

МОДЕЛИ СОВМЕСТНОЙ ДИНАМИКИ МНЕНИЙ И ДЕЙСТВИЙ В ОНЛАЙНОВЫХ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЯХ.

Ч. 1. Исходные данные и первичный анализ

Д.А. Губанов, Д.А. Новиков

Аннотация. На примере онлайн-социальной сети ВКонтакте исследуется влияние различных факторов на динамику мнений и действий как на макроуровне («общественное мнение»), так и на микроуровне (мнения и действия отдельных агентов). Описаны исходные данные и ключевые факторы для анализа сетевых взаимодействий. Предложен способ идентификации мнений агентов в сети на основе методов глубокого обучения. Представлены результаты первичного анализа динамики мнений и действий агентов в онлайн-социальной сети, в том числе: выявлен рост поляризации мнений на макроуровне; установлено изменение мнений агентов со временем; определены социально-демографические характеристики агентов, изменивших мнения; определена согласованность мнений и действий агентов между собой; проведена оценка взаимосвязи мнений и действий агентов в социальной сети.

Ключевые слова: социальная сеть, агент, мнение, действие, социальное влияние, когнитивный диссонанс, доверие к информации.

ВВЕДЕНИЕ

Со второй половины XX в. исследователями разрабатываются математические модели динамики мнений, которые объясняют изменение представлений индивидов (*агентов*) под воздействием социально-психологических факторов (см. работы отечественных ([1–5] и др.) и зарубежных ([6–12] и др.) исследователей). Параллельно эти же эффекты являются предметом изучения в социальной психологии (см. работы [13–15] и др.).

Эти исследования являются актуальными и сегодня, в том числе из-за бурного развития онлайн-социальных медиа, информационные процессы в которых существенно влияют на политическую, экономическую и социальную жизнь общества. В частности, недостоверная информация о мерах противодействия пандемии COVID-19, распространявшаяся в свое время авторитетными, но

зачастую некомпетентными участниками социальных сетей, в условиях неопределенности и отсутствия знаний приводила к формированию деструктивной информационной повестки и таких представлений пользователей сети, которые снижают эффективность предпринимаемых мер по борьбе с пандемией [16]. В то же время, при помощи математических моделей динамики мнений и действий можно предсказать изменение представлений общества и выработать необходимые стратегии защиты общественного здоровья. Однако идентификация таких моделей является сложной междисциплинарной задачей.

В качестве базовой в настоящей работе была выбрана математическая модель совместной динамики мнений и действий агентов, предложенная в статье [17]. В качестве «эмпирической базы» использовались посты, комментарии и лайки в онлайн-социальной сети «ВКонтакте», посвященные ношению медицинских масок, за период с марта 2020 г. по февраль 2021 г. года включительно. *Мнением* условно считалась оцениваемая автоматическим классификатором «тональность» комментария, написанного агентом; *действием* условно

¹ Данная часть исследования выполнена при частичной финансовой поддержке Российского научного фонда в рамках проекта № 23-21-00408 (Д.А. Губанов).

но² считалась тональность комментария, которому агент поставил лайк.

В своем исследовании мы пытаемся ответить на следующие вопросы:

1) Насколько согласованы между собой мнения агентов и их действия?

2) Изменяют ли со временем агенты свои мнения и действия?

3) Кто эти (изменившие свои мнения и действия) агенты, отличаются ли они от других по своим социально-демографическим характеристикам?

4) Какие модели лучше описывают динамику мнений и действий агентов – линейные, пороговые и т. п.?

5) Существенно ли влияние действий на мнения (эффект *когнитивного диссонанса*) и наоборот?

6) Под влиянием каких факторов происходит изменение мнений и действий агентов:

- его собственные предыдущие мнения или/и действия;

- социальное влияние:

- «*общественное мнение*» (усредненные доли тех или иных мнений и действий социальной сети в целом – так называемая «*макромодель*», в которой сеть условно рассматривается как один агент);

- мнения или/и действия окружения агента (агенты, связанные с ним отношением «дружбы») – усредненные и/или индивидуальные (так называемая «*микромодель*»);

- те или иные ненаблюдаемые (*латентные*) характеристики агента?

7) Зависит ли изменение мнения/действий агента от его доверия к источнику получаемой информации? А от содержания этой информации?

Шестой вопрос наиболее трудоемок для исследования, ведь для ответа на него необходимо проанализировать все комбинации объясняющих переменных и упорядочить модели по максимальному (среди всех моделей с заданным числом пере-

менных) уменьшению ошибки значения прогноза объясняемой переменной.

В настоящей работе (первой ее части) исследуется динамика реальных мнений и действий агентов на примере отношения к ношению медицинских масок в онлайн-социальной сети ВКонтакте. Структура изложения следующая. Сначала описываются исходные данные (§ 1); затем предлагается способ идентификации мнений агентов в сети на основе методов глубокого обучения (§ 2); далее характеризуется динамика мнений и действий на макроуровне (насколько поддерживают ношение масок отдельные пользователи и в целом онлайн-сообщество, насколько меняется «общественное мнение» со временем и т. д.), а также особенности информационного взаимодействия агентов (§ 3); наконец, приводятся результаты анализа взаимосвязи мнений и действий агентов социальной сети (§ 4). Таким образом, статья содержит ответы на первые три из сформулированных выше вопросов. Во второй и третьей частях исследования будут рассмотрены результаты идентификации макро- и микромоделей совместной динамики мнений и действий (т. е. будут приведены ответы на вопросы 4–7).

1. ОПИСАНИЕ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И КЛЮЧЕВЫХ ФАКТОРОВ ДЛЯ АНАЛИЗА СЕТЕВЫХ ВЗАИМОДЕЙСТВИЙ

Объектами исследуемого медиаландшафта являются источники информации и пользователи сети ВКонтакте. Источники информации публикуют новости, освещающие различные аспекты пандемии COVID-19, и тем самым воздействуют на пользователей социальной сети. Пользователи сети (далее – агенты) реагируют на сообщения источников информации, совершают в сети действия в соответствии со своими интересами и мнениями (пишут комментарии и ставят лайки), взаимодействуя друг с другом.

Данные были собраны для выбранных экспертами (на основе рейтинга компании «Медиалогия», см. <https://www.mlg.ru/>) источников информации, имеющих страницы в сети ВКонтакте и публикующих новости по общественно значимым темам, в частности: «РИА Новости» (2,9 млн подписчиков), «Новости RT» (1,3 млн подписчиков), «Комсомольская правда» (1,1 млн подписчиков), «РБК» (0,9 млн подписчиков), «Телеканал ЦАРЬГРАД» (0,7 млн подписчиков), «Москва 24» (0,5 млн подписчиков), «Новости Екатеринбурга E1RU» (0,3 млн подписчиков), «Сноб» (0,3 млн подписчиков), «Фонтанка.ру» (0,3 млн подписчиков), «Газета.ру»

² Конечно, и написание комментария, и постановка лайка, являются по своей сути действиями (в частности, в акциональном подходе [1,3] различные виды действий и взаимосвязи между ними являются основой для моделирования и анализа информационных процессов в сети). Поэтому альтернативой использованному разделению мнений (комментарии) и действий (лайки) является введение скрытых переменных (мнений) и их идентификация по наблюдаемым «действиям» – комментариям и лайкам – в рамках тех или иных скрытых марковских моделей, байесовских сетей и т. п. Подобные подходы представляются перспективными, соответствующие модели будут рассмотрены в третьей части исследования.



(0,2 млн подписчиков) и «Интерфакс» (0,1 млн подписчиков).

Рассматривались и анализировались посты этих источников по тематике COVID-19 (более 60 тыс. постов) и реакция сети на эти действия за период с 1 марта 2020 г. по 1 марта 2021 г. (более 2 млн комментариев к постам и более 7 млн лайков к постам и комментариям). Подробное описание подхода к сбору данных изложено в работах [18, 19]³, там же приведены некоторые результаты исследования активности пользователей сети. Затем были определены комментарии и лайки к ним, непосредственно имеющие отношение к ношению масок.

С учетом исходных данных формализуем факторы описания онлайн-социальной сети (согласно изложенному в работах [1, 3]), которые в дальнейшем будут необходимы для анализа и идентификации моделей совместной динамики мнений и действий. Пусть участниками сети являются агенты из множества $N = \{1, 2, \dots, n\}$, которые совершают акты⁴ того или иного вида из фиксированного множества $K = \{1, 2, \dots, k\}$ в те или иные моменты времени t из интервала T . Ограничимся рассмотрением следующих видов актов ($K = \{1, 2\}$):

- публикация комментария к посту или комментарию,
- постановка лайка комментарию.

Обозначим множество актов через Δ ⁵. Каждый акт $a \in \Delta$ характеризуется тремя параметрами – совершившим его агентом, видом акта и моментом времени, в который акт был совершен. Введем характеризующие акт функции:

- $f_a: \Delta \rightarrow N$, которая каждому акту $a \in \Delta$ ставит в соответствие совершившего его агента $i \in N$;
- $f_t: \Delta \rightarrow T$, которая каждому акту $a \in \Delta$ ставит в соответствие время его совершения $t \in T$;
- $f_k: \Delta \rightarrow K$, которая каждому акту $a \in \Delta$ ставит в соответствие его вид $j \in K$.

На множестве актов зададим бинарное отношение частичного порядка « a является причиной b »: $a \rightarrow b$. Если $a \rightarrow b$ и $a \neq b$, но при этом не существует такого $c \in \Delta$, что $a \rightarrow c$ и $c \rightarrow b$, то a является непосредственной причиной b : $a \downarrow b$. Считаем,

что бинарное отношение $a \rightarrow b$ выполнено в следующих случаях:

- a – комментарий, b – поставленный ему лайк,
- a – комментарий, b – комментарий к нему,
- a и b совпадают.

Для каждого агента $i \in N$ определим множество всех совершенных им актов $\delta_i = \{a \in \Delta \mid f_a(a) = i\}$, а также множество его друзей $N_i \subseteq N$ (формальное отношение «дружбы» в онлайн-социальной сети предполагает, что агент может получать информацию о публикуемых друзьями комментариях, поставленных ими лайках и т. д.).

Мнения и действия. При рассмотрении моделей совместной динамики мнений и действий мнением агента будем условно считать отношение к ношению медицинских масок, выраженное в комментарии.

Формально определим мнение агента, выраженное в комментарии $b \in \Delta$ ($f_k(b) = 1$), в трех вариантах:

- $r' \in \{0, 1, 2\}$, где 0 – результат классификации «против масок» (или «←»), 1 – «за маски» (или «+»), 2 – «непонятно/нейтрально» (или «⇒»). Результат определяется на основании рассчитанного классификатором стохастического вектора (p_-, p_+, p_-) . Компоненты такого вектора трактуются в машинном обучении как вероятности того, что объект принадлежит к тому или иному классу.

- $r'' = \frac{p_+}{p_+ + p_-} \in [0; 1]$ – уверенность в том, что

комментарий отражает мнение «за ношение масок» (при этом для данного комментария $r' = 0$ или $r' = 1$).

- $r = \frac{p_+ - p_-}{p_+ + p_-} \in [-1; 1]$ (при этом либо $r' = 0$, ли-

бо $r' = 1$), где $r = 1$ означает сильную уверенность в том, что выражено мнение «за ношение масок», а $r = -1$ означает сильную уверенность в том, что выражено мнение «против».

Будем считать действием лайк к некоторому комментарию; оценка лайка совпадает с оценкой комментария, к которому поставлен лайк: $y' \in \{0, 1, 2\}$, $y'' \in [0; 1]$ и $y \in [-1; 1]$. Например, для лайка $a \in \Delta$ $y'(a) = r'(b)$, где b – комментарий, к которому поставлен лайк (т. е. $b \downarrow a$). Для упрощения записи примем соглашение: $r'(a) = y'(a)$, $r''(a) = y''(a)$, $r(a) = y(a)$. Считаем, что момент постановки лайка совпадает с моментом публикации комментария, которому поставлен лайк.

³ Эти данные были собраны в рамках проекта РФФИ 20-04-60296, авторы признательны Е.В. Белявскому и И.В. Козицину за их усилия по сбору данных.

⁴ Термин «действие», используемый в работе [3], здесь заменен на «акт» во избежание путаницы с действием в моделях совместной динамики мнений и действий.

⁵ Множество релевантных ношению масок комментариев (см. § 2) и лайков к ним.

Позиция агента – агрегированная характеристика агента, отражающая в целом его отношение к ношению медицинских масок. Будем говорить о позиции s_i только такого агента i , для которого $\exists a \in \delta_i: r'(a) \in \{0, 1\}$:

$$s_i = \begin{cases} 0, & \bar{r}_i \leq 0,5 - \epsilon, \\ 1, & \bar{r}_i \geq 0,5 + \epsilon, \\ 2, & |\bar{r}_i - 0,5| < \epsilon, \end{cases}$$

где $\bar{r}_i = \frac{\sum_{a \in \delta_i | r'(a) \in \{0, 1\}} r'(a)}{|\{a \in \delta_i | r'(a) \in \{0, 1\}\}|} \in [0, 1]$ – среднее его мнений и действий «за» и «против», ниже принимается $\epsilon = 0,05$.

2. ИДЕНТИФИКАЦИЯ МНЕНИЙ АГЕНТОВ

Мнения агентов определялись исходя из опубликованных ими комментариев к постам на тему COVID-19, содержащих ключевые слова «маска», «намордник» и их производные (около 60 тыс. комментариев).

Такие комментарии подверглись предварительной автоматической обработке текстов, в ходе которой, в частности, из текстов были удалены обращения к собеседнику и интернет-адреса. Часть собранной выборки (около 10 тыс. комментариев) была размечена экспертами: каждому комментарию была назначена метка подходящего класса, отражающего отношение к маскам: «0» («против»), «1» («за») или «2» («нейтрально»). Примеры разметки (орфография и пунктуация сохранены): «Ну мы видим статистику, так что продолжаем масочки носить и все такое» (за маски), «Я хожу без маски. Я кови-диссидент» (против масок), «Прикольно рассуждает о масках в России» (нейтрально/непонятно).

Для решения задачи классификации был разработан нейросетевой классификатор на основе предобученной языковой модели BERT (Conversational RuBERT) [20], в архитектуру которого помимо слоя BERT включены дополнительные полносвязные слои, dropout-слои и слой softmax. Отметим близкие к данной задаче исследования социально-психологического состояния пользователей социальных сетей во время пандемии COVID-19 [21–24]. Однако в настоящей работе, во-первых, идентифицируются мнения пользователей сети (а не, например, эмоции или язык ненависти), а, во-вторых, задача решается для довольно обширной целевой выборки данных.

Размеченная выборка подверглась преобразованиям. Сначала она была случайным образом пе-

ретасована, затем были сформированы обучающая (90 %), валидационная (5 %) и тестовая (5 %) выборки. Для балансировки классов использовались веса, компенсирующие объем того или иного класса мнений: чем больше примеров содержится в классе, тем меньше вес примеров класса в минимизируемой при обучении функции потерь. Далее были найдены гиперпараметры классификатора, дающие максимальное значение качества на валидационной выборке при имеющихся ресурсных ограничениях: максимальная длина входной последовательности – 192 токена, размер пакета для обучения – 16 примеров, эпох обучения – 7. В итоге значение показателя качества обученного классификатора (верность/accuracy) на тестовой выборке составило 0,82 (для каждого класса значение меры F_1 составило не меньше 0,7). Для сравнения базовый классификатор (логистическая регрессия) после нахождения оптимальных значений гиперпараметров на валидационной выборке показал на тестовой выборке верность 0,6.

Обученный классификатор был применен для классификации всего массива релевантных маскам комментариев.

3. ИССЛЕДОВАНИЕ МНЕНИЙ И ДЕЙСТВИЙ АГЕНТОВ

Структура раздела следующая. В п. 3.1 приводятся характеристики агентов социальной сети, имеющих позицию по маскам (социодемографические характеристики агентов, а также характеристики мнений и действий агентов). В п. 3.2 анализируется динамика мнений и действий на макроуровне (рассматриваются доли агентов, имеющих то или иное мнение, но не рассматриваются мнения отдельных агентов), а также связь с внешними факторами и тенденции. В п. 3.3 рассматривается структура информационного взаимодействия агентов в сети: характеристики структуры, предпочтения агентов по информационному взаимодействию и существование изолированных информационных сообществ.

3.1. Характеристики агентов

В данном подразделе рассматриваются агенты с позицией (т. е. для i -го агента $s_i \in \{0, 1, 2\}$), высказавшие хотя бы одно мнение. Всего при помощи классификатора определено 16 тыс. таких агентов, высказавших в 50 тыс. комментариях свои мнения (в том числе 38 тыс. мнений «за» или «против»).

За весь рассматриваемый период доля агентов с позицией «за» составила 56 %, «против» – 37 %, «нейтрально» – 7 %. Однако только для половины

агентов (8 тыс.) доступна информация из профилей социальной сети (т. е. профили не являются закрытыми или удаленными), и для них соотношение немного меняется в пользу ношения масок: «за» – 58 %, «против» – 35 %, «нейтрально» – 7 %. Анализ *социально-демографических показателей* (пол, возраст, страна и город) проводился для агентов с доступными профилями.

Пол и возраст агентов. Распределение агентов по полу приведено на рис. 1. Среди агентов с позицией «против» высока доля лиц мужского пола (61 %) по сравнению с долей лиц мужского пола среди агентов с позицией «за» (51 %).

Информацию о своем дне и месяце рождения предоставляет 73 % агентов, а год рождения – только 46 % агентов. Распределение агентов по возрасту приведено на рис. 2 (возраст определяет-

ся на 1 марта 2020 г., категория возраста определяется исходя из теории поколений [25], согласно которой средняя продолжительность жизни – 80 лет, и она состоит из четырех периодов длительностью ~ 20 лет: детство → молодость → средний возраст → старость).

Для агентов с позицией «против» доля старших возрастных групп выше (категория от 41 до 60 лет – 19,2 %, категория старше 60 лет – 7,2 %), чем для агентов с позицией «за» (категория от 41 до 60 лет – 15,2 %, категория старше 60 лет – 6,9 %).

Географическое местоположение агентов. Большая часть агентов из России – 79 %, далее в первой тройке стран находятся Украина и Беларусь (не указывают страну 15 % агентов). Примерно такое же распределение сохраняется и для агентов с фиксированной позицией.

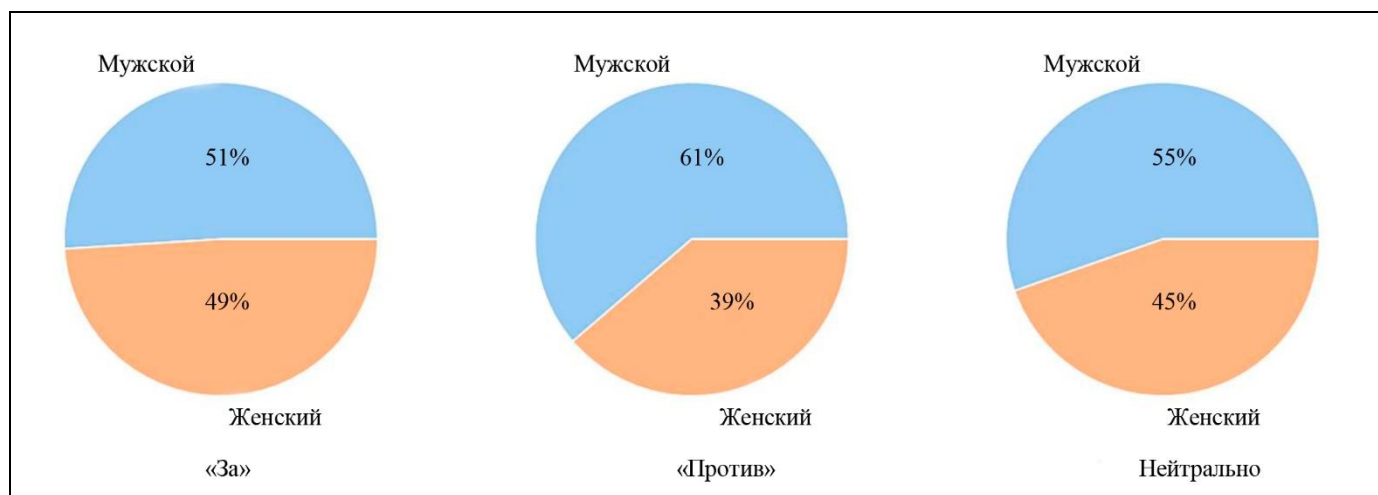


Рис. 1. Распределение агентов с заданной позицией по полу

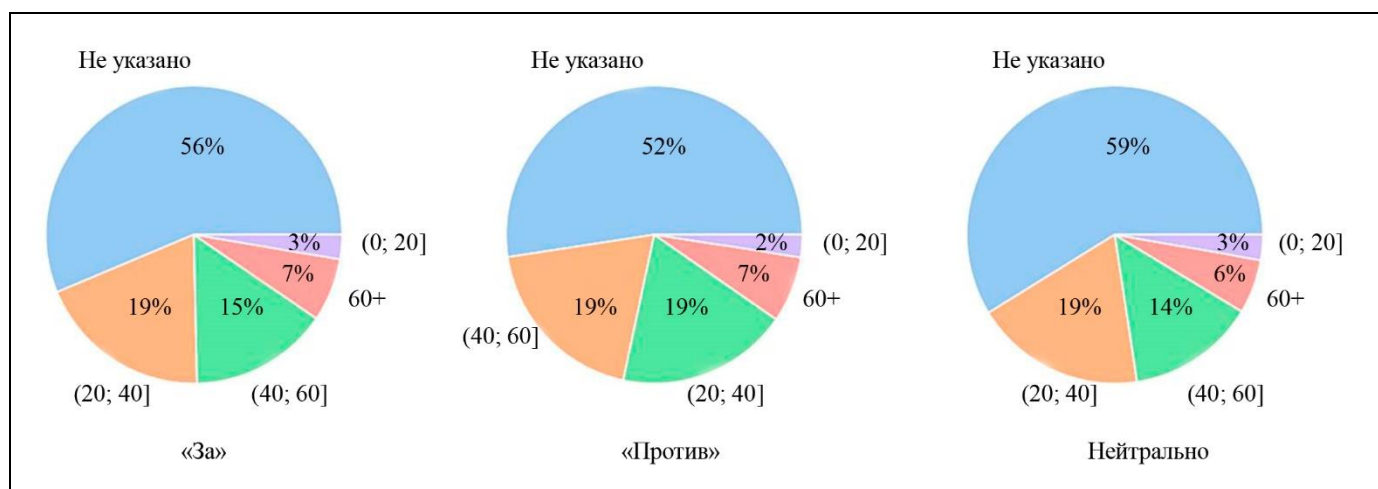


Рис. 2. Распределение агентов с заданной позицией по категориям возраста

Город проживания указан для 75 % агентов, распределение по городам приведено на рис. 3.

Как видно из рис. 3, в первой тройке городов находятся Москва, Санкт-Петербург и Екатеринбург. Причем среди агентов с позицией «за» больше жителей Санкт-Петербурга, а среди агентов с позицией «против» – жителей Москвы.

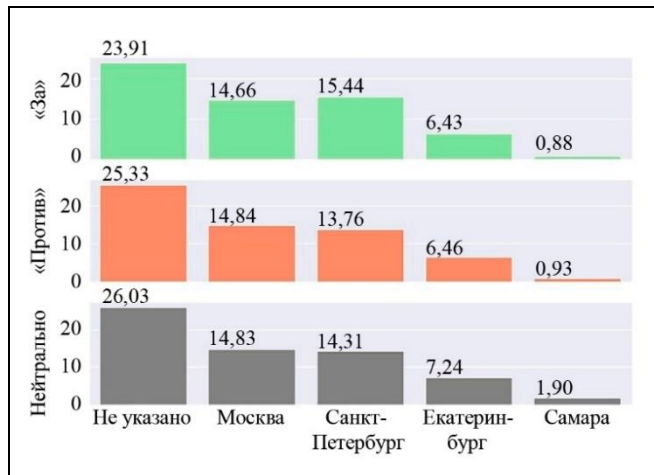


Рис. 3. Распределение агентов с заданной позицией по городам

Мнения и действия агентов. От исследования социально-демографических характеристик перейдем к непосредственному анализу мнений и действий агентов с позицией.

Распределение агентов по числу мнений «за» и «против» приведено на рис. 4. В среднем агент, имеющий мнение «за» или «против», (таковых в выборке было 14,4 тыс.) за исследуемый период высказывает 1,1 комментария за ношение масок и 1,5 комментария против, т. е. активность по выражению мнений является низкой: 79 % агентов высказались в комментариях «за» или «против» не более двух раз.

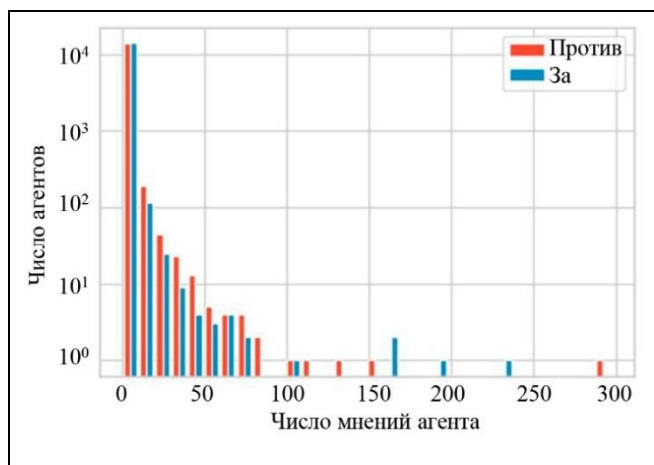


Рис. 4. Распределение агентов по числу высказанных мнений

К комментариям с мнением «за» или «против» поставлено около 125 тыс. лайков (84,5 тыс. «против» и 40,8 тыс. «за») 44 тыс. агентов (примерно треть лайков поставлена 6 тыс. агентов, высказавшихся в комментариях «за» или «против»). В среднем такой агент оставляет 1,9 лайка «против» и 0,9 лайка «за». Таким образом, «лайкеры» тоже являются малоактивными (рис. 5): 79 % агентов выполнили не более двух действий «за» или «против».

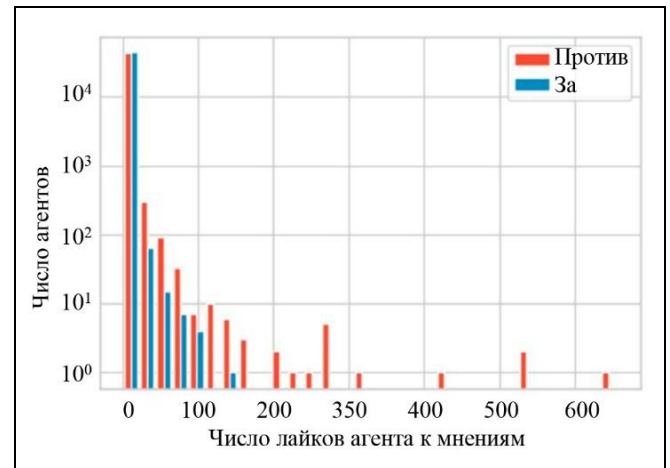


Рис. 5. Распределение агентов по числу действий

Вызывает интерес продолжительность промежутка времени между последовательными высказываниями мнений агентов в комментариях или «вероятность»⁶ повторно высказать мнение в течение определенного периода времени (рис. 6). Оказывается, если агент в очередной раз выскажет свое мнение, то он это сделает с вероятностью 0,5 в течение суток, с вероятностью 0,7 в пределах недели и 0,8 в течение трех недель.

Содержательно такой результат можно объяснить тем, что агент участвует в обсуждении все новых информационных поводов: один повод обсуждается, как правило, в течение суток и вовлеченные в это обсуждение агенты могут высказаться неоднократно.

3.2. Динамика «общественного» мнения в сети

Рассмотрим динамику обсуждений на макроуровне. На рис. 7 представлена динамика числа мнений агентов о ношении масок (оценок комментариев). Применяется сглаживание данных – скользящее среднее за три дня.

⁶ Здесь «вероятность» – это доля случаев, происходящих на выбранный интервал времени (т. е. оценка вероятности).

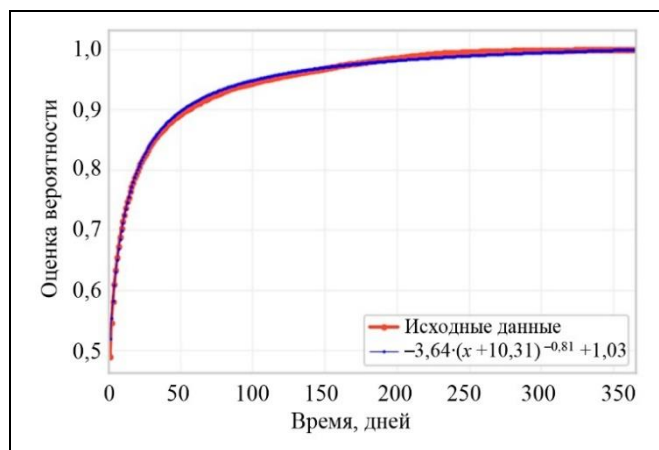


Рис. 6. Оценка вероятности повторного высказывания мнения в зависимости от интервала времени. Дополнительно синим цветом приведена аппроксимация зависимости «степенной» функцией

Агенты в среднем публикуют за день 42 комментария «за» (медиана 30, максимум 272), 59

комментариев «против» (медиана 41, максимум 419) и 46 нейтральных/непонятных комментариев (медиана 26, максимум 409). Пики активности приходятся на моменты введения ограничений, в частности, 25 марта 2020 года Президент РФ Владимир Владимирович Путин обратился к россиянам и объявил введение первого нерабочего периода, обусловленного COVID-19; а в октябре 2020 года были введены повторные ограничения в ответ на рост заболеваемости (например, 19 октября был ограничен доступ в развлекательные заведения). Возможно, конечно, и иное объяснение: активность агентов связана с объективной картиной заболеваемости COVID-19 в РФ. Для проверки такой гипотезы была проанализирована динамика заболеваемости в РФ на основе данных университета Джонса Хопкинса (*Johns Hopkins University* [26]), график которой приведен на рис. 8.

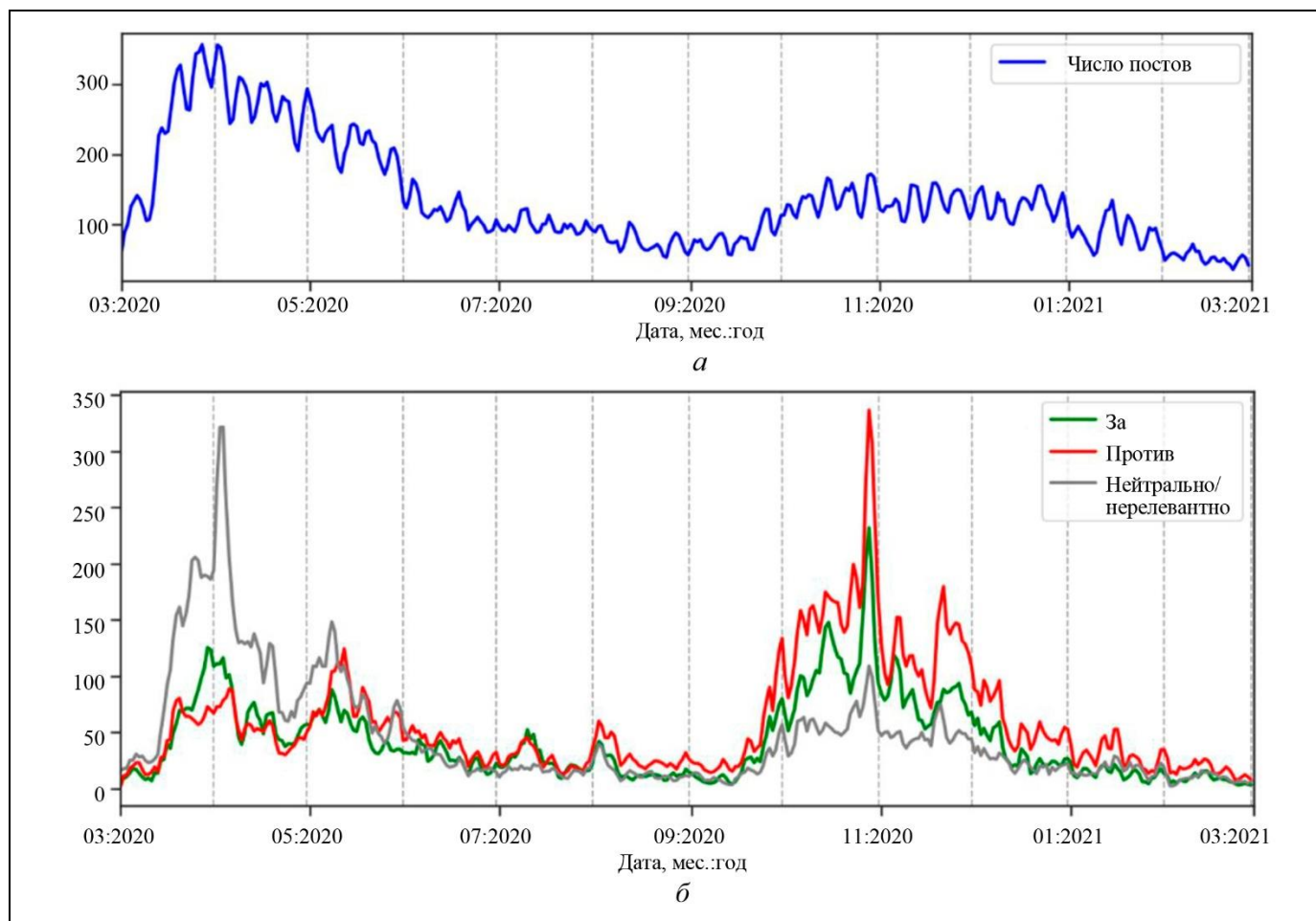


Рис. 7. Динамика активности по тематике ношения масок в сети ВКонтакте (*a* – число постов⁷, *b* – число комментариев)

⁷ Отметим, что выборочная проверка постов источников информации показала их нейтральность по отношению к ношению масок.

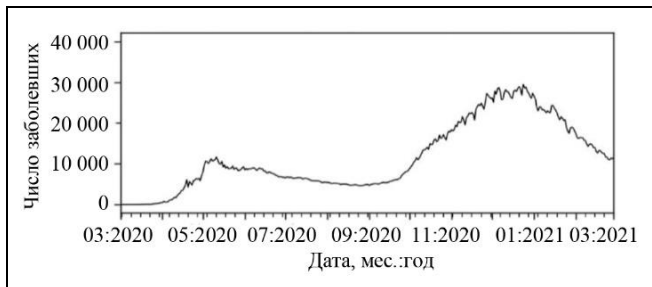


Рис. 8. Динамика заболеваемости COVID-19 в РФ

В среднем за рассматриваемый период в РФ наблюдается 11,5 тыс. случаев заболеваний в день (медиана 8,8 тыс., максимум 29,0 тыс.). Корреляция Пирсона для заболеваемости и объема мнений «за» равна 0,1 (максимального значения 0,5 достигает при лаге в 45 дней, который представляется слишком большим для попыток содержательного объяснения), для заболеваемости и объема мнений «против» равна 0,3 (максимальное значение

0,7 достигается при лаге в 45 дней), а для заболеваемости и объема «нейтральных/нерелевантных» мнений равна $-0,3$ ($-0,2$ при лаге в 38 дней). Отметим корреляцию объема положительных с отрицательными (0,9), положительных с нейтральными (0,6), отрицательных с нейтральными (0,4) сообщениями. Следовательно, *активность социальной сети по «масочной тематике» связана с заболеваемостью COVID-19 скорее всего опосредованно, в большей степени она определяется информационными событиями, в том числе повесткой, задаваемой органами государственной власти: например, мерами, направленными на борьбу с пандемией.*

Как меняется со временем отношение к ношению масок в сети? Оказывается, *доля мнений «против» увеличивается со временем* (см. рис. 9, а): за год на 21 %. Еще значительно меняется доля действий «против» (см. рис. 9, б): за год она возрастает на 23 %.

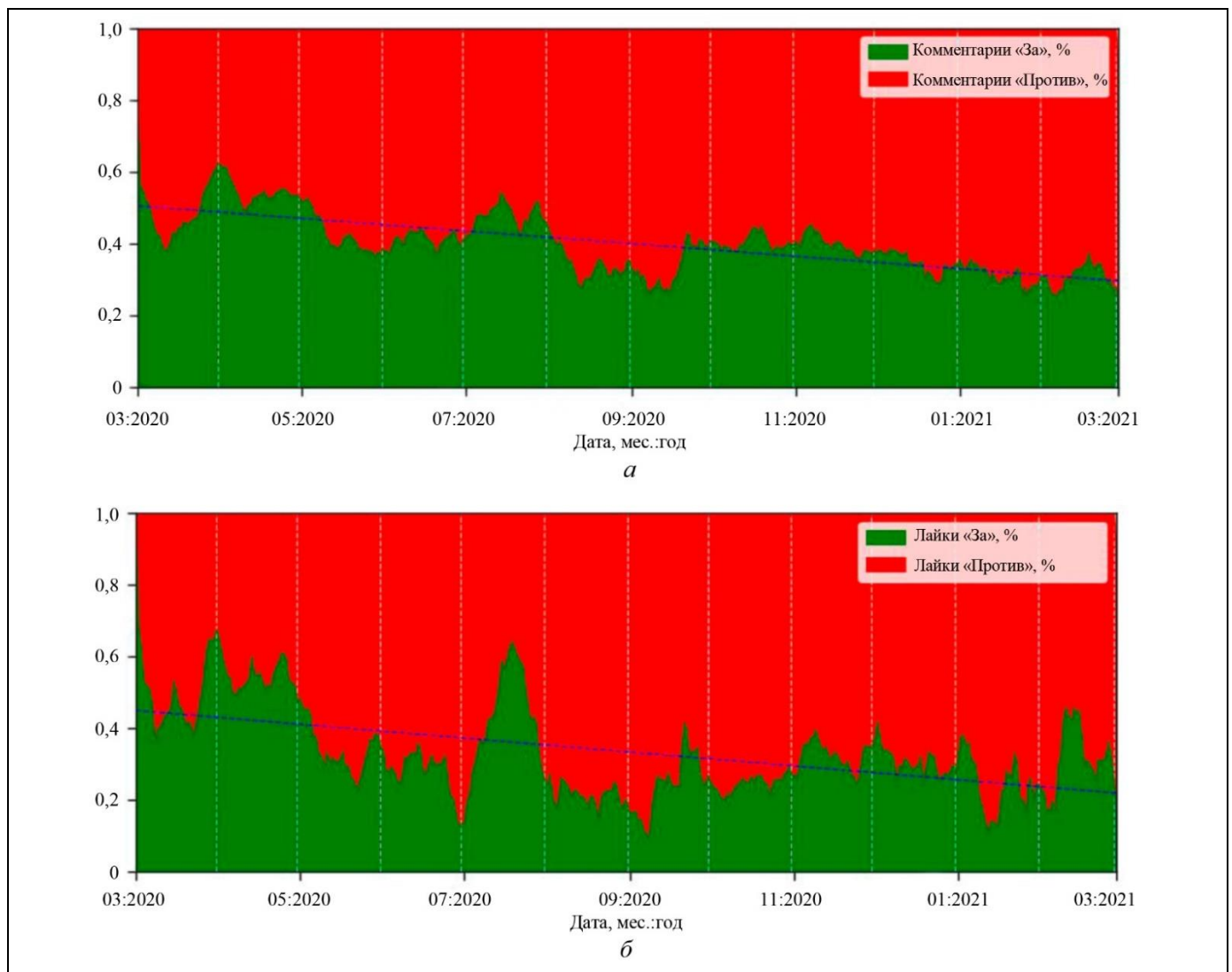


Рис. 9. Динамика доли: а – мнений и б – действий «за» (зеленая область) и «против» (красная область) ношения масок

В то же время растет доля мнений «за» и «против» по отношению к общему объему релевантных сообщений масок мнений – за год она увеличилась на 30 %, а также растет доля действий «за» и «против» – на 36 %, т. е. *в сети со временем происходит рост поляризации.*

3.3. Информационное взаимодействие агентов

Для агентов, отреагировавших на посты источников информации, построим сети информационных взаимодействий:

- G – сеть комментирования и постановки лайков,
- G_C – сеть комментирования,
- G_L – сеть постановки лайков.

Сеть G является связной, она состоит из 955 тыс. узлов и 5 216 тыс. связей взаимодействия. В сети G_C всего 878 тыс. связей комментирования, а в сети постановки лайков G_L – 4 522 тыс. связей.

Распределение агентов сети G по степени показано на рис. 10. Отметим степенной характер зависимости (*power-law*), наклон «прямой» различается для степеней полузахода (d^-) и полуисхода (d^+): *немалое число агентов обладает большой «популярностью» (распределение d^+), в то же время существенно меньше агентов с большой «активностью» (распределение d^-).* Графики плотности степеней вершин приведены на рис. 10, б и в, а также аппроксимации эмпирической плотности известными законами распределений с тяжелыми хвостами (рассматриваются наиболее подходящие степенной закон $f(x) \propto x^{-\alpha}$ и степенной закон с экспоненциальным отсечением $f(x) \propto x^{-\alpha} e^{-\lambda x}$). Степенной закон – особенно с отсечением – хорошо описывает популярность агентов, но плохо – активность агентов.

Каковы особенности взаимодействия агентов с различными позициями относительно ношения медицинских масок? Позицию агента определим как среднее мнений, выраженных в его действиях (см. введенные в п. 3.1 обозначения). Из рис. 11 видно, что по большей части агенты занимают полярные позиции, даже если исключить агентов, совершивших один акт с мнением «за» или «против».

Возникает вопрос: *предпочитают ли агенты взаимодействовать с себе подобными?* Ответ на него важен для возможности оценки информационного влияния окружения на мнения в сети.

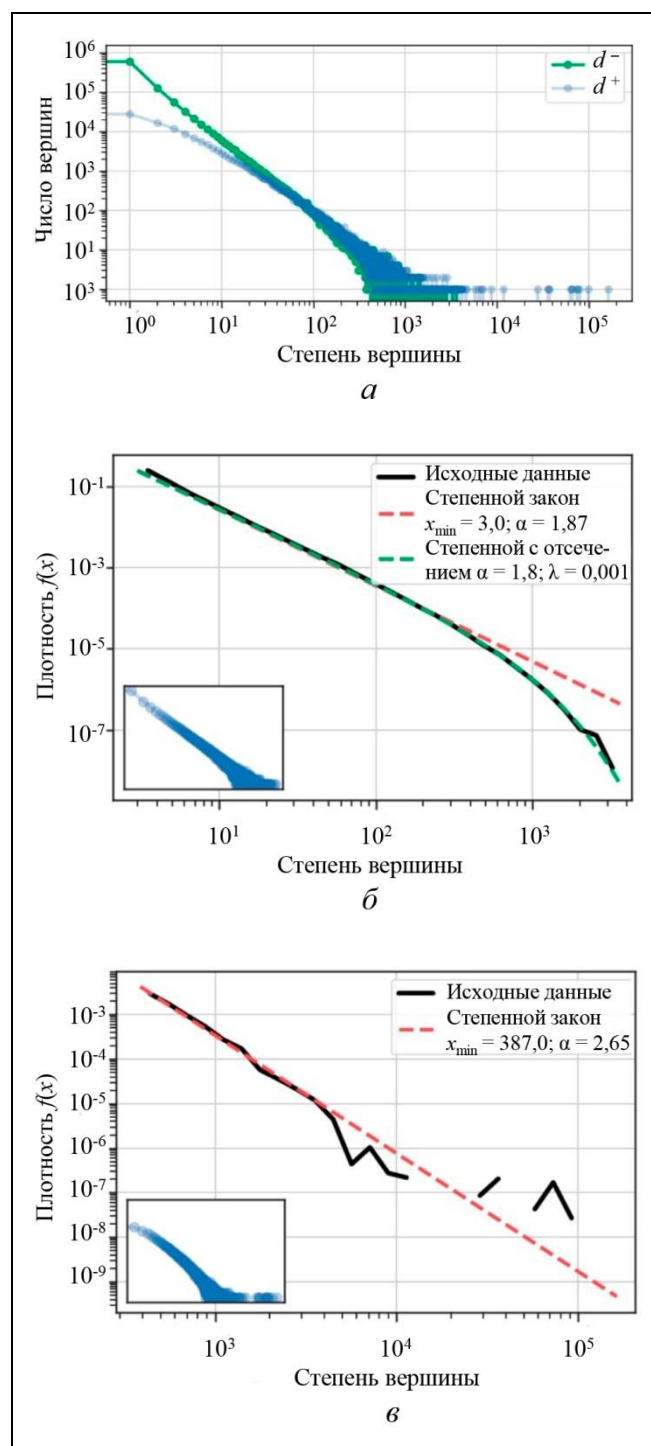


Рис. 10. Распределение агентов в сети: а – распределение по степени полузахода d^- и по степени полуисхода d^+ , б – по степени полузахода d^- , в – по степени полуисхода d^+

В табл. 1 приведены значения *коэффициента ассортативности* [27] (его диапазон $[-1,0; 1,0]$) для агентов, совершивших хотя бы один акт «за» или «против» (таковых 52,8 тыс.), а также для агентов, совершивших не менее четырех актов «за» или «против» (8,5 тыс.).

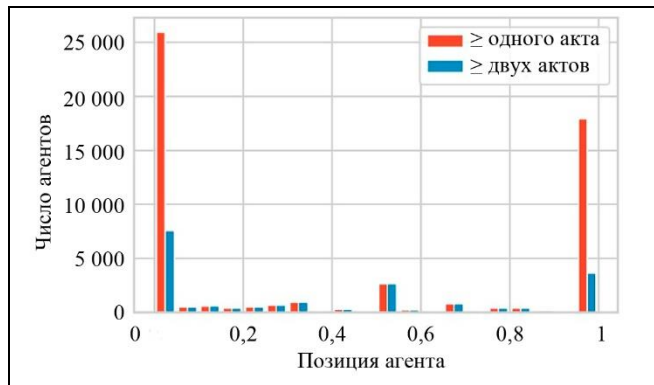


Рис. 11. Распределение агентов по их позиции

Таблица 1

Значение коэффициента ассортативности для сетей

Число актов	G	G_C	G_L
Не менее 1 раза	0,21	-0,01	0,25
Не менее 4 раз	0,24	-0,05	0,31

Можно сделать вывод о том, что агенты (особенно активные) предпочитают ставить лайки агентам со сходной позицией относительно ношения медицинских масок, впрочем, такие предпочтения не являются ярко выраженными. Однако в сети не отмечается особых предпочтений по комментированию агентов с той или иной позицией.

Рассмотрим теперь сеть постановки лайков таких агентов, которые совершили не менее четырех актов «за» или «против». В этой сети позицию «за» занимает 30 % агентов (обозначим как $p = 0,30$), а «против» – 64 % агентов ($q = 0,64$). Для случайно выбранного ребра оценка вероятности того, что оно связывает агентов с разной позицией, равна $2pq = 0,38$. В то же время доля таких ребер в сети составляет 0,24. Для сети выполняется соотношение $0,24 < 0,38$, что подтверждает ее слабую ассортативность.

Рассчитаем следующие вероятности для связей «причина – следствие» в указанной сети постановки лайков (табл. 2). Введем обозначения для событий: A_+ (A_-) означает, что для случайно выбранной связи вызывающий лайки агент имеет позицию «за» («против»), B_+ (B_-) означает, что для случайно выбранной связи ставящий лайки агент имеет позицию «за» («против»).

Из табл. 2 можно заключить, что агенты с позицией «против» предпочитают взаимодействовать с агентами с аналогичной позицией (они как влияют на единомышленников, так и подвергаются их влиянию). В то же время, для агентов с позицией «за» не так уж важно, какой позиции придерживается его «собеседник».

Таблица 2

Оценки условных вероятностей для связей постановки лайков

$P(B/A)$	B_-	B_+	$P(A/B)$	A_-	A_+
A_-	0,78	0,17	B_-	0,76	0,19
A_+	0,47	0,46	B_+	0,44	0,49

Однако сделать вывод о том, что агенты в сети постановки лайков разбиваются на слабо взаимодействующие между собой сообщества по занимаемым позициям, нельзя – рассчитанное значение модулярности [28] для такого разбиения равно 0,12 (вывод подтверждается визуализацией наибольшей компоненты связности этого графа на рис. 12). Для сравнения – разбиение сети на сообщества при помощи метода жадной максимизации модулярности [29] дает значение 0,52 (при максимально возможном значении 1,0).

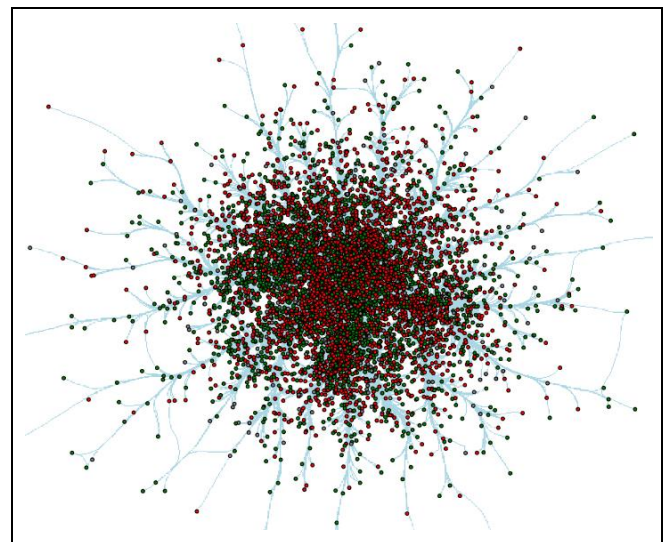


Рис. 12. Граф постановки лайков между агентами, совершившими не менее четырех актов «за» или «против» (зеленым обозначены агенты с позицией «за», красным – агенты с позицией «против»)

Следовательно, агенты не образуют «эхо-камеры» (сообщества единомышленников), даже если учитывать только связи постановки лайков, для которых коэффициент ассортативности наиболее высок. Агенты подвергаются воздействию окружения с разными позициями, под влиянием которого могут изменить свою позицию.

4. ИССЛЕДОВАНИЕ ВЗАИМОСВЯЗИ МНЕНИЙ И ДЕЙСТВИЙ АГЕНТОВ

Поставим существенные для идентификации моделей динамики мнений/действий вопросы, на

которые в следующих подразделах попробуем получить ответ (см. введение):

- Существуют ли в сети агенты, которые изменили свое мнение?
- Влияет ли мнение агента на предпринимаемые им действия?
- Влияют ли действия агента на его мнение?

4.1. Изменившие свое мнение агенты

Для идентификации и последующего моделирования изменивших свое мнение агентов (см. второй вопрос во введении) необходимо выполнить отбор агентов с подходящей активностью. Будем рассматривать только таких агентов, каждый из которых:

– высказал по вопросу ношения медицинских масок как минимум одно мнение «за» и одно мнение «против»;

– высказал свое мнение от 10 до 100 раз (в п. 3.1 отмечена слабая активность агентов сети: большая часть агентов выражает свои мнения и совершает действия не более двух раз за весь исследуемый период);

– имеет открытый профиль в социальной сети и не менее пяти друзей (требуется для оценки социально-демографических характеристик агентов, а также для оценки влияния со стороны друзей).

Условиям соответствуют 162 агента (примерно 1 % от числа агентов, имеющих мнение «за» или «против»), которых будем в дальнейшем называть *значимыми*. Отметим, что ослабление второго условия не приводит к существенному увеличению числа значимых агентов (рис. 13), но данных по каждому агенту в таком случае становится недостаточно для целей анализа и моделирования.

Таким образом, хотя в сети и существуют агенты, которые изменили свое мнение за исследуемый период (есть и такие, кто сделал это неоднократно), однако их доля мала. Примеры динамики мнений значимых агентов приведены на рис. 14 (по горизонтальной оси указано время, по вертикальной указано мнение в диапазоне от -1 до 1 : зеленым цветом обозначены мнения «за», а красным – «против»).

Охарактеризуем значимых агентов: определим их социо-демографические характеристики и построим сети связей между ними (сеть дружбы, сеть комментирования и сеть постановки лайков).

Анализ социо-демографических характеристик значимых агентов. Для большей части значимых агентов (99 агентов или 61 %) возраст не указан, что соответствует ситуации для исходной

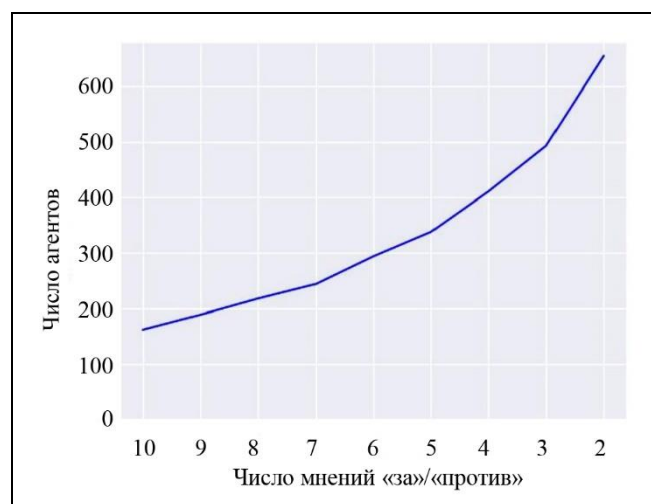


Рис. 13. Распределение агентов по числу мнений «за» или «против» (по горизонтали указано минимальное число мнений для агента)

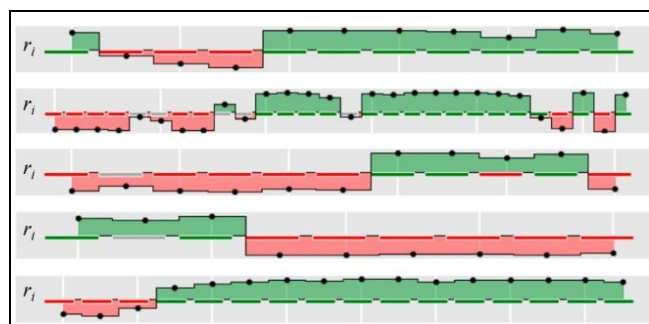


Рис. 14. Примеры динамики мнений значимых агентов

выборки агентов с мнениями (не указан возраст для 62 % агентов). Распределение остальных агентов по возрасту приведено на рис. 15. Возраст половины значимых агентов не превышает 47 лет (соответственно, 38 лет для агентов с мнениями), в среднем возраст равен 48 годам (42 года для агентов с мнениями). Следовательно, *значимые агенты являются более возрастными по сравнению с агентами с мнениями*.

Как видно из рис. 16, город не указан для 25 % значимых агентов (соответственно, для 34 % агентов с мнениями), для 23 % значимых агентов указан город Санкт-Петербург (для 12 % агентов с мнениями), для 17 % значимых агентов указана Москва (для 13 % агентов с мнениями), а для 10 % агентов – Екатеринбург (для 6 % агентов с мнениями). Таким образом, *значимые агенты в большей степени предпочитают указывать город, кроме того, для значимых агентов выше доля их представителей из Санкт-Петербурга и Екатеринбурга*.

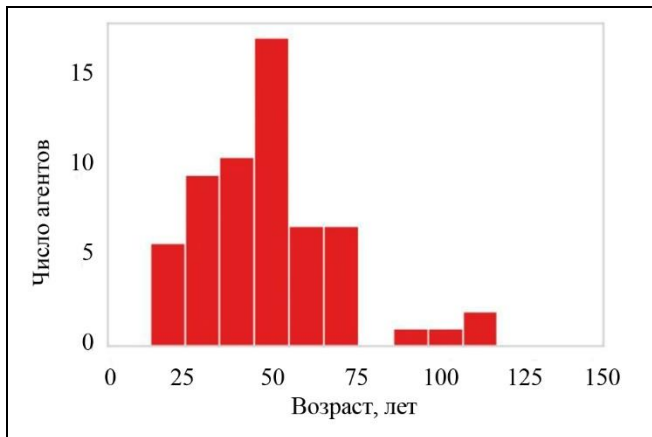


Рис. 15. Распределение значимых агентов по возрасту

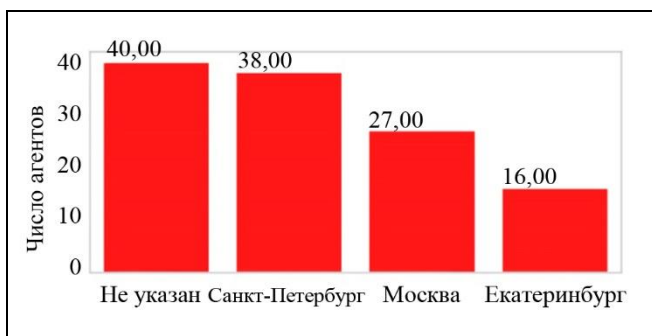


Рис. 16. Распределение значимых агентов по городу проживания

Среди значимых агентов больше всего мужчин – 93 или 57,4 %. В то же время, мужчин среди агентов с мнениями 59,6 %. Результаты биномиального теста не позволяют отвергнуть нулевую гипотезу о равенстве распределений.

Анализ сетей значимых агентов. В сети дружбы значимых агентов имеется всего лишь 17 связей, большая часть вершин (138) изолирована (рис. 17). Узлам сети зеленого цвета соответствуют агенты, которые в целом придерживаются мнения «за», узлам красного цвета – агенты с преобладающим мнением «против».

Значение коэффициента ассортативности для сети дружбы составляет 0,32, т. е. с осторожностью (с учетом небольшого числа связей) можно предположить, что дружба может служить индикатором сходства позиций агентов. В среднем у значимого агента 432 друга, а у половины значимых агентов не более 113 друзей (что довольно близко к числу Данбара).

В сети комментирования между значимыми пользователями 157 связей дружбы, изолировано 45 вершин (рис. 18).

Значение коэффициента ассортативности для сети составляет $-0,46$, т. е. друг друга предпочитают комментировать значимые агенты с про-

тивоположными позициями. В среднем значимого агента комментирует 10 значимых агентов (значимый же агент в среднем комментирует 13 значимых), каждого второго из значимых агентов комментирует не более семи значимых агентов (с другой стороны, каждый второй значимый комментирует не больше 10 значимых агентов).

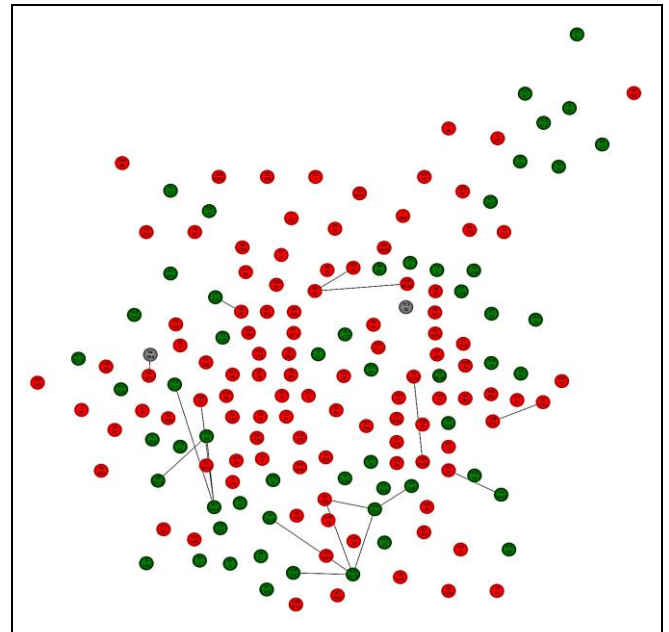
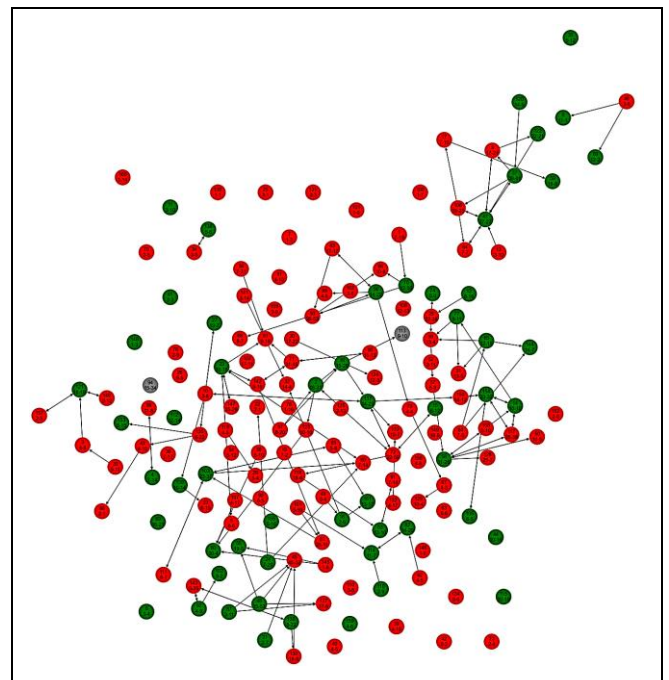


Рис. 17. Сеть дружбы значимых агентов

Рис. 18. Сеть комментирования для значимых агентов⁸

⁸ Позиции узлов одинаковы для всех сетей значимых агентов: сети дружбы, комментирования и лайков.



В сети постановки лайков между значимыми пользователями 248 связей дружбы, изолировано 37 вершин (рис. 19).

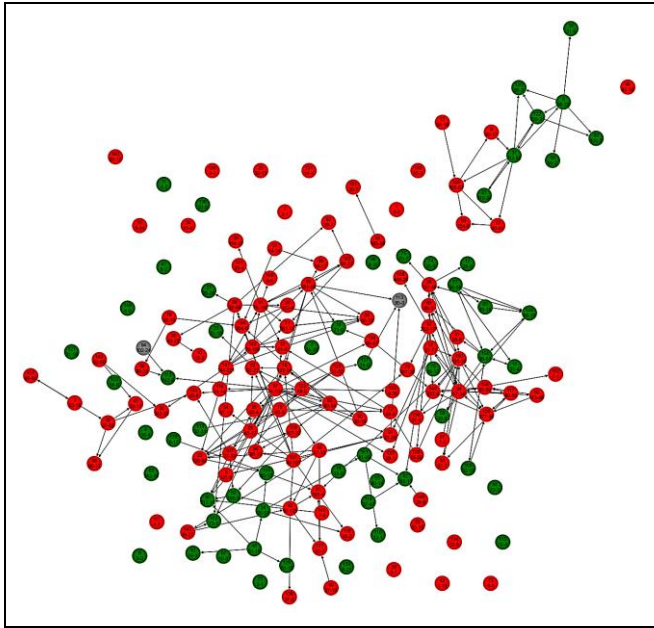


Рис. 19. Сеть постановки лайков для значимых агентов

Коэффициент ассортативности для сети составляет 0,58, т. е. лайки друг к другу ставят значимые агенты со сходной позицией. В среднем значимый агент получает лайки от 69 значимых агентов (сам значимый агент в среднем ставит лайки 28 значимым агентам), каждый второй получает лайки от не более чем 39 значимых (каждый второй ставит лайки не более чем 13 значимым агентам).

4.2. Влияние мнений на действия

Рассмотрим динамику мнений агента $i \in N$ с позицией, для которого определены последовательные моменты высказывания мнений $t_m \in T$, $m = \overline{1, M_i}$ (для каждого m существует такое $a \in \delta_i$, что $r'(a) \in \{0, 1\}$, $f_k(a) = 1$, $f_t(a) = t_m$).

Определим множество действий «за» или «против», совершенных i -м агентом в период τ между высказываниями с индексами m и $m + 1$ (т. е. $\tau = (t_m; t_{m+1}]$):

$$A_i^m = A_i(\tau) = \{a \in \delta_i \mid f_t(a) \in \tau, f_k(a) = 2, r'(a) \in \{0, 1\}\}.$$

Для оценки влияния мнения агента на его действия введем показатель согласованности действий:

$$1 - \frac{1}{M_i} \sum_{m \in \overline{1, M_i}} \left| r_i^{(i)m} - \frac{\sum_{a \in A_i^m} r''(a)}{|A_i^m|} \right| \in [0; 1],$$

где $r_i^{(i)m}$ – мнение, выраженное в таком комментарии a , что

$$r''(a) \in \{0, 1\}, f_t(a) = t_m, f_a(a) = i.$$

Содержательно согласованность (см. первый вопрос во введении) отражает, насколько совпадают (коррелируют) действия агента с его мнением.

На рис. 20 приведена гистограмма распределения агентов по степени согласованности (для агентов, высказавших не менее пяти мнений).



Рис. 20. Распределение агентов по степени согласованности

Усредненная по всей сети согласованность агентов равна 0,76 (если ограничивать число высказываний, то 0,73). В целом действия агента «согласуются» с его мнением, т. е. мнение агента может «влиять» на его действия.

4.3. Влияние действий на мнения

Для оценки влияния действий (частичный ответ на пятый вопрос) на мнение введем следующие обозначения. Определим множество действий, совершенных i -м агентом в рамках заданного интервала времени τ (т. е. $\tau = [t_m; t_{m+1})$):

$$B_i(\tau) = \{a \in \delta_i \mid r'(a) \in \{0, 1\}, f_t(a) \in \tau, f_k(a) = 2\},$$

а также влияние собственных действий на мнение:

$$r_{D_i}(\tau) = \frac{\sum_{b \in B_i(\tau)} r(b)}{|B_i(\tau)|} \in [-1; 1].$$

Не все изменения мнений будем считать значимыми: изменение является *значимым*, если оно превышает порог $\epsilon = 0,1$. Рассмотрим «вероятность»⁹ значимого изменения мнения под влиянием собственных действий (по аналогии с работой [30]). Возможные ситуации последовательного выражения мнений агентом $t_m \rightarrow t_{m+1}$ разобьем на пять классов исходя из его «начального» мнения:

- «сильно против», $r \in [-1; -0,6]$;
- «умеренно против», $r \in (-0,6; -0,2]$;
- «слабо выраженная позиция», $r \in (-0,2; 0,2]$;
- «умеренно за», $r \in (0,2; 0,6]$;
- «сильно за», $r \in (0,6; 1]$.

Для каждого класса оценим: (а) вероятность того, что мнение агента значимо изменится в «сторону» его действий, и (б) вероятность значимого изменения мнения в сторону, обратную его действиям. Приведем результаты анализа для классов ситуаций «сильно против» и «сильно за», поскольку мощность остальных классов оказалась слишком мала. На рис. 21 показаны оценки вероятностей значимого изменения мнения под влиянием действий в ту или иную сторону (синим – в сторону действий, красным – в обратную сторону).

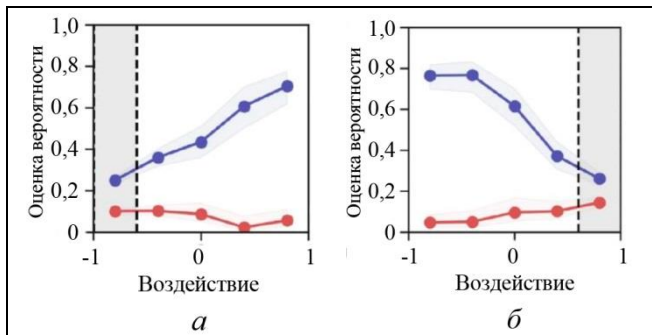


Рис. 21. Оценки вероятностей изменения мнений для классов: а – «сильно против» и б – «сильно за»

Примечание. Если агент не совершал действий в промежутке между высказываниями мнений, то воздействие считается равным нулю.

На рис. 22 приведена средняя величина и доверительные интервалы (на уровне значимости 0,05) значимого изменения мнения в результате влияния собственных действий.

Следовательно, мнения агентов, если и меняются, то чаще всего в сторону совершенных ими действий. Чем больше различие между «начальным» мнением и действиями агента, тем больше вероятность изменения мнения (рис. 21) и тем больше величина изменения мнения в сторону действий (рис. 22).

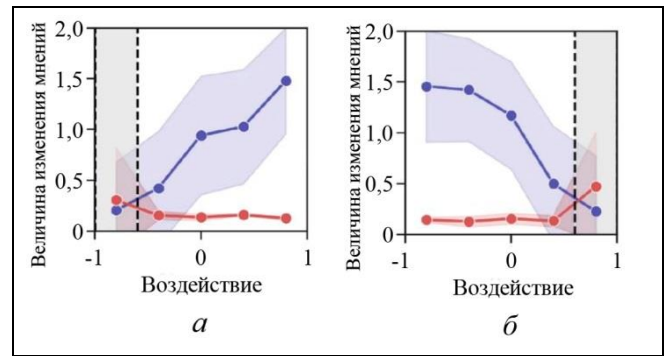


Рис. 22. Величина значимого изменения мнений для классов: а – «сильно против» и б – «сильно за»

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Выше выполнен первичный анализ совместной динамики мнений и действий агентов в онлайн-социальной сети ВКонтакте (на примере отношения к ношению медицинских масок в период первого года пандемии COVID-19).

Решена задача идентификации мнений пользователей (агентов) онлайн-социальной сети ВКонтакте. При помощи методов глубокого обучения удалось достичь удовлетворительного качества автоматической классификации – значения 0,82 показателя верности (*accuracy*).

Проведена характеристика агентов сети с выраженной позицией относительно ношения масок. Для социальной сети ВКонтакте выявлена поляризация агентов, при этом, с одной стороны, доля агентов с позицией «за» существенно больше доли с позицией «против», а с другой – активность агентов с позицией «против» выше. В целом для активности агентов характерен дисбаланс: агенты малоактивны, но в то же время существует небольшое число агентов с очень большой активностью. Но если уж агент высказывается в очередной раз, то с вероятностью 0,5 он это сделает в течение суток. Объяснить это можно тем, что агент участвует в обсуждении все новых информационных поводов, старые при этом забываются.

Проанализирована динамика активности (релевантная ношению масок) агентов сети. Для динамики активности сети характерны всплески, как правило, связанные с информационными событиями (например, с введением мер, направленных на борьбу с пандемией). Прямая связь с заболеваемостью COVID-19 не найдена, скорее всего такая связь является опосредованной. Выявлен рост поляризации сети со временем (30 % рост объема полярных мнений за год), при этом соотношение высказываний «за» – «против» меняется в пользу негативных мнений (20 % рост за год).

⁹ Интерпретация доли случаев значимого изменения мнений.



Проведен анализ сетей информационного взаимодействия агентов. В этих сетях не отмечается особых предпочтений по комментированию агентов с той или иной позицией. Агенты (особенно активные) предпочитают ставить лайки агентам со сходной позицией относительно ношения масок, но такие предпочтения не являются ярко выраженными. Впрочем, для сети лайков агенты с позицией «против» предпочитают взаимодействовать (ставить лайки) с агентами с аналогичной позицией (они как влияют на единомышленников, так и сами подвергаются их влиянию). В то же время для агентов с позицией «за» не так уж и важно, какой позиции придерживается его собеседник. Однако говорить о том, что агенты в сети постановки лайков находятся в эхо-камерах единомышленников, не приходится: слишком мал коэффициент модулярности, что дополнительно подтверждается визуализацией сети информационных взаимодействий. Следовательно, агенты подвергаются перекрестному воздействию социального окружения, под влиянием которого могут изменить свое мнение. Это, в свою очередь, дает основание для дальнейшего исследования моделей информационного влияния в социальных сетях.

Решены важные для идентификации моделей динамики мнений/действий вопросы. Во-первых, подтверждено существование небольшого числа агентов (названных *значимыми*), изменивших свое мнение за исследуемый период (см. вопрос 2 во введении), – около 1% от числа агентов с мнениями «за» или «против». Анализ характеристик показал, что: среди значимых агентов больше всего мужчин (57 %); значимые агенты являются более возрастными; доля значимых агентов из Санкт-Петербурга и Екатеринбурга выше по сравнению с агентами с мнениями. Значимые агенты слабо связаны связями дружбы; они предпочитают комментировать значимых агентов с противоположными позициями, а ставить лайки значимым агентам со сходной позицией (см. вопрос 3). Во-вторых, показано, что мнение агента (его внутреннее состояние) влияет на предпринимаемые им действия, которые «согласуются» с мнением (см. вопрос 1). В-третьих, оказывается, что мнения агентов меняются в сторону совершенных ими действий: чем больше различие между «начальным» мнением и действиями агента, тем вероятнее и больше величина изменения мнения агента в сторону действий (см. вопрос 5).

Во второй части исследования на основе полученных результатов будет проведена идентификация формальных линейных моделей динамики мнений и действий (см. вопросы 5–7). Проблемам идентификации бинарных микромоделей, а также

сравнению линейных и пороговых моделей (см. вопросы 4–7) посвящена третья, заключительная часть исследования.

Авторы признательны И.В. Козищину, В.В. Латынову, А.В. Макаренко, И.В. Петрову, Д.В. Ушакову, А.Г. Чхартишвили и А.А. Широкому за обсуждение и конструктивные замечания.

ЛИТЕРАТУРА

1. Губанов Д.А. Влияние в социальных сетях: варианты формализации // Управление большими системами. – 2020. – Вып. 85. – С. 51–71. [Gubanov, D.A. Influence in Social Networks: Formalization Variants // Large-Scale Systems Control. – 2020. – Iss. 85. – P. 51–71. (In Russian)]
2. Губанов Д.А., Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Социальные сети: модели информационного влияния, управления и противоборства. 3-е изд., перераб. и дополн. – М.: МЦНМО, 2018. – 224 с. [Gubanov, D.A., Novikov, D.A., Chkhartishvili, A.G. Social'nye seti: modeli informacionnogo vliyaniya, upravleniya i protivoborstva. 3-e izd., pererab. i dopoln. – M.: MCNMO, 2018. – 224 s. (In Russian)]
3. Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г. Влиятельность пользователей и метапользователей социальной сети // Проблемы управления. – 2016. – № 6. – С. 12–17. [Gubanov, D.A., Chkhartishvili, A.G. Meta-Agent and User Influence Levels in a Social Network // Control Sciences. – 2016. – No. 6. – P. 12–17. (In Russian)]
4. Новиков Д.А., Бреер В.В., Рогаткин А.Д. Управление толпой: математические модели порогового коллективного поведения. – М.: ЛЕНАНД, 2016. – 168 с. [Novikov, D.A., Breer, V.V., Rogatkin, A.D. Upravlenie tolpoj: matematicheskie modeli porogovogo kolektivnogo povedeniya. – M.: LENAND, 2016. – 168 s. (In Russian)]
5. Gubanov, D. A Study of a Complex Model of Opinion Dynamics in Social Networks / Journal of Physics: Conference Series. – 2021. – Vol. 1740. – P. 1–6.
6. Allbaracin, D., Shavitt, S. Attitudes and Attitude Change // Annu. Rev. Psychol. – 2018. – Vol. 69, no. 4. – P. 1–29.
7. Banisch, S., Olbrich, E. Opinion Polarization by Learning from Social Feedback // The Journal of Mathematical Sociology. – 2019. – Vol. 43. – P. 76–103.
8. DeGroot, M. Reaching a Consensus // Journal of American Statistical Association. – 1974. – No. 69. – P. 118–121.
9. Granovetter, M. Threshold Models of Collective Behavior // The American Journal of Sociology. – 1978. – Vol. 83, no. 6. – P. 1420–1443.
10. Hunter, J., Danes, J., Cohen, S. Mathematical Models of Attitude Change. – Orlando: Academic Press, 1984. – 339 p.
11. Schelling, T. Micromotives and Macrobehaviour. – New York, London: Norton & Co Ltd, 1978. – 256 p.
12. Xia, H., Wang, H., Xuan, Z. Opinion Dynamics: A Multidisciplinary Review and Perspective on Future Research // Int. Journal of Knowledge and Systems Science. – 2011. – Vol. 2, no. 4. – P. 72–91.
13. Зимбардо Ф., Ляйне М. Социальное влияние. – СПб.: Питер, 2000. – 448 с. [Zimbardo, F., Lyajppe, M. Social'noe vliyanie. – SPb.: Piter, 2000. – 448 s. (In Russian)]
14. Майерс Д. Социальная психология. – СПб.: Питер, 1998. – 688 с. [Majers, D. Social'naya psihologiya. – SPb.: Piter, 1998. – 688 s. (In Russian)]

15. *Чалдини Р.* Психология влияния. – СПб.: Питер, 2003. – 258 с. [*Chalдини, R.* Psihologiya vliyaniya. – SPb.: Piter, 2003. – 258 s. (In Russian)]
16. *Pandemic Profiteers: the Business of Anti-vaxx* // Center for Countering Digital Hate (CCDH). – 2021. – URL: https://www.counterhate.com/_files/ugd/f4d9b9_13cbbef105e459285ff21e94ec34157.pdf.
17. *Новиков Д.А.* Модели динамики психических и поведенческих компонент деятельности в коллективном принятии решений // Управление большими системами. – 2020. – Вып. 85. – С. 206–237. [*Novikov, D.A.* Dynamics Models of Mental and Behavioral Components of Activity in Collective Decision-Making // Large-Scale Systems Control. – 2020. – Iss. 85. – P. 206–237. (In Russian)]
18. *Gubanov, D., Kozitsin, I., Chkhartishvili, A.* COVID-19 Information Consumption and Dissemination: A Study of Online Social Network VKontakte / Proceedings of the 14th International Conference «Management of Large-Scale System Development». – Moscow, 2021. – P. 1–5. – URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9600199>.
19. *Gubanov, D., Kozitsin, I., Chkhartishvili, A.* Face Mask Perception during the COVID-19 Pandemic: An Observational Study of Russian Online Social Network VKontakte // Advances in Systems Science and Applications. – 2021. – Vol. 21. – No. 3. – P. 91–100.
20. *Kuratov, Y., Arkhipov, M.* Adaptation of Deep Bidirectional Multilingual Transformers for Russian Language // arXiv preprint arXiv:1905.07213. 2019.
21. *Babakov, N., Logacheva, V., Panchenko, A.* Beyond Plain Toxic: Detection of Inappropriate Statements on Flammable Topics for the Russian Language // arXiv:2203.02392. – 2022. – DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.02392>.
22. *Grigoriev, O., Kuznetsova, Y., Nikitina, E., et al.* Causative-Emotive Analysis. Part I. Emotional Reactions of Social Networks Users Research // Psikhologicheskii Zhurnal. – 2022. – № 3 (43). – P. 114–121.
23. *Nugamanov, E., Loukachevitch, N., Dobrov, B.* Extracting Sentiments towards COVID-19 Aspects / CEUR Workshop Proceedings. – Moscow, 2021. – P. 299–312.
24. *Pronoza E., Panicheva P., Koltsova O., Rosso P.* Detecting Ethnicity-targeted Hate Speech in Russian Social Media Texts // Information Processing and Management. – 2021. – Vol. 58, no. 6. – Art. no. 102674.
25. *Howe, N., Strauss, W.* Generations: The History of America's Future, 1584 to 2069. – New York: William Morrow & Company, 1991.
26. *Dong, E., Du, H., Gardner, L.* An Interactive Web-based Dashboard to Track COVID-19 in Real Time // Lancet Inf Dis. – 2020. – Vol. 20(5). – P. 533–534.
27. *Newman, M.* Mixing Patterns in Networks // Physical Review E. – 2003. – No. 2 (67). – P. 026126.
28. *Newman, M.* Modularity and Community Structure in Networks // Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America. – 2006. – Vol. 103, no. 23. – P. 8577–8696. – URL: <https://arxiv.org/abs/physics/0602124v1>.
29. *Clauset, A., Newman, M., Moore, C.* Finding Community Structure in Very Large Networks // Physical Review E. – 2004. – Vol. 70, no. 6. – 2004. – DOI: 10.1103/PhysRevE.70.066111.
30. *Kozitsin, I.* Opinion Dynamics of Online Social Network Users: a Micro-level Analysis // Journal of Mathematical Sociology. – 2021. – P. 1–41. – DOI: <https://doi.org/10.1080/0022250X.2021.1956917>.

*Статья представлена к публикации членом редколлегии
Ф.Т. Алескеровым.*

*Поступила в редакцию 28.12.2022,
после доработки 27.03.2023.
Принята к публикации 05.04.2023.*

Губанов Дмитрий Алексеевич – д-р техн. наук,
✉ dmitry.a.g@gmail.com,
ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-0099-3386>

Новиков Дмитрий Александрович – академик РАН,
✉ novikov@ipu.ru,
ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-9314-3304>

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН,
г. Москва.



MODELS OF JOINT DYNAMICS OF OPINIONS AND ACTIONS IN ONLINE SOCIAL NETWORKS. PART I: Primary Data Analysis

D.A. Gubanov and D.A. Novikov

Trapeznikov Institute of Control Sciences, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

✉ dmitry.a.g@gmail.com, ✉ novikov@ipu.ru

Abstract. Based on *Vkontakte* data, we study the influence of various factors on the dynamics of opinions and actions both at the macro level (“public opinion”) and at the micro level (the opinions and actions of individual agents). Primary analysis results are presented for the dynamics of opinions and actions of agents in this social network. In particular, the growing polarization of opinions at the macro level is detected; changes in the opinions of agents over time are observed; socio-demographic characteristics of agents who changed their opinions are determined; a good consistency between the opinions and actions of agents is revealed; finally, an explicit relationship between the opinions and actions of agents is established.

Keywords: social network, agent, opinion, action, social influence, cognitive dissonance, trust in information.

Funding. This research was partially supported by the Russian Science Foundation, project no. 23-21-00408 (D.A. Gubanov).

Acknowledgments. The authors are grateful to I.V. Kozitsin, V.V. Latynov, A.V. Makarenko, I.V. Petrov, D.V. Ushakov, A.G. Chkhartishvili, and A.A. Shiroky for discussion and constructive remarks.