagion, *Journal of Social Computing*, 2024, vol. 5, no. 1, p. 15–35. DOI: 10.23919/jsc.2024.0004.

Information about the authors

Anna Yu. Karpova

Doctor of Social Sciences, Professor of the Department of Social Sciences
and Humanities, School of Social Sciences, National Research Tomsk
Polytechnic University (National Research Tomsk Polytechnic University)

AuthorID: 507861

SPIN-code: 9274-2660

Researcher ID: R-4472-2016

Scopus ID: 57195979782

Alexey O. Savelev

PhD, Associate Professor, Department of Information Technology, School
of Information Technology and Robotics, National Research Tomsk
Polytechnic University (National Research Tomsk Polytechnic University)

AuthorID: 753578

SPIN-code: 7576-7564

Researcher ID: E-9905-2017

Scopus ID: 57221834098