

СЕМАНТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПОВЕДЕНИЯ ПОЛЬЗОВАТЕЛЕЙ ОНЛАЙН-СООБЩЕСТВ

Комардин М.А., Панилов П.А.

Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана,
Москва, Россия

komardin.macsim@gmail.com, panilovp.a@bmstu.ru

Аннотация. В данной статье рассматриваются механизмы влияния информационных потоков на поведенческие паттерны пользователей микросоциальных сообществ (виртуальных и оффлайн групп небольшого размера с высокой степенью межличностного взаимодействия). Представлен теоретический обзор подходов к анализу информационных потоков и микросообществ, а также разработаны методологические принципы эмпирической идентификации микрогрупп на основе семантического и структурного анализа данных социальных сетей. На основе анализа структурных и семантических особенностей проведена оценка влияния информационных потоков на модели поведения внутри микрогрупп, смоделированы сценарии "агрессивных" атак (внедрение ботов, целевой микротаргетинг) и их последствия для сплоченности, доверия и когнитивного резонанса.

Ключевые слова: информационные потоки, микросоциальные сообщества, алгоритмы кластеризации, текстовые методы, информационный пузырь, когнитивный диссонанс, эмоциональная окраска.

Введение

В современном мире социальные сети стали неотъемлемой частью повседневной жизни, оказывая значительное влияние на способы коммуникации, распространения информации и формирования общественного мнения. Информационные потоки играют важнейшую роль в формировании и развитии социальных сообществ. Их влияние особенно важно в контексте микросоциальных групп, где распространение информации происходит быстро и зачастую не подвергается критическому осмыслению. Развитие цифровых технологий приводит к появлению множества онлайн-платформ, каналов коммуникации, позволяющих воздействовать на пользователя все большим количеством способов. Именно поэтому растет количество исследований в направлении изучения влияния информационных потоков на социальную и микросоциальную среду [1].

Анализ социальных сетей – это междисциплинарная область исследований, объединяющая методы информатики, социологии, математики и лингвистики. С его помощью можно выявлять ключевых участников сетевого взаимодействия, отслеживать динамику общественного мнения и прогнозировать поведение пользователей [2]. В данной статье рассматриваются основные подходы к анализу микросоциальных сообществ, способы их взаимодействия и трансформации под влиянием внешних информационных потоков. Также рассматриваются методологические подходы к изучению этих процессов и их возможная практическая польза в различных областях – от маркетинга и политологии до кибербезопасности и психологии. Особое внимание уделяется алгоритмам обработки данных, визуализации сетевых структур и перспективам развития данного направления.

1. Выявление микросоциальных сообществ

В современных социальных сетях люди объединяются в сообщества по интересам, профессиям, географическому положению и другим факторам. Микросоциальные сообщества – это небольшие группы людей, объединенных общими интересами, целями или географическим положением. К ним могут относиться семьи, дружеские компании, рабочие команды, клубы по интересам и онлайн-сообщества. Выявление таких сообществ – важная задача, поскольку она помогает понять структуру социальных связей, определить лидеров мнений и предсказать тенденции. Информационные потоки в микросообществах могут поступать из различных источников:

- Традиционные СМИ (телевидение, радио, газеты).
- Социальные сети и мессенджеры.
- Межличностные коммуникации.
- Научные и образовательные ресурсы.
- Корпоративные и профессиональные источники.

Существуют различные методы выявления микросоциальных сообществ, основанные на анализе графов, машинном обучении и обработке естественного языка. В зависимости от типов источников информации и причин формирования сообществ, их структура, плотность связей, устойчивость и

динамика могут существенно различаться. Универсального метода выявления сообществ не существует, для каждого типа информации и характера взаимодействий наиболее эффективен свой набор методов [3, 4]. Среди них:

- Алгоритмы кластеризации (например, алгоритм Louvain, k-means, DBSCAN) позволяют группировать узлы в сети на основе плотности связей, близости пользователей или других параметров (в зависимости от метода).
- Графовые методы (PageRank, mediation centrality) помогают определить влияние участников в сообществе. В основе метода лежит построение и изучение моделей социальных сообществ по принципу графа (каждая вершина – это пользователь, а каждое ребро – связь между ними).
- Для предсказания связей и формирования сообществ используются методы глубокого обучения (например, GNN – графовые нейронные сети). Метод реализуется с помощью различных архитектур многослойных нейронных сетей (каждый слой состоит из множества "нейронов": каждый нейрон обрабатывает входной сигнал, преобразует его в соответствии своей функцией и передает дальше. По мере прохождения через последовательность слоев исходный сигнал преобразуется. Такая архитектура учитывает большее количество дополнительных параметров и лучше выявляет скрытые зависимости, что повышает предсказательную силу модели).
- Методы, основанные на анализе текста (LDA, word2vec), позволяют находить сообщества со схожими темами обсуждений.

В контексте задачи выявления микросоциальных сообществ крайне важно использовать алгоритмы, учитывающие "плотность связей", поскольку основным критерием таких сообществ является высокая степень внутренних межличностных взаимодействий. Также очень важно, чтобы алгоритм был применим к огромным массивам данных (например, VK насчитывает более 100 миллионов пользователей). Кроме того, алгоритм должен быть "неприхотлив" к высокой сложности данных – сообщества в социальных сетях имеют очень сложную структуру, которая усугубляется тем, что сами они очень разные.

В качестве алгоритма была выбрана комбинация методов LPA и DBSCAN, поскольку, в отличие от многих других классических методов, они не требуют информации о количестве кластеров, способны обнаруживать кластеры произвольной формы и распознавать шум (применимы для анализа очень сложных структур) (рис. 1). Каждая вершина (точка) в графе – это уникальный пользователь, а каждое ребро (связь) – это дружба между пользователями. Чем более зеленое ребро между пользователями, тем больше таких пользователей имеют схожие "цвета" (метки), соответственно, тем ближе они находятся в графе.

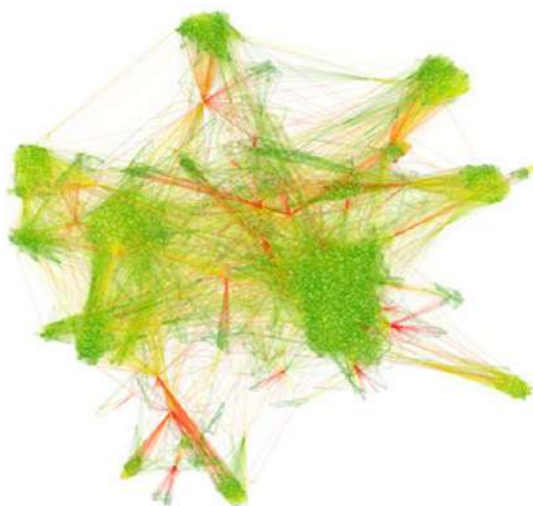


Рис. 1. Пример выявления кластеров пользователей VK с помощью алгоритма кластеризации

Методы распространения меток, такие как алгоритм Label Propagation Algorithm (LPA), основаны на распространении уникальных идентификаторов или "меток" от узла к узлу в графе. Этот подход основан на том, что в социальных сетях информация или влияние передаются по цепочке между пользователями, постепенно охватывая все больший и больший сегмент сети. Каждому узлу присваивается уникальная метка, которая затем передается его соседям. В результате все узлы,

принадлежащие к одному сообществу, получают одинаковые метки. Этот алгоритм эффективен и масштабируем.

DBSCAN, в свою очередь, основан на выявлении пространств с высокой плотностью и разделении их на отдельные кластеры. (в контексте исследования это означает, что в социальном графе выделяются группы пользователей, которые имеют более сильные внутренние взаимосвязи, чем те, кто находится за пределами этих сообществ). Выбирается случайная точка (пользователь). Если она содержит хотя бы $minPts$ (минимальное количество друзей, необходимое для формирования микросоциального сообщества), то она становится главной точкой (проще говоря, чем-то вроде "души компании". Это человек, важный для данного сообщества), и начинается формирование нового кластера (микросоциума). В кластер добавляются все точки, находящиеся по соседству с главной точкой (все друзья "души компании" также считаются частью этой компании, если они знакомы друг с другом). Для каждой соседней точки проверяется, является ли она главной. Если да, то ее соседи также добавляются в кластер. Процесс продолжается до тех пор, пока не будут добавлены все совпадающие точки. Если точка не является основной и не попадает в окрестности какой-либо основной точки, она помечается как шум (одиночка).

В контексте поиска группы пользователей выявление больших кластеров узлов в социальном графе позволяет определить неявное сообщество (микросоциум).

Для оптимизации хранения и обработки данных реализован алгоритм расчета близости вершин на основе их структурной близости в графе; в качестве единицы хранения данных берутся только существующие связи, а в качестве параметра близости вершин используется доля совпадений меток, присвоенных в результате многократных итераций метода широтно-первого обхода. BFS (breadth-first search) – это алгоритм обхода графа, который начинается с начальной вершины и посещает соседние вершины слой за слоем, переходя к следующим слоям, пока не будут покрыты все вершины графа. Таким образом, вершины, расположенные близко друг к другу и имеющие много общих связей, получают одинаковые метки с большей вероятностью, чем те, которые находятся далеко или не имеют общих связей. Увеличение количества раз выполнения этих действий приводит к тому, что пользователи, находящиеся рядом друг с другом в социальном графе, получают одинаковый набор цветовых меток, что позволяет нам оценить их потенциальную близость в реальном мире и центральность в сообществе. Чем больше сходство – тем ближе люди и тем, предположительно, крепче их связь. Если обозначить процент совпадения меток как степень близости вершин, то можно провести кластеризацию с помощью DBSCAN (рис. 2). Зеленые кластеры объединяют людей с большим количеством межличностных связей. Выделение таких кластеров – это, по сути, выявление микросоциальных сообществ.

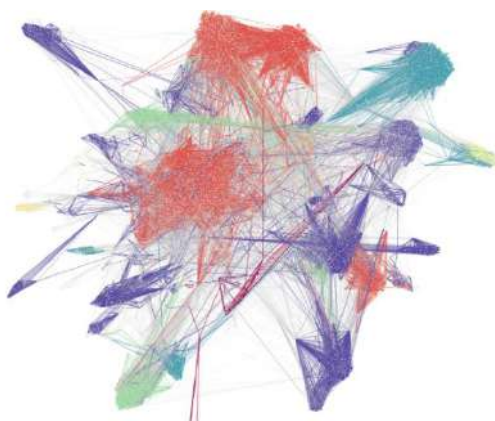


Рис. 2. Пример кластеризации одного и того же графа с помощью DBSCAN

2. Исследование микросоциальных сообществ

После кластеризации социального графа становится возможным поиск взаимосвязей между структурными паттернами неявных сообществ и поведенческими параметрами пользователей, входящих в эти сообщества. Используя данные со страниц пользователей, можно проанализировать сообщества по персональным параметрам входящих в них пользователей (город, пол, возраст, образование, семейное положение и т. д.). Также интерес представляет анализ кластеров по ЦОЕ (ценностно-ориентационному единству) и кластеризация по семантическому содержанию постов пользователя и сообществ, на которые он подписан. Этот параметр можно понимать как выражение

поведения пользователя, сформированного его ценностями и социальными установками. В контексте исследования идентификация ЦОЕ всего микросоциума является также идентификацией семантики эндогенного (генерируемого) информационного потока, так как по сути ЦОЕ является выражением семантики всего генерируемого контента любой группы.

3. Идентификация информационных потоков

Для такого рода анализа требуются гораздо более сложные технологии. Одной из самых передовых в этой области является BERT LLM. BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) – модельная архитектура для обработки естественного языка, основанная на Transformer (одна из архитектур GNN) и созданная компанией Google в 2018 году. Семантический анализ с помощью BERT основан на создании вкраплений – векторных представлений слов и предложений, отражающих их смысл с учетом контекста, в котором они чаще всего встречаются. Идея вкраплений заключается в преобразовании дискретных текстовых данных (слов, лексем) в числовую форму, которая может быть обработана с помощью алгоритмов машинного обучения и нейронных сетей. Вкрапления используются для того, чтобы слова, фразы или другие элементы данных, схожие по смыслу, имели близкие векторные представления. Например, слова "кот" и "кошка" будут иметь схожие вкрапления, потому что они имеют схожие значения и используются в похожих контекстах, как король и королева (рис. 3).

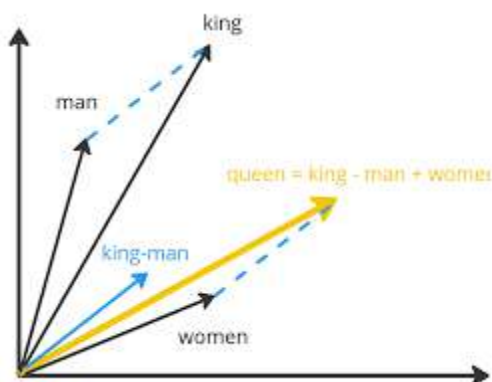


Рис. 3. Визуализация примера вкраплений

Пользователи объединяются в кластеры на основе среднего вектора-эмбединга их подписок, что позволяет группировать пользователей со схожими интересами. Такой подход эффективен для глубокого анализа предпочтений и сегментации аудитории, поскольку учитывает контекстуальное значение слов, а не только их частоту или простые ассоциации [5].

Этот же алгоритм может быть использован для семантического анализа контента, поглощаемого и создаваемого сообществами. Выявление семантики такого контента для всех пользователей конкретного сообщества – это определение семантики экзогенного и эндогенного информационного потока. Как показывают работы, описанные ниже, исследования сообщества позволяют выявить закономерности, связывающие семантику экзогенного информационного потока и структурные свойства сообществ, на которые они влияют (например, семантику эндогенного информационного потока (поведение пользователей), скорость распространения информации, степень доверия к информации в сообществе, прочность межличностных связей, устойчивость мнений и другие атрибуты). Подобные исследования позволяют говорить о возможности создания автономных модулей для модификации микросоциальных сообществ.

4. Модификация микросоциальных сообществ

Информация, поступающая в микросоциальные сообщества, оказывает существенное влияние на их участников, формируя сложные механизмы взаимодействия, коммуникации и социальной трансформации. Одним из ключевых аспектов влияния является процесс формирования мнений и убеждений, поскольку информационные потоки могут не только закреплять существующие установки, но и способствовать их изменению [6]. В условиях постоянного поступления новых данных члены сообщества могут адаптировать свои взгляды, принимая во внимание новые аргументы, или, напротив, укрепить свои убеждения за счет когнитивного резонанса и эффекта информационного пузыря.

Кроме того, информационное взаимодействие влияет на уровень социальной сплоченности внутри группы. Общее информационное поле способствует формированию коллективной идентичности, созданию механизмов поддержки и координации действий. Когда члены сообщества ориентируются на одни и те же источники данных, это создает общее понимание ситуации, уменьшает неопределенность и укрепляет связи между индивидами. Однако высокая степень однородности информационного потока может привести к возникновению феномена группового мышления, который ограничивает способность критически анализировать поступающую информацию [7]

Важным следствием информационного влияния является также возможность возникновения конфликтов и расколов внутри микросоциальных сообществ. Дисбаланс в информационных потоках, манипулятивные стратегии и целенаправленное распространение противоречивой информации могут спровоцировать разногласия между членами группы. В условиях когнитивного диссонанса индивиды могут стать более восприимчивыми к альтернативным интерпретациям событий, что приводит к поляризации мнений и снижению уровня доверия внутри сообщества. Подобные процессы могут усугубляться в ситуациях, когда сообщество подвергается внешнему информационному воздействию, направленному на его дестабилизацию.

Долгосрочное воздействие информационных потоков может трансформировать не только взгляды отдельных участников, но и систему норм и ценностей, лежащих в основе функционирования сообщества. Постепенное изменение информационного фона приводит к пересмотру сложившихся социальных практик, появлению новых форм взаимодействия и адаптации к изменяющимся условиям среды. В зависимости от интенсивности и направленности информационных потоков сообщество может либо укреплять свою стабильность за счет внутренней консолидации, либо, напротив, подвергаться деструктуризации, связанной с разрушением традиционных норм.

Факторы, влияющие на восприятие информации

- Доверие к источнику – чем выше доверие к источнику информации, тем больше вероятность того, что она будет воспринята.
- Критическое мышление – уровень анализа информации и способность ее проверять.
- Эмоциональный фон – информация, вызывающая сильные эмоции, часто воспринимается некритично.
- Групповая динамика – влияние большинства и авторитетных членов группы на восприятие информации.

Информационные потоки оказывают многоплановое воздействие на микросоциальные сообщества, определяя их внутреннюю динамику, уровень сплоченности, степень конфликтности и адаптивности. Анализ этих процессов требует междисциплинарного подхода, включающего исследования в области социологии, психологии, когнитивных наук и информационных технологий.

5. Экспериментальное подтверждение возможности воздействия на микросоциальные сообщества

В работе "Manipulating Opinions in Social Networks with Community Structure" группа ученых разработала стохастическую модель динамики мнений в сети и формализовала различные стратегии "атаки" (например, замену узлов ботами с заданными мнениями). Авторы показывают, что неоднородность степеней узлов (наличие "хабов" – очень влиятельных пользователей) резко повышает уязвимость сети к манипуляциям: даже если затронута небольшая часть узлов, меняются мнения тысяч участников. При атаке на самое крупное сообщество ($\approx 14\,000$ членов) воздействие на 10 ключевых узлов меняет мнение примерно 12,6 % его членов (≈ 1760 человек) [8]. Структура сообществ играет двойную роль: сообщество может блокировать распространение информационных инъекций между группами, но если атака направлена на конкретное сообщество, оно само усилит эффект (повышенная внутренняя свертываемость). В статье приведены подробные количественные симуляции (для синтетических и реальных сетей), демонстрирующие эффективность различных тактик ("агрессивное" внедрение ботов внутрь сообщества, таргетинг по степени доверия и т. д.) в изменении поведения микросообщества (рис. 4).

Другая группа исследователей в своей работе [9] предлагает эмпирическую модель SimSoM, которая имитирует распространение сообщений в реальной сети (новостные ленты). В ней злоумышленники управляют поддельными аккаунтами и могут "внедряться" (инфильтрировать) в целевые сообщества. Исследования показывают: наличие аккаунтов-хабов повышает уязвимость сети к манипуляциям; наиболее эффективным методом является проникновение в конкретное сообщество (инфильтрация) с последующим распространением привлекательного низкокачественного контента.

Такой подход обеспечивает массовую вирусность "мусорного" контента. Альтернативные тактики – например, одновременное массовое распространение контента ("флуд") или прямое нацеливание на влиятельные узлы – обеспечивают различные сценарии: их влияние моделируется и сравнивается количественно. В работе приводятся подробные результаты моделирования, иллюстрирующие, как каждый метод изменяет качество контента в сообществах (например, распространение дезинформации).

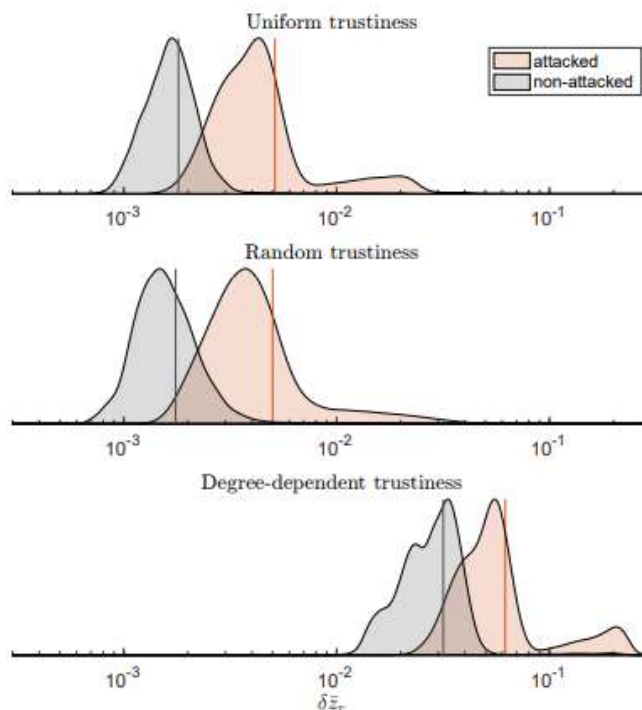


Рис. 4. Визуализация из статьи *Manipulating Opinions in Social Networks with Community Structure*

В другом экспериментальном исследовании [10] оценивался политический микротаргетинг – алгоритмически персонализированные рекламные сообщения. Авторы объединили машинное обучение и методы предварительного тестирования сообщений, чтобы определить, какие объявления следует показывать тем или иным пользователям для достижения максимальной убедительной силы. В рандомизированном онлайн-эксперименте микротаргетинг сравнивался с альтернативными стратегиями (нетаргетинг или таргетинг по простым признакам). Результат: оптимизированная стратегия микротаргетинга оказалась примерно на 70 % эффективнее в воздействии на отношении участников к политическому вопросу, чем другие стратегии. При этом дополнительное усложнение (таргетинг по нескольким признакам) не дало заметного прироста эффективности. В статье приводятся статистические данные эксперимента ($N \approx 1500-2000$) и количественно демонстрируется, как алгоритмические методы персонализации преодолевают традиционные подходы к влиянию на мнение аудитории.

В эмпирической статье "Боты, дезинформация и первый импичмент президента США Дональда Трампа" анализируется активность социальных ботов в англоязычном сегменте Twitter во время политического события (импичмента Трампа). Авторы обнаружили, что менее 1 % пользователей (ботов) создали около трети всех твитов на тему импичмента. При этом боты преимущественно распространяли низкокачественный контент (дезинформацию). Небольшое количество высококлассных ботов с огромной аудиторией усиливало определенные нарративы: исследование показывает, что "небольшая группа ботов может распространять определенную тему или историю, делая ее вирусной и охватывая максимально широкую аудиторию". Авторы приводят количественные оценки (новая метрика центральности влияния GNIC) и отмечают, что вклад ботов в поляризацию возрастает в дни крупных политических событий. Результаты демонстрируют практическое влияние автоматизированных манипуляций на структуру и качество контента пользовательских микрогрупп.

Все эти работы содержат конкретные методы воздействия (алгоритмические атаки, таргетинг, образовательные интервенции), эмпирические примеры влияния на микрогруппы и количественные данные об эффективности таких манипуляций. Эти работы показывают, что семантическое моделирование микросоциальных сообществ возможно. Что еще более важно, приводятся примеры

реализации автономных методов манипулирования в социальных сетях, которыми пользуются миллионы людей.

6. Практические рекомендации

На основании вышеизложенного можно вывести ряд рекомендаций для эффективного изменения внутригрупповых и межгрупповых взаимодействий.

Крайне важно выстроить систему контролируемых информационных потоков, обеспечивающую баланс между единым "коллективным полем" и возможностью существования разнородных мнений. Необходимо внедрение адаптивных алгоритмов семантического анализа (LDA, word2vec, BERT embeddings), способных выявлять ключевые тематические кластеры и эмоциональную окраску сообщений в режиме реального времени. Постоянное А/В-тестирование и мониторинг, сбор метрик (изменение диссонанса, плотность кластеризации, изменение мнений) необходимы для быстрой корректировки стратегии. Это позволяет регулировать интенсивность и направление входящего контента в зависимости от текущего уровня когнитивного резонанса и риска группового мышления. Если целью является защита сообщества от манипуляций, то методы кластеризации (Louvain, DBSCAN) должны сочетаться с механизмами обратной связи для поддержания оптимальной плотности связей внутри микросообществ: каждому участнику периодически предоставляются сводные отчеты о разнообразии источников информации и предложения по расширению круга взаимодействия, что позволяет снизить эффект эхо-камеры (ситуации, когда человек окружен только информацией, соответствующей его существующим убеждениям и интересам, и не видит альтернатив).

Стоит также добавить, что трансляция достоверных "якорных" сообщений из авторитетных и проверенных источников (традиционных СМИ, научных, образовательных и корпоративных платформ) по прозрачным каналам коммуникации позволяет повысить доверие и критичность мышления, что служит противовесом эмоционально насыщенным дезориентирующим воздействиям. Использование графовых нейронных сетей для прогнозирования динамики формирования сообществ и выявления потенциальных точек радикализации позволяет заблаговременно запускать целевое информирование.

Если целью является модификация какого-либо деструктивного сообщества или внедрение и закрепление каких-либо установок/поведенческих паттернов (изменение поведения пользователей, снижение уровня доверия, сплоченности и т. д.), то для наиболее эффективной манипуляции рекомендуется выявлять узлы с высокой медиационной центральностью (лидеров мнений) и ориентироваться на них, а при осуществлении "вбросов" использовать небольшое количество высокодоверенных аккаунтов (живых или ботов) для усиления эффекта когнитивного резонанса внутри сообщества. Для тех же целей можно использовать сеть "сонеток" (боты-инфильтраторы, сети пользователей/ботов, транслирующих схожие идеи), которые органично вливаются в обсуждение сообщества и постепенно увеличивают свой охват, используя низкокачественный, но эмоционально насыщенный контент для создания эффекта виральности. Кроме того, исследования показали, что алгоритмически персонализированные сообщения оказывают на $\approx 70\%$ большее влияние на отношении пользователей по сравнению с нецелевыми рассылками, но при этом усложнение таргетинга (многоатрибутная сегментация) дает незначительный выигрыш по сравнению с базовой персонализацией. Это означает, что для влияния на пользователей эффективно строить модели сегментации по 2-3 ключевым атрибутам (возраст, город, интересы), чтобы добиться максимального охвата при минимальных затратах. Кроме того, для повышения качества информационных интервенций и увеличения количества пользователей, на которых они оказывают влияние, необходимо разрабатывать и распространять "наборы инструментов" и онлайн-тренинги для лидеров общественного мнения в сообществе.

Использование методов семантического моделирования, кластеризации и глубокого обучения открывает целый ряд возможностей для управления динамикой микросоциальных сообществ. Во-первых, эти методы позволяют синтезировать многомерные представления информационного поля, выявляя скрытые тематические и эмоциональные траектории взаимодействия, что дает нам возможность предвидеть и корректировать эволюцию группового сознания еще до проявления нежелательных эффектов. Во-вторых, адаптивные нейросетевые архитектуры и графовые модели обеспечивают не только ретроспективный анализ исторической структуры связей, но и перспективное прогнозирование точек консолидации или фрагментации сообществ, закладывая основу для проактивного управления информацией. Несомненно, преимуществом является и возможность создания синтетических "цифровых двойников" сообществ, на которых можно безопасно

моделировать различные сценарии воздействия – от мягких интервенций для стимулирования критического мышления до тестовых инъекций контента, минимизируя риски реального внедрения. Наконец, интеграция этих инструментов в единую платформу управления информацией открывает путь к созданию самоадаптивных систем, способных автоматически балансировать степень однородности и разнообразия внутри групп, обеспечивая устойчивость сообщества в быстро меняющейся среде. Вместе эти возможности формируют новую парадигму "умного" управления коллективными когнитивными процессами, где аналитика, прогнозирование и вмешательство вплетаются в непрерывный цикл повышения качества коммуникации и сохранения социальной гармонии.

7. Заключение

Исследованы механизмы формирования и модификации поведенческих паттернов пользователей микросоциальных сообществ под влиянием информационных потоков. Основные результаты могут быть обобщены следующим образом:

Методологическая основа представляет собой комбинацию алгоритмов LPA и DBSCAN. Она показала высокую эффективность и масштабируемость при выявлении микросоциальных сообществ на больших графах (например, ВКонтакте) благодаря способности работать с кластерами произвольной формы и устойчиво отделять "шум".

Использование графовых нейронных сетей (ГНС) и вкраплений BERT позволяет моделировать не только структуру, но и семантику создаваемого и поглощаемого контента, что дает возможность прогнозировать динамику группового сознания.

Однородные и доверительные информационные потоки способствуют сплоченности и коллективной идентичности, но несут риск возникновения группового мышления и информационных пузырей.

Дисбаланс и манипулятивные стратегии (атаки ботов, микротаргетинг) могут вызвать когнитивный диссонанс, поляризацию мнений и снижение доверия в сообществе.

Чтобы защитить сообщества от манипуляций, следует внедрять адаптивные системы семантического мониторинга (LDA, word2vec, BERT) в сочетании с регулярным А/В-тестированием и отчетами для участников о разнообразии источников.

При необходимости контролируемой модификации поведения пользователей наиболее эффективно нацеливаться на узлы с высокой медиационной центральностью и использовать небольшие сети доверенных аккаунтов (живых или ботов) с эмоционально насыщенным контентом.

Таким образом, представленный подход, основанный на семантическом моделировании, кластеризации и глубоком обучении, открывает новые возможности как для проактивного управления устойчивостью микросообщества, так и для целенаправленного информационного вмешательства. В будущем создание "цифровых двойников" сообществ и самоадаптивных платформ для управления информационными потоками позволит минимизировать риски и повысить качество коммуникации в быстро меняющихся социальных средах.

Литература

1. *Omran Mahamed, Engelbrecht Andries, Salman Ayed.* An overview of clustering methods // *Intelligent Data Analysis.* – 2007. – № 11. – P. 583–605.
2. *Silver D., Hubert T., Schrittwieser J., Antonoglou I., Lai M., Guez A., Lanctot M., Sifre L., Kumaran D., Graepel T., Lillicrap T., Simonyan K., Hassabis D.* A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and Go through self-play // *Science.* – 2018. – Vol. 362, Issue 6419. – P. 1140–1144.
3. *Motta Matt, Liu Yuning, Yarnell Amanda.* "Influencing the influencers:" A field experimental approach to promoting effective mental health communication on TikTok // *Scientific Reports.* – 2024. – № 14. DOI: 10.1038/s41598-024-56578-1.
4. *Maxim Komardin, Roman Britvin, Pavel Panilov.* Methods for Identifying Implicit Communities and Analyzing Social Networks Using AI // 2025 International Russian Smart Industry Conference (SmartIndustryCon). – 2025. – P. 170–175. DOI: 10.1109/SmartIndustryCon65166.2025.10985967.
5. *Avetisyan A.A, Drobyshesky M.D, Turdakov D.Y.* Methods of analyzing information flows in the Internet. // ISP RAS, 2018.
6. *Khan Zaid, Fu Yun.* Exploiting BERT for Multimodal Target Sentiment Classification through Input Space Translation // *MM '21: Proceedings of the 29th ACM International Conference on Multimedia.* – 2021. – P. 3034–3042. DOI: 10.1145/3474085.3475692.
7. *Ivanova M.A.* Linguistic means of staging interpersonal relationships in the social network Twitter, 2022.
8. *Valente T.W.* Network Interventions, 2012.

9. *Bolzern Paolo, Colombo Alessandro, Piccardi Carlo*. Manipulating Opinions in Social Networks With Community Structure // IEEE Transactions on Network Science and Engineering. – 2024. – Vol. 11, № 1. – P. 185–196. DOI: 10.1109/TNSE.2023.3293233.
10. *Truong Bao, Lou Xiaodan, Flammini Alessandro, Menczer Filippo*. Quantifying the vulnerabilities of the online public square to adversarial manipulation tactics // PNAS Nexus. – 2024. – Vol. 3, № 7. – p. 258. DOI: 10.1093/pnasnexus/pgae258.