

РОЛЬ ЛОКАЛЬНЫХ СТРУКТУРНЫХ ПАТТЕРНОВ В ПРОЦЕССАХ ФОРМИРОВАНИЯ МНЕНИЙ В СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЯХ

Черевичная Н.В.¹

(Московский физико-технический институт, Москва)

Козицин И.В.²

(ФГБУН Институт проблем управления

им. В.А. Трапезникова РАН, Москва,

Московский физико-технический институт, Москва)

Существенный пласт агент-ориентированных моделей социального влияния, начиная с моделей Френча – Харари – ДеГроота и Избирателя, описывает процессы изменения мнений как последовательность локальных взаимодействий агентов, при которых мнение фокального агента – объекта влияния – изменяется в зависимости от его текущего мнения и мнений его окружения, взятых с некоторыми весами. Эти веса отражают влияние агентов и могут зависеть от их социального положения, демографических характеристик, а также от силы связей между агентами. Вместе с тем в конструирующих социологических теориях (теория социальных эпидемий, теория структурной близости, теория структурного разнообразия) постулируется, что сила влияния может варьироваться в зависимости от состава окружения агента, а также структуры связей внутри него. В настоящей работе проводится проверка данных теорий на примере лонгитюдных данных из социальной сети ВКонтакте, описывающих динамику мнений крупномасштабной выборки пользователей (~ 6 500 000) относительно политической повестки. Мы изучаем влияние со стороны пользователей, имеющих радикальные политические (консервативные или либеральные) взгляды на людей с умеренными взглядами. Показано, что рост числа друзей с радикальными взглядами способствует увеличению силы влияния. При этом рост плотности связей в большинстве случаев либо не имеет эффекта на силу влияния, либо стабильно приводит к снижению силы влияния, что согласуется с результатами теории структурного разнообразия.

Ключевые слова: модели формирования мнений, социальные сети, модель ДеГроота, теория социальных эпидемий, структурное разнообразие.

¹ Наталья Владимировна Черевичная, студент (cherevichnaia.nv@phystech.edu).

² Иван Владимирович Козицин, к.ф.-м.н., с.н.с. (kozisin.ivan@mail.ru).

1. Введение

Понимание механизмов формирования мнений и того, как информация, поступающая из нашего социального окружения, в том числе онлайн, меняет эти мнения, необходимо для разработки эффективных стратегий управления социальными системами. Области приложения являются политические кампании, государственное управление, маркетинг и противодействие социо-культурным угрозам.

Уже более полувека подобными вопросами занимаются ученые из различных областей, в том числе политологи, социологи, психологи, а также специалисты в области математического моделирования. На пересечении их сфер деятельности возникло отдельное направление, занимающееся разработкой моделей социального влияния. В таких моделях, как правило, рассматриваются агенты¹, имитирующие людей или группы людей, которые взаимодействуют друг с другом и меняют свои мнения на основании наперед заданных правил. В результате таких микро-взаимодействий макро-свойства социальной системы могут претерпевать существенные изменения, а сама система может переходить к консенсусу, поляризации или фрагментации [6].

Существенный пласт агент-ориентированных моделей социального влияния, начиная с классических моделей Френча – Харари – ДеГроота [5, 7, 10] (далее в целях экономии будем использовать наименование «модель ДеГроота» как наиболее часто встречающееся в литературе) и Избирателя [4], описывает процессы изменения мнений как последовательность локальных взаимодействий агентов, при которых мнение фокального агента – объекта влияния – изменяется в зависимости от его текущего мнения и мнений его окружения, взятых с некоторыми весами. К примеру, в модели ДеГроота мнения агентов меняются в дискретном времени согласно протоколу

¹ Необходимо упомянуть также модели, в которых описание системы происходит только на макро-уровне, в терминах макро-показателей общественного мнения. К ним, в частности, относятся эпидемиологические модели [23], а также модели протестной активности [19].

$$x(t+1) = Wx(t),$$

где $x(t)$ – вектор мнений агентов в момент времени t (его i -я компонента $x_i(t) \in [-1, 1]$ ¹ описывает отношение агента i к некоторой сущности, например, законопроекту, и принадлежит отрезку $[-1, 1]$, где полюса -1 и 1 выражают отрицательное и положительное отношение соответственно, а 0 – нейтральное), а W – квадратная матрица, компоненты которой – так называемые веса влияний – формализуют то, с какой силой агенты влияют друг на друга. Эти веса отражают влияние агентов и могут зависеть от их социального положения, демографических характеристик, а также от силы социальных связей между агентами. Однако явная зависимость между значениями весов влияний и структурой социальных связей в такого рода моделях не прописывается. Тем не менее эмпирические исследования указывают на то, что структурная близость, измеряемая, например, числом общих друзей, способствует росту уровня доверия [1, 8].

Вместе с тем в теории социальных эпидемий было показано, что вероятность совершить некоторое действие (к примеру, зарегистрировать аккаунт в социальной медиа-платформе) растет (с убывающей отдачей) с ростом числа друзей, уже совершивших это действие [11]. Более поздние исследования показали, что ключевым фактором является не столько число “инфицированных” вершин в окружении, сколько количество изолированных связных «инфицированных» групп вершин (одна вершина также считается группой) – так называемое структурное разнообразие [22].

¹ В случае одномерного скалярного мнения сам промежуток не имеет значения, поскольку модель инвариантна относительно линейного преобразования промежутка мнений на вещественной оси. При этом в рамках рассматриваемой динамики мнения агентов не выходят за пределы начального промежутка. Отметим также, что постановка, связанная со скалярными мнениями, рассматривалась Френчем [7], в то время как ДеГроот изучал мнения, описываемые векторами-распределениями, выражающими оценку агентом некоторой неизвестной (дискретной) величины.

В связи с этим возникает следующий вопрос: каким образом структурные паттерны окружения человека и, в частности, структурное разнообразие влияют на то, как люди воспринимают мнения своего окружения?

В данной работе для ответа на поставленный вопрос проводится анализ лонгитюдных данных (данных, полученных путем повторяющихся во времени измерений одной и той же выборки объектов) высокой гранулированности о динамике политических взглядов и социальных связей пользователей сети ВКонтакте, характеризующейся высокой популярностью в Российской Федерации. Систематически исследуется, каким образом структурные паттерны окружения пользователя влияют на динамику его взглядов.

2. Постановка задачи и теоретические основания

Поясним постановку задачи, а также конкурирующие социологические теории, при помощи иллюстративных примеров. Далее для обозначения окружения агента в социальном графе будем использовать термин «эго-граф». Отметим, что под эго-графом понимается не только множество соседей вершины в социальной сети, но также и связи между этими вершинами. В онлайн-социальных сетях эго-графом можно считать аккаунты, на которые подписан пользователь, а также связи между этими аккаунтами.

Пусть некоторый агент с умеренными взглядами (в терминах модели ДеГроота это означает, что $x_i \approx 0$) находится под влиянием своего окружения, состоящего из приверженцев одних и тех же, пусть радикальных взглядов (к примеру, $x_j \approx 1$). В первом случае пусть его окружение состоит только из одного агента (рис. 1а), во втором – из двух (рис. 1б), не связанных друг с другом, в третьем – из трех, не связанных друг с другом (рис. 1в), а в четвертом – из трех, двое из которых являются друзьями (рис. 1г). С точки зрения «наивного» агрегирования мнений, которое применяется в моделях типа ДеГроота [2, 18, 20], все эти четыре конфигурации идентичны, так как во всех четырех

случаях среднее мнение эго-графа фокального агента составляет ≈ 1 . С точки зрения классических положений теории социальных эпидемий сила влияния должна расти с ростом числа носителей радикальных взглядов в окружении (максимум достигается для конфигураций, представленных на рис. 1в,г) [11, 3]. Если же в расчет брать фактор структурной близости [1, 8], то тогда наибольшее влияние фокальный агент испытывает в четвертом случае (рис. 1г), так как с двумя из трех агентов своего эго-графа у него есть по одному общему знакомому. Однако с точки зрения теории структурного разнообразия влияние в третьем случае (рис. 1в) выражено сильнее, чем в четвертом, так как окружение агента состоит из трех структурных групп (каждая группа есть одна вершина) [22].

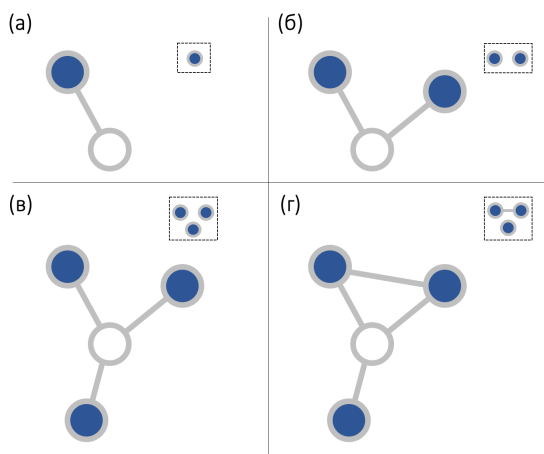


Рис. 1. Примеры, иллюстрирующие различные эго-графы агента с умеренными взглядами (белые вершины), состоящего из агентов с радикальными взглядами (синие вершины). В пунктирных рамках схематично изображены соответствующие конфигурации эго-графов

3. Данные и методы

Рассматривается блок данных из социальной сети ВКонтакте, датируемый 2019 годом. В марте (t_1) и сентябре (t_2) этого года было сделано два снимка выборки V из $N = 6\,553\,120$ аккаунтов активных пользователей данной социальной медиа-платформы. Под активными понимаются те пользователи, которые посещали ВКонтакте хотя бы раз в неделю в течение рассматриваемого промежутка времени. Помимо этого для построения выборки применялись следующие фильтры:

- Аккаунт не закрыт настройками приватности.
- Локация аккаунта – Россия.
- Указан возраст не менее 18 лет.
- Число подписок на информационные источники (публичные страницы, аккаунты блогеров¹) лежит в промежутке от 10 до 200.
- Аккаунт не является блогером.

Данные фильтры позволили сфокусироваться на совершеннолетних пользователях из России (если верить информации, указанной на их страницах), которые достаточно регулярно посещают социальную сеть, не являются производителями информации и имеют умеренное количество подписок на информационные источники. Четвертый фильтр был выявлен эмпирическим путем в результате наладки алгоритма оценивания политических взглядов пользователей ВКонтакте на основании данных из их профилей. Данный алгоритм искусственного интеллекта, предложенный в работе [13], оценивает мнения в непрерывной политической шкале от 0 (поддержка действующей власти) до 1 (поддержка оппозиции) на основании информационных источников, на которые подписан пользователь, путем их свертки с некоторыми весами, определенными на стадии обучения алгоритма. В основе алгоритма лежит модель логистической регрессии.

¹ Блогерами являются пользователи, имеющие не менее 1000 подписчиков. В ВКонтакте связь «подписка» является односторонней, связь «дружба» – двусторонней. Наличие связи позволяет видеть в новостной ленте информацию, которую публикует другой пользователь.

Изначально данный алгоритм был настроен на более детальную шкалу – контекст выборов Президента РФ 2018 года (см. работу [13]). Тем не менее в рамках дальнейшего анализа в той же работе было обнаружено, что точность оценки мнений (с учетом размерности задачи) существенно повышается, если рассматривать только два полюса мнений – «либералы» (сторонники А.А. Навального¹) и «консерваторы» (сторонники действующего Президента Российской Федерации В.В. Путина и лидеров так называемой системной оппозиции).

Пятый фильтр был использован для того, чтобы гарантировать независимость графа дружеских связей (см. далее) от оценок мнений пользователей, поскольку блогеры могут выступать не только в качестве маркеров мнений пользователей, но и в качестве друзей.

Отметим, что используемая технология формирования выборки пользователей может привести к систематическим искажениям, влияющим на результаты исследования. К примеру, потенциальная корреляция между радикальностью взглядов пользователей и желанием скрыть свой профиль при помощи настроек приватности или иными способами [12] может способствовать появлению «необъяснимых» с точки зрения стороннего наблюдателя изменений мнений у видимых наблюдателю пользователей (на самом деле, спровоцированных влиянием со стороны «скрытых» пользователей с радикальными взглядами).

Для более подробного ознакомления с блоком данных см. работы [15, 16].

Необходимо сказать, что точность данного алгоритма снижается в случае работы с профилями пользователей, у которых мало или, наоборот, много подписок на информационные источники. Данный результат допускает содержательную интерпретацию. Аномальное число подписок свойственно ботам, которые в социальных сетях преследуют цели, отличные от естественно-го потребления информации. В случае аккаунтов реальных людей

¹ Лицо, внесенное Росфинмониторингом в перечень террористов и экстремистов.

небольшое число подписок может свидетельствовать об отсутствии как такового интереса к потреблению информации.

Помимо оценок политических взглядов (далее будем обозначать их символом x) для каждого пользователя $i \in V$ были сделаны два снимка его друзей в ВКонтакте: V_{i,t_1} и V_{i,t_2} . На основе этих снимков были построены два графа дружеских связей. Их анализ показал, что эти графы не являются связными и включают группы пользователей и одиночных пользователей, изолированные от остальной выборки. Вместе с тем в графах было выявлено наличие гигантской компоненты связности – связного подграфа, включающего в себя подавляющую долю пользователей (в данном случае $\approx 96\%$ вершин). В рамках дальнейшего анализа рассматривалась именно эта выборка, включающая $N = 6\,288\,083$ вершин. Для удобства при работе с ней будем использовать те же обозначения, что и ранее для основной выборки.

Выделение гигантской компоненты связности, помимо отсеивания вершин, не имеющих друзей, для которых дальнейший анализ паттернов социального влияния не имел бы смысла, отчасти позволило сократить количество ботов в выборке, поскольку, согласно работе [9], боты имеют тенденцию занимать периферию социальных графов.

Для каждого пользователя $i \in V$ в каждый из двух рассматриваемых моментов времени t_1 и t_2 на основе непрерывных оценок мнений $x_{i,t_1}, x_{i,t_2} \in [0, 1]$ были построены также дискретные оценки согласно следующему дискретизирующему правилу:

$$z_{i,t} = \begin{cases} C, & x_{i,t} < 0,33, \\ M, & 0,33 \leq x_{i,t} < 0,66, \\ L, & 0,66 \leq x_{i,t}. \end{cases}$$

Таким образом, были выделены три «политические» группы: консерваторы (C), умеренные (M) и либералы (L). Эти названия являются условными и не претендуют на политологическую строгость.

Далее для каждого пользователя $i \in V$ были определены чис-

ленности групп среди его друзей, имеющих мнения C, M и L :

$$\begin{aligned} n_{i,t}^C &= \#V_{i,t}^C, \quad \text{где } V_{i,t}^C = \{j \in V_{i,t} \mid z_{j,t} = C\}, \\ n_{i,t}^M &= \#V_{i,t}^M, \quad \text{где } V_{i,t}^M = \{j \in V_{i,t} \mid z_{j,t} = M\}, \\ n_{i,t}^L &= \#V_{i,t}^L, \quad \text{где } V_{i,t}^L = \{j \in V_{i,t} \mid z_{j,t} = L\}. \end{aligned}$$

При этом для каждой из групп $V_{i,t}^C, V_{i,t}^M, V_{i,t}^L$ было рассчитано количество дружеских связей внутри подграфа, индуцированного данной группой: $d_{i,t}^C, d_{i,t}^M, d_{i,t}^L$ (т.е. число связей внутри группы) соответственно. К примеру, если в окружении пользователя три вершины с умеренными взглядами, при этом две из них соединены ребром, то тогда рассматриваемый показатель равен единице (при максимальном значении $\frac{3(3-1)}{2} = 3$):

$$n_{i,t}^C = 3, \quad d_{i,t}^C = 1.$$

Данные метрики позволяют однозначно определить конфигурацию связей внутри рассматриваемых групп вершин при условии, что группа состоит не более чем из трех вершин. Для большего числа вершин в группе это уже не так. Пусть, к примеру, группа консерваторов состоит из четырех вершин и между этими вершинами расположены два ребра ($n_{i,t}^C = 4, d_{i,t}^C = 2$). Таким показателям может соответствовать сразу две конфигурации: одна состоит из двух пар друзей, не связанных друг с другом, а во второй присутствует вершина, не знакомая с тремя остальными. При дальнейшем анализе рассматривались группы вершин, состоящие из не более чем трех элементов.

В качестве зависимой переменной было назначено изменение мнения пользователя $x_{i,t_2} - x_{i,t_1} \in [-1, 1]$ (в непрерывном спектре), а объясняющей переменной выступала конфигурация социального окружения с дополнительным контролем его структуры, а также текущего мнения пользователя.

4. Результаты

В качестве отправной точки анализа выступило построение зависимости медианного значения распределения переменной $x_{i,t_2} - x_{i,t_1}$ от количества друзей с либеральными взглядами и числа связей между ними. При этом рассматривались только

пользователи с умеренным мнением ($z_{i,t_1} = M$), в чьем окружении нет носителей консервативных взглядов (число носителей умеренных взглядов и структура их связей при этом не контролировались). Также из рассмотрения были вычеркнуты те пользователи, у которых среднее мнение друзей (в непрерывном спектре) изменилось более чем на 0,05 за рассматриваемый промежуток времени. Это позволило контролировать эффект влияния со стороны третьих лиц [21].

Для попавших в фокус пользователей, в соответствии с результатами, представленными в работах [14, 16], следовало ожидать положительных значений зависимого переменного. Иными словами, умеренные мнения под действием социального влияния со стороны носителей либеральных взглядов должны сдвигаться в правую часть непрерывного спектра мнений, также становясь более либеральными. Однако сами значения $x_{i,t_2} - x_{i,t_1}$ должны быть при этом невелики по модулю (в указанных работах было обнаружено, что люди относительно медленно меняют свои взгляды). Саму магнитуду изменения мнения можно считать количественной оценкой эффекта конформизма или силы влияния, направленного на пользователя: чем больше значение $x_{i,t_2} - x_{i,t_1}$, тем сильнее выражен данный эффект.

На рис. 2 приведены соответствующие зависимости. Статистически различающиеся «соседние» распределения зависимой переменной обозначены «*» ($P < 0,05$), для сравнения распределений применялся U -критерий Манна – Уитни, поскольку критерий Шапиро – Уилка показал, что данные распределения не являются нормальными ($P < 0,05$). Распределение для $n_{i,t_1}^L = 0$ меньше, чем для $n_{i,t_1}^L = 1$. Для остальных распределений визуально определяемая разница медианных значений распределения зависимого переменного однозначно определяет, какое из распределений больше. Цветовая кодировка (серый или бордовый цвет стрелок) будет прокомментирована далее.

Из рис. 2 можно сделать вывод, что увеличение числа друзей с мнением L стабильно способствует росту зависимого переменного, а значит, силе эффекта конформизма. Эффект числа связей

наблюдается лишь для случая, когда в окружении пользователя три вершины имеют либеральные взгляды и выглядит противоречиво: можно отметить как рост зависимого переменного (при переходе от $d_{i,t_1}^L = 0$ к $d_{i,t_1}^L = 1$), так и его уменьшение (переход от $d_{i,t_1}^L = 2$ к $d_{i,t_1}^L = 3$).

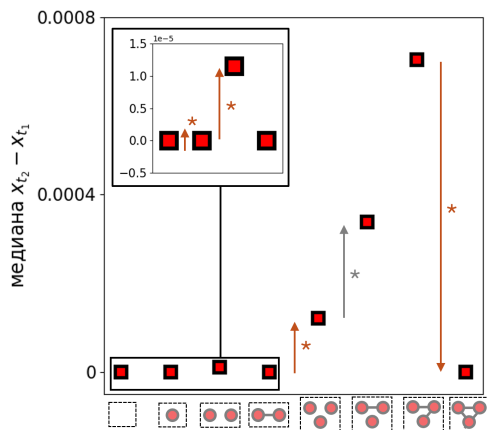


Рис. 2. Зависимость медианного значения распределения $x_{i,t_2} - x_{i,t_1}$ для пользователей с умеренными взглядами от структуры связей окружения с либеральными взглядами при условии, что в окружении нет пользователей с консервативными взглядами

Аналогичная зависимость при $n_{t_1}^L = 0$ и варьируемых $n_{t_1}^C$ и d_{i,t_1}^C приведена на рис. 3. Отметим, что данный случай зеркален рассмотренному ранее на рис. 2 в том смысле, что уже снижение значения зависимого переменного $x_{i,t_2} - x_{i,t_1}$ может быть проинтерпретировано как увеличение силы социального влияния со стороны мнения R . U -критерий Манна – Уитни показал, что все соседние распределения на этом рисунке статистически различны ($P < 0,05$). При этом обозначение «***» подразумевает $P < 0,001$. Из рис. 3 следует, что и рост числа друзей с консервативными взглядами, и рост количества связей между ними способствуют снижению значения зависимого переменного и,

тем самым, росту влияния со стороны данной группы. Исключения: переход от $n_{t_1}^C = 2, d_{i,t_1}^C = 1$ к $n_{t_1}^C = 3, d_{i,t_1}^C = 0$ (увеличение числа друзей, имеющих консервативные взгляды, с двух до трех, с одновременным уменьшением внутренней связности) и от $n_{t_1}^C = 3, d_{i,t_1}^C = 2$ к $n_{t_1}^C = 3, d_{i,t_1}^C = 3$ (рост числа внутренних связей с 2 до 3 среди трех друзей с консервативными взглядами). Отдельно был проведен тест для распределений при $n_{t_1}^C = 2, d_{i,t_1}^C = 0$ и $n_{t_1}^C = 3, d_{i,t_1}^C = 0$, который не выявил статистически значимой разницы ($P = 0,31$).

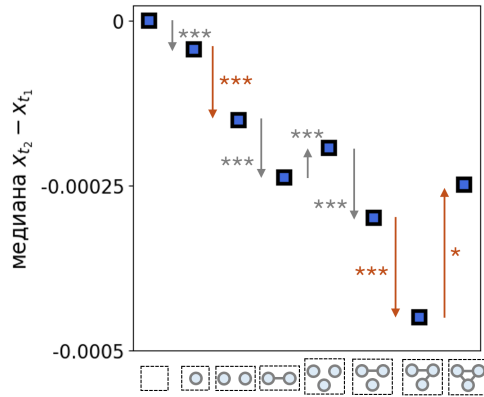


Рис. 3. Зависимость медианного значения распределения $x_{i,t_2} - x_{i,t_1}$ для пользователей с умеренными взглядами от структуры связей консервативного окружения при условии, что в окружении нет пользователей с либеральными взглядами

Рассмотренные зависимости не учитывают эффект влияния со стороны друзей с нейтральными взглядами, которые могут выступать в качестве «якоря» для пользователя с такими же взглядами и тем самым препятствовать трансформации его мнения. Также при построении представленных на рис. 2 и 3 результатов не учитывался тот факт, что при дискретизации непрерывных мнений различия во мнениях между некоторыми пользователями могли быть «затерты», что потенциально могло повлиять на дальнейший анализ. К примеру, рост или уменьшение зависимо-

го переменного при увеличении того или иного показателя могут быть обусловлены статистически значимыми различиями в исходных, непрерывных, мнениях, которые затем исчезли при дискретизации. В связи с этим была проведена проверка робастности полученных результатов, в рамках которой для каждой пары «соседних» распределений на рис. 2 и 3 при помощи метода наименьших квадратов была обучена модель линейной регрессии. В качестве зависимой переменной выступало изменение мнения фокального пользователя $x_{i,t_2} - x_{i,t_1}$. В качестве объясняющих факторов рассматривались, во-первых, величины $n_{t_1}^L$ и d_{i,t_1}^L (при $n_{t_1}^C = 0$) или $n_{t_1}^C$ и d_{i,t_1}^C (при $n_{t_1}^L = 0$), формализованные при помощи dummy-кодирования, когда под каждую комбинацию кодируемых переменных создается дополнительная переменная, принимающая два значения: 0 или 1, и выступающая индикатором того, что кодируемые переменные принимают значения, соответствующие данной комбинации. В этом случае значение «резервной» переменной полагается равным единице. Также в качестве объясняющих переменных рассматривались:

- Текущее мнение фокального агента в непрерывном спектре x_{i,t_1} .
- Число его друзей с умеренным мнением n_{i,t_1}^M .
- Число связей между ними d_{i,t_1}^M .
- Среднее мнение друзей с либеральными (при $n_{t_1}^C = 0$) или консервативными (при $n_{t_1}^L = 0$) взглядами в непрерывном спектре.

На рис. 2 и 3 бордовым цветом выделены те «соседние» распределения, для которых dummy-фактор конфигурации окружения оказался статистически значимым ($P < 0,05$).

По результатам данного анализа можно сделать следующие выводы:

- Рисунок 2 с учетом проведенной проверки робастности свидетельствует о том, что, при прочих равных условиях, число не связанных друг с другом друзей с либеральными взглядами имеет ключевую роль в том, как эти друзья влияют на пользователя, способствуя росту уровня конформизма.

– При этом рост связности таких друзей, т.е. уменьшение структурного разнообразия негативно влияют на силу конформизма.

– Рисунок 3 свидетельствует о том, что число не связанных друг с другом друзей с консервативными взглядами имеет положительный эффект на силу конформизма, однако не такой выраженный, как в случае влияния со стороны друзей с либеральными взглядами.

– Рост связности может приводить как к увеличению, так и к снижению уровня конформизма.

Полученные результаты скорее свидетельствуют в пользу теории социальных эпидемий: рост числа друзей с данными взглядами усиливает их влияние. Не было выявлено устойчивого положительного эффекта плотности связей на силу влияния. Напротив, было обнаружено, что замыкание открытого триплета (когда граф из трех вершин, соединенных двумя ребрами, превращается в полный граф путем добавления недостающего ребра) стабильно приводит к снижению эффекта влияния, что согласуется с результатами работы [22].

Отметим, что в настоящей работе для оценки степени восприимчивости ко влиянию использовалась иная метрика, чем в [22]: изменение мнения, описываемое непрерывной величиной, а не вероятность совершить действие.

Также заметим, что не учитывались альтернативные механизмы влияния, распространенные в литературе по моделям социального влияния [20], например, механизм ограниченного доверия, при котором влияние со стороны «удаленных» мнений ослабевает [17]. Для рассмотрения такого типа влияния необходимо более атомизированное деление пространства мнений, чем то, что рассматривалось в настоящей работе.

5. Заключение

В данной работе проведен анализ влияния структурных паттернов эго-графов на процессы формирования мнений пользователей социальной медиа-платформы ВКонтакте. Мы изучали

влияние со стороны пользователей, имеющих радикальные политические (консервативные или либеральные) взгляды, на людей с умеренными взглядами. При этом мы не рассматривали ситуации, когда в окружении пользователя одновременно присутствуют носители противоположных взглядов. Также не были изучены случаи, когда число друзей с консервативными или либеральными взглядами больше чем 3.

Мы обнаружили, что рост числа друзей с радикальными взглядами способствует увеличению силы влияния. При этом рост плотности связей в большинстве случаев либо не имеет эффекта на силу влияния, либо – при замыкании открытого триплета (когда граф из трех вершин, соединенных двумя ребрами, превращается в полный граф путем добавления недостающего ребра) – стабильно приводит к снижению силы влияния, что согласуется с результатами теории структурного разнообразия.

В дальнейших исследованиях планируется рассмотреть конфигурации эго-графов пользователей с большим числом вершин (четыре или более) и включающие вершины с противоположными взглядами.

Литература

1. ARAL S., WALKER D. *Tie strength, embeddedness, and social influence: A large-scale networked experiment* // Management Science. – 2014. – Vol. 60, No. 6. – P. 1352–1370. – DOI: 10.1287/mnsc.2014.1936.
2. BURE V., PARILINA E., SEDAKOV A. *Consensus in social networks with heterogeneous agents and two centers of influence* // Int. Conf. Stability and Control Processes in Memory of V.I. Zubov (SCP–2015). – IEEE, 2015. – P. 233–236. – DOI: 10.1109/SCP.2015.7342113.
3. CENTOLA D. *The spread of behavior in an online social network experiment* // Science. – 2010. – Vol. 329. – No. 5996. – P. 1194–1197. – DOI: 10.1126/science.1185231.

4. CLIFFORD P., SUDBURY A. *A model for spatial conflict* // Biometrika. – 1973. – Vol. 60, No. 3. – P. 581–588. – DOI: 10.1093/biomet/60.3.581.
5. DEGROOT M.H. *Reaching a consensus* // Journal of the American Statistical Association. – 1974. – Vol. 69, No. 345. – P. 118–121. – DOI: 10.1080/01621459.1974.10480137.
6. FLACHE A. et al. *Models of social influence: Towards the next frontiers* // Jasss-The Journal of Artificial Societies and Social Simulation. – 2017. – Vol. 20, No. 4. – P. 2. – DOI: 10.18564/jasss.3521.
7. FRENCH JR J.R.P. *A formal theory of social power* // Psychological Review. – 1956. – Vol. 63, No. 3. – P. 181–194. – DOI: 10.1037/h0046123.
8. GEZHA V.N., KOZITSIN I.V. *The effects of individuals' opinion and non-opinion characteristics on the Organization of Influence Networks in the online domain* // Computers. – 2023. – Vol. 12, No. 6. – P. 116. – DOI: 10.3390/computers12060116.
9. GONZALEZ-BAILON S., DE DOMENICO M. *Bots are less central than verified accounts during contentious political events* // Proc. of the National Academy of Sciences. – 2021. – Vol. 118, No. 11. – P. e2013443118. – DOI: 10.1073/pnas.2013443118.
10. HARARY F. *A criterion for unanimity in French's theory of social power* // In: D. Cartwright (Ed.) *Studies in social power*. – 1959. – P. 168–192.
11. KAIRAM S.R., WANG D.J., LESKOVEC J. *The life and death of online groups: Predicting group growth and longevity* // Proc. of the fifth ACM Int. Conf. on Web Search and Data Mining. – 2012. – P. 673–682. – DOI: 10.1145/2124295.2124374.
12. KOEHLER D. *The radical online: Individual radicalization processes and the role of the Internet* // Journal for Deradicalization. – 2014. – No. 1. – P. 116–134.

13. KOZITSIN I.V. et al. *Modeling political preferences of russian users exemplified by the social network Vkontakte* // Mathematical Models and Computer Simulations. – 2020. – Vol. 12. – P. 185–194. – DOI: 10.1134/S2070048220020088.
14. KOZITSIN I.V. *Formal models of opinion formation and their application to real data: evidence from online social networks* // The Journal of Mathematical Sociology. – 2022. – Vol. 46, No. 2. – P. 120–147. – DOI: 10.1080/0022250X.2020.1835894.
15. KOZITSIN I.V. *A general framework to link theory and empirics in opinion formation models* // Scientific Reports. – 2022. – Vol. 12, No. 1. – P. 5543. – DOI: 10.1038/s41598-022-09468-3.
16. KOZITSIN I.V. *Opinion dynamics of online social network users: a micro-level analysis* // The Journal of Mathematical Sociology. – 2023. – Vol. 47, No. 1. – P. 1–41. – DOI: 10.1080/0022250X.2021.1956917.
17. LIU S. et al. *Job Done? New Modeling Challenges After 20 Years of Work on Bounded-Confidence Models* // JASSS. – 2023. – Vol. 26, No. 4. – P. 8.
18. PARSEGOV S.E. et al. *Novel multidimensional models of opinion dynamics in social networks* // IEEE Trans. on Automatic Control. – 2016. – Vol. 62, No. 5. – P. 2270–2285. – DOI: 10.1109/TAC.2016.2613905.
19. PETROV A., AKHREMENKO A., ZHEGLOV S. *Dual Identity in Repressive Contexts: An Agent-Based Model of Protest Dynamics* // Social Science Computer Review. – 2023. – Vol. 41, No. 6. – P. 2249–2273. – DOI: 10.1177/08944393231159953.
20. PROSKURNIKOV A.V., TEMPO R. *A tutorial on modeling and analysis of dynamic social networks. Part I* // Annual Reviews in Control. – 2017. – Vol. 43. – P. 65–79. – DOI: 10.1016/j.arcontrol.2017.03.002.
21. SNIJDERS T.A.B. *Stochastic actor-oriented models for network dynamics* // Annual Review of Statistics and its Application. – 2017. – Vol. 4, No. 1. – P. 343–363. – DOI:

- 10.1146/annurev-statistics-060116-054035.
22. UGANDER J. et al. *Structural diversity in social contagion* // Proc. of the National Academy of Sciences. – 2012. – Vol. 109, No. 16. – P. 5962–5966. – DOI: 10.1073/pnas.1116502109.
23. ZHU K., YING L. *Information source detection in the SIR model: A sample-path-based approach* // IEEE/ACM Trans. on Networking. – 2014. – Vol. 24, No. 1. – P. 408–421. – DOI: 10.1109/TNET.2014.2364972.

THE ROLE OF THE STRUCTURAL PROPERTIES OF LOCAL NETWORKS IN OPINION FORMATION

Natalya Cherevichanya, Moscow Institute of Physics and Technology, Moscow, Student (cherevichnaia.nv@phystech.edu).

Ivan Kozitsin, V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, PhD, Senior Researcher, Moscow Institute of Physics and Technology, Moscow, Assistant Professor (kozitsin.ivan@mail.ru).

Abstract: Many agent-based models of social influence, starting with the classical French – Harary – DeGroot and Voter models, describe the opinion formation processes as a sequence of local subsequent interactions between agents, in which the focal agent's opinion (influence object) updates subject to its current state and the opinions of the social surrounding, which are taken with certain weights. These weights reflect how influential agents are and may depend on their social status, demographic characteristics, and the strength of ties between agents. At the same time, parallel sociological theories (the theory of social epidemics, the theory of structural proximity, the theory of structural diversity) postulate that the strength of influence can vary depending on the composition of the agent's social environment, as well as the structure of connections herein. In this paper, we test these competing theories using longitudinal data from the social network VKontakte. These data describe the opinion dynamics of a large-scale sample of users (~ 6 500 000) on a political topic. We study how users with radical political (conservative or liberal) views influence people with moderate opinions. We show that an increase in the number of friends with radical views leads to an increase in influence strength. At the same time, an increase in the density of connections in most cases either has no effect influence strength or consistently leads to a decrease in influence strength, a result that supports the theory of structural diversity.

Keywords: opinion dynamics models, social networks, DeGroot model,

social contagion theory, structural diversity.

УДК 519.7

ББК 22.18

*Статья представлена к публикации
членом редакционной коллегии В.В. Мазаловым.*

Поступила в редакцию 27.01.2025.

Дата опубликования 31.07.2025.