

МОДЕЛИ СОВМЕСТНОЙ ДИНАМИКИ МНЕНИЙ И ДЕЙСТВИЙ В ОНЛАЙНОВЫХ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЯХ.

Ч. 3. Бинарные модели

Д.А. Губанов, Д.А. Новиков

Аннотация. В серии статей исследуется подход к идентификации и анализу математических моделей совместной динамики мнений и действий агентов на примере реальных данных онлайн-социальной сети ВКонтакте. Данная работа завершает исследование, в ней представлены результаты идентификации и анализа бинарных моделей (пороговых моделей и моделей со скрытыми переменными), описывающих изменение мнений и действий агентов в социальной сети. На основе бинарных моделей проведена оценка влияния различных факторов на мнения и действия агентов: общественного мнения, собственных мнений и действий агента, мнений и действий социального окружения, а также механизмов доверия агента к источникам информации и содержанию информации. Проведено сравнение линейных и бинарных моделей, представлены качественные выводы по итогам результатов исследования.

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

ВВЕДЕНИЕ

В первой части настоящего исследования [1] был проведен первичный анализ совместной динамики мнений и действий¹ на примере отношения к ношению медицинских масок в онлайн-социальной сети ВКонтакте в первый год пандемии COVID-19 – с марта 2020 г. по февраль 2021 г. включительно. Во второй части исследования [2] на основе полученных результатов была проведена идентификация формальных линейных моделей динамики мнений и действий, частично были получены ответы 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?

¹ Мнением условно считалась оцениваемая автоматическим классификатором «тональность» комментария, написанного агентом; действием условно считалась тональность комментария, которому агент поставил лайк.

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 «макро модель», 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 «микро модель»);
- 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?



В данной работе будут даны ответы на вопросы 4–7 на основе бинарных моделей. Структура изложения следующая. В § 1 кратко описаны ключевые факторы для анализа и моделирования сетевых взаимодействий. В § 2 рассматриваются результаты идентификации бинарных микромоделей совместной динамики мнений и действий. В заключении представлены качественные выводы по всем частям проведенного исследования и обозначены перспективные направления дальнейших исследований.

1. КРАТКОЕ ОПИСАНИЕ КЛЮЧЕВЫХ ФАКТОРОВ ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ И АНАЛИЗА СЕТЕВЫХ ВЗАИМОДЕЙСТВИЙ

Кратко рассмотрим введенную ранее [1] формализацию факторов (согласно изложенному в работах [3, 4]), необходимых для анализа и идентификации моделей совместной динамики мнений и действий. Участниками сети являются *агенты* из множества $N = \{1, 2, \dots, n\}$, которые совершают акты² 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 ³. 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

² Термин «действие», используемый в работе [4], здесь заменен на «акт» во избежание путаницы с действием в моделях совместной динамики мнений и действий.

³ Множество релевантных ношению масок комментариев (см. § 2) и лайков к ним.

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_+) .

- $r'' = \frac{p_+}{p_+ + p_-} \in [0; 1]$ – 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 $r' = 0$, либо $r' = 1$), 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.

2. БИНАРНЫЕ МОДЕЛИ СОВМЕСТНОЙ ДИНАМИКИ МНЕНИЙ И ДЕЙСТВИЙ АГЕНТОВ

Напомним, что базовой для нашего исследования является математическая модель совместной динамики мнений и действий агентов, предложенная в работе [5]. Эта модель стала основой для построения более простых и идентифицируемых моделей, например для линейных моделей [2]. В линейных и бинарных микромоделях рассматривается динамика мнений и действий агента $i \in N$, который в течение интервала времени τ совершает акты «за» и «против»:

- $\delta_i^\pm(\tau) = \{a \in \delta_i \mid f_i(a) \in \tau, r'(a) \in \{0,1\}\}$ – множество актов,
- $\delta_{i,1}^\pm(\tau) = \{a \in \delta_i^\pm(\tau) \mid f_k(a) = 1\}$ – множество комментариев,
- $\delta_{i,2}^\pm(\tau) = \{a \in \delta_i^\pm(\tau) \mid f_k(a) = 2\}$ – множество лайков.

На агента i оказывают воздействие следующие факторы.

Воздействие всей сети:

$$\circ \bar{r}_{-i}(\tau) = \frac{\sum_{a \in \Delta(\tau) \mid f_k(a)=1, r'(a) \in \{0,1\}} r(a)}{|\{a \in \Delta(\tau) \mid f_k(a) = 1, r'(a) \in \{0,1\}\}|} \in [-1; 1],$$

$$\circ \bar{y}_{-i}(\tau) = \frac{\sum_{a \in \Delta(\tau) \mid f_k(a)=2, r'(a) \in \{0,1\}} r(a)}{|\{a \in \Delta(\tau) \mid f_k(a) = 2, r'(a) \in \{0,1\}\}|} \in [-1; 1].$$

Сетевое воздействие является массовым/фоновым для агента: учитываются все мнения и действия сети безотносительно того, информирован о них агент или нет.

Воздействие на агента его собственных действий и мнений:

$$\circ \bar{r}_i(\tau) = \frac{\sum_{a \in \delta_{i,1}^\pm(\tau)} r(a)}{|\delta_{i,1}^\pm(\tau)|},$$

$$\circ \bar{y}_i(\tau) = \frac{\sum_{a \in \delta_{i,2}^\pm(\tau)} r(a)}{|\delta_{i,2}^\pm(\tau)|}.$$

Косвенное воздействие друзей на мнение/действие агента $h \in [-1; 1]$:

$$\circ \bar{r}_{N_i}(\tau) = \sum_{j \in N_i, \delta_{j,1}^\pm(\tau) \neq \emptyset} e_{ij} \frac{\sum_{a \in \delta_{j,1}^\pm(\tau)} E_i(h, r(a))r(a)}{|\delta_{j,1}^\pm(\tau)|},$$

$$\circ \bar{y}_{N_i}(\tau) = \sum_{j \in N_i, \delta_{j,2}^\pm(\tau) \neq \emptyset} e_{ij} \frac{\sum_{a \in \delta_{j,2}^\pm(\tau)} E_i(h, r(a))r(a)}{|\delta_{j,2}^\pm(\tau)|}.$$

где $e_{ij} \in [0; 1]$ – доверие агента к другу j , $\sum_{j \in N_i} e_{ij} = 1$,

E_i – функция доверия агента к информации (область значений $[0; 1]$). Здесь оценивается воздействие на мнение (или на действие), высказанное агентом в начале интервала τ .

В итоге изменение мнения агента $i \in N$ между последовательными моментами его высказываний $m-1$ и m (которые задают интервал времени $\tau = [t_{m-1}; t_m]$) определяется воздействием сети ($\bar{r}_{-i}^{m-1} = \bar{r}_{-i}(\tau)$, $\bar{y}_{-i}^{m-1} = \bar{y}_{-i}(\tau)$), воздействием действий агента ($\bar{y}_i^{m-1} = \bar{y}_i(\tau)$) и воздействием друзей ($\bar{r}_{N_i}^{m-1} = \bar{r}_{N_i}(\tau)$, $\bar{y}_{N_i}^{m-1} = \bar{y}_{N_i}(\tau)$). В свою очередь, изменение действия агента $i \in N$ между последовательными моментами совершения действий $l-1$ и l ($\tau = [t_{l-1}; t_l]$) определяется воздействием сети ($\bar{r}_{-i}^{l-1} = \bar{r}_{-i}(\tau)$, $\bar{y}_{-i}^{l-1} = \bar{y}_{-i}(\tau)$), воздействием мнений агента ($\bar{r}_i^{l-1} = \bar{r}_i(\tau)$) и воздействием друзей ($\bar{r}_{N_i}^{l-1} = \bar{r}_{N_i}(\tau)$, $\bar{y}_{N_i}^{l-1} = \bar{y}_{N_i}(\tau)$). Соответствующие бинарные микромодели совместной динамики мнений и действий будем строить для значимых агентов⁴.

2.1. Пороговые модели

Вторым «классическим» (помимо рассмотренных ранее линейных моделей) подходом к описанию динамики коллективного поведения являются *пороговые* микромодели, в которых агент выполняет определенное действие или соглашается с определенным мнением только тогда, когда социальное давление выше/ниже его индивидуального порога [6–13]. Пороговые модели отражают известные в социальной психологии эффекты, согласно которым склонность личности к конформному, пороговому поведению является предиктором его решений.

Будем считать, что агенты в социальной сети являются либо *конформистами*, либо *антиконформистами*, испытывающими социальное давление и $u \in [-1; 1]$. Условно, конформисты поддаются давлению, в то время как *антиконформисты* вы-

⁴ Агенты, проявившие в сети минимально необходимую для моделирования активность. Критерии отбора значимых агентов приведены в первой части работы [1].



сказывают мнения и совершают действия, противоположные воздействию. Частным случаем базовой модели является пороговая модель, в которой мнение/действие конформиста определяется так:

$$r_i^m = \begin{cases} 1, & u_{-i}^{m-1} \geq \theta_{i,1}, \\ -1, & u_{-i}^{m-1} < \theta_{i,1}, \end{cases} \quad (1)$$

где $m=1, 2, \dots$, $\theta_{i,1} \in [-1; 1 + \epsilon]$ – индивидуальный порог агента по мнению;

$$y_i^l = \begin{cases} 1, & u_{-i}^{l-1} \geq \theta_{i,2}, \\ -1, & u_{-i}^{l-1} < \theta_{i,2}, \end{cases} \quad (2)$$

где $l=1, 2, \dots$, $\theta_{i,2} \in [-1; 1 + \epsilon]$ – индивидуальный порог агента по действию.

Мнение/действие антиконформиста:

$$r_i^m = \begin{cases} -1, & u_{-i}^{m-1} \geq \theta_{i,1}, \\ 1, & u_{-i}^{m-1} < \theta_{i,1}, \end{cases} \quad (3)$$

где $m=1, 2, \dots$, $\theta_{i,1} \in [-1; 1 + \epsilon]$ – индивидуальный порог агента по мнению;

$$y_i^l = \begin{cases} -1, & u_{-i}^{l-1} \geq \theta_{i,2}, \\ 1, & u_{-i}^{l-1} < \theta_{i,2}, \end{cases} \quad (4)$$

где $l=1, 2, \dots$, $\theta_{i,2} \in [-1; 1 + \epsilon]$ – индивидуальный порог агента по действию.

Качество моделей типа (1)–(4) будем оценивать при помощи меры *сбалансированной верности* (англ. *balanced accuracy*) [14], позволяющей учесть дисбаланс высказываемых агентами мнений (как правило, в высказываниях агента преобладает одно мнение):

$$\frac{1}{2} \left(\frac{TP}{TP + FN} + \frac{TN}{TN + FP} \right), \quad (5)$$

где TP – число верно определенных моделью агента мнений «за»; FN – число неверно определенных мнений «за»; TN – число верно определенных мнений «против»; FP – число неверно определенных мнений «против».

Далее рассмотрим все более сложные виды пороговых микромоделей:

(I) микромоделей, в которых изменение мнений/действий объясняется воздействием сети;

(II) унифицированные микромоделей, в которых изменение мнений/действий агента объясняется воздействием (одинаковым для всех агентов) на него его друзей;

(III) персонифицированные микромоделей, в которых изменение мнений/действий агента объясняется воздействием на него его друзей, а вид функций доверия для каждого агента свой.

(I) Пороговые микромоделей с воздействием сети в целом

В такого рода моделях мнение (действие) агента в текущий момент времени зависит от воздействия на него всей сети в целом в предыдущий момент времени и индивидуального порога агента. Будем определять воздействие сети в двух вариантах:

- $u_{-i}^{m-1} = \bar{r}_{-i}^{m-1}$;
- $u_{-i}^{m-1} = \bar{y}_{-i}^{m-1}$.

В данном классе моделей дополнительно рассмотрим случай, когда у агента имеются два порога – нижний и верхний: $\check{\theta}_i, \hat{\theta}_i \in [-1; 1 + \epsilon]$, $\check{\theta}_i \leq \hat{\theta}_i$. Мнение конформиста в момент m определяется так (ср. с выражением (1)):

$$r_i^m = \begin{cases} 1, & u_{-i}^{m-1} \geq \hat{\theta}_{i,1}, \\ -1, & u_{-i}^{m-1} < \check{\theta}_{i,1}, \\ r_i^{m-1}, & u_{-i}^{m-1} \in [\check{\theta}_{i,1}; \hat{\theta}_{i,1}]. \end{cases} \quad (6)$$

Мнение антиконформиста определяется по формуле (ср. с выражением (3))

$$r_i^m = \begin{cases} -1, & u_{-i}^{m-1} \geq \hat{\theta}_{i,1}, \\ 1, & u_{-i}^{m-1} < \check{\theta}_{i,1}, \\ r_i^{m-1}, & u_{-i}^{m-1} \in [\check{\theta}_{i,1}; \hat{\theta}_{i,1}]. \end{cases} \quad (7)$$

Выражения динамики действий задаются сходным образом. Возможные варианты моделей динамики мнений и результаты идентификации их параметров представлены в табл. 1 и 2.

Из табл. 1 и 2 можно заключить следующее:

- в среднем качество моделей (6)–(7) является удовлетворительным;
- учет как конформистов, так и антиконформистов приводит к существенному улучшению среднего качества пороговых моделей;
- введение двух порогов приводит к не столь значимому улучшению качества.

(II) Унифицированные пороговые микромоделей

В такого рода моделях будем оценивать изменение мнений и действий агента i в зависимости от воздействия друзей:

- $u_{-i}^{m-1} = \bar{r}_{N_i}^{m-1}$;
- $u_{-i}^{m-1} = \bar{y}_{N_i}^{m-1}$.

Агенты не «различают» друзей (рассматривают их как одного мета-агента) и доверяют получаемой информации независимо от ее содержания.

Таблица 1

Результаты идентификации пороговых моделей динамики мнений

Виды агентов	Вид воздействия	Один порог	Два порога
Конформисты	Мнения сети	Качество – 0,73 (медиана 0,71)	Качество – 0,79 (медиана 0,78)
	Действия сети	Качество – 0,72 (медиана 0,68)	Качество – 0,78 (медиана 0,77)
Конформисты и антиконформисты	Мнения сети	Качество – 0,83 (медиана 0,83)	Качество – 0,86 (медиана 0,87)
	Действия сети	Качество – 0,83 (медиана 0,82)	Качество – 0,86 (медиана 0,88)

Таблица 2

Результаты идентификации пороговых моделей динамики действий

Виды агентов	Вид воздействия	Один порог	Два порога
Конформисты	Мнения сети	Качество – 0,73 (медиана 0,69)	Качество – 0,76 (медиана 0,73)
	Действия сети	Качество – 0,71 (медиана 0,70)	Качество – 0,75 (медиана 0,73)
Конформисты и антиконформисты	Мнения сети	Качество – 0,78 (медиана 0,75)	Качество – 0,81 (медиана 0,8)
	Действия сети	Качество – 0,76 (медиана 0,75)	Качество – 0,80 (медиана 0,78)

Неожиданно, что учет только воздействия друзей приводит к ухудшению качества по сравнению с моделями с макропеременными (табл. 3).

Таблица 3

Результаты идентификации моделей динамики

Виды агентов	Вид воздействия	Модели динамики мнений	Модели динамики действий
Конформисты и антиконформисты	Мнения друзей	Качество – 0,66 (медиана 0,61)	Качество – 0,66 (медиана 0,62)
	Действия друзей	Качество – 0,70 (медиана 0,67)	Качество – 0,68 (медиана 0,65)

(III) Персоналифицированные пороговые микромодели

В таких моделях для каждого агента подбирается наилучшая конфигурация гиперпараметров пороговой модели: вид функции доверия к информации и вид функции доверия к друзьям.

В качестве типовых, как и ранее, рассматриваются следующие виды функций доверия к информации $E(\cdot)$: $E_C(h, g)$ (доверчивые агенты), $E_e^+(h, g)$ (агенты-консерваторы) и $E_e^-(h, g)$ (агенты-новаторы, см. вторую часть статьи [2]). В качестве типовых функций доверия к друзьям $e(\cdot)$ рассматривается «не дифференцирующая» функция (агент рассматривает друзей как одного мета-агента), а также функции, в которых доверие пропорционально: единице; числу друзей друга; числу общих друзей с другом; единице (если друг активен, т. е. высказывает мнения и/или совершает действия); числу друзей друга (если друг активен); числу общих друзей с другом (если друг активен); активности друга по комментариям, активности друга по лайкам, популярности друга.

Персоналифицированный учет воздействия друзей приводит к улучшению качества в среднем (табл. 4), но все же не превосходит качество моделей с макропеременными (т. е. моделей с воздействием сети).

Таблица 4

Результаты идентификации моделей динамики

Виды агентов	Вид воздействия	Модели динамики мнений	Модели динамики действий
Конформисты и антиконформисты	Мнения друзей	Качество – 0,69 (медиана 0,62)	Качество – 0,72 (медиана 0,68)
	Действия друзей	Качество – 0,75 (медиана 0,70)	Качество – 0,76 (медиана 0,75)

Предпочтительность вида функции доверия к информации. Если рассмотреть модели, в которых агент испытывает влияние мнений соседей, то оказывается, что для большей части агентов не существенен вид функции доверия к информации. «Чистыми» новаторами являются 12 % агентов в случае моделей динамики мнений и 27 % агентов в случае моделей динамики действий. Чистыми консерваторами являются 4 % агентов в случае моделей динамики мнений и 10 % агентов в случае моделей динамики действий. «Чистые» доверчивые агенты отсутствуют (рис. 1).

Если рассмотреть модели, в которых агент испытывает влияние действий соседей, то вид функции доверия к информации не существен для 44 % агентов в случае моделей динамики мнений и для 39 % агентов в случае моделей динамики действий (рис. 2). «Чистыми» новаторами являются

14 % агентов в случае моделей динамики мнений и 26 % агентов в случае моделей динамики действий. Чистыми консерваторами являются 10 % агентов в случае моделей динамики мнений и 24 % агентов в случае моделей динамики действий. «Чистые» доверчивые агенты отсутствуют.

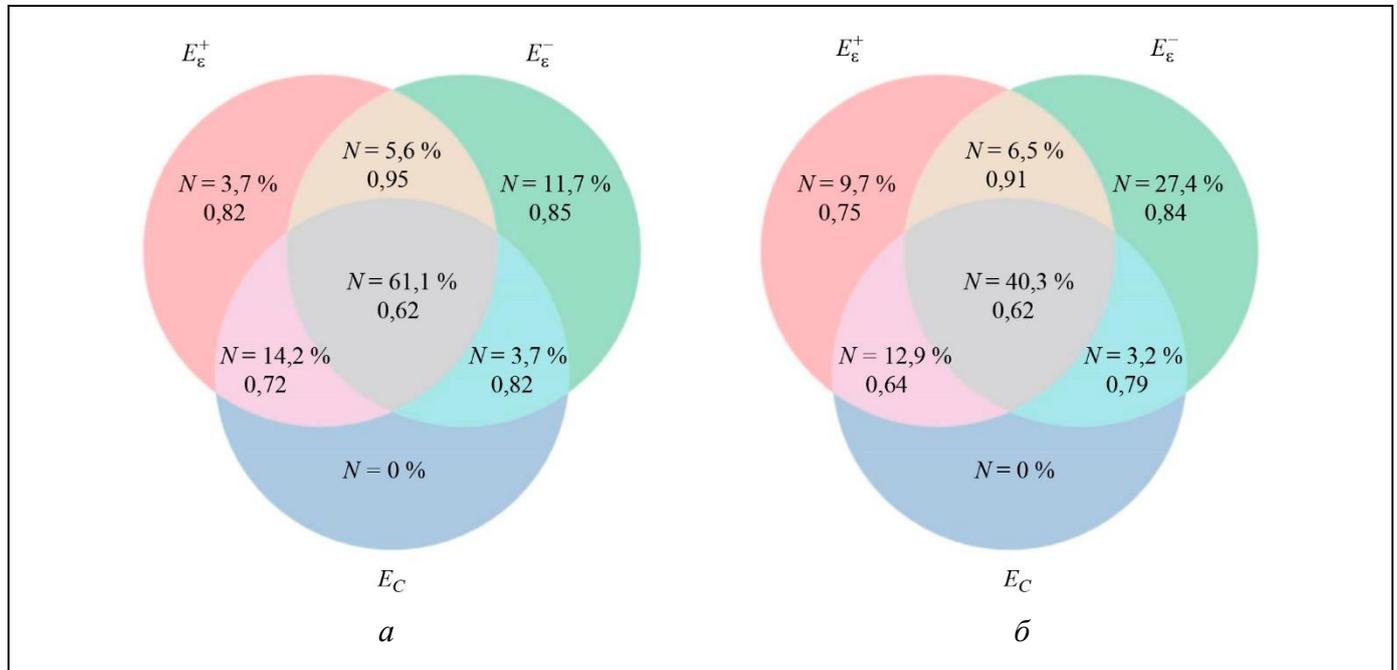


Рис. 1. Диаграмма Эйлера – Венна предпочтительности видов функций доверия к информации в случае воздействия мнений со стороны друзей: *a* – для моделей динамики мнений, *б* – для моделей динамики действий

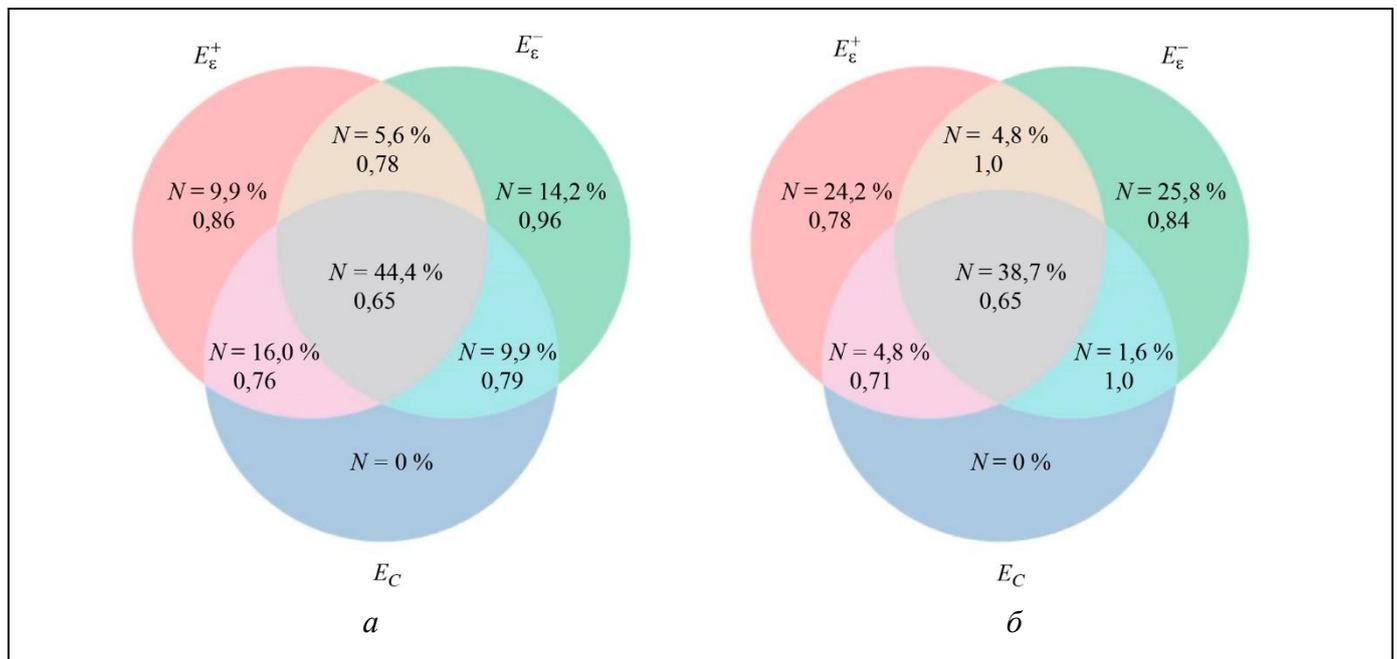


Рис. 2. Диаграмма Эйлера – Венна предпочтительности видов функций доверия к информации в случае влияния действий со стороны друзей: *a* – для моделей динамики мнений, *б* – для моделей динамики действий

Предпочтительность вида функции доверия к друзьям. В целом можно констатировать, что для агентов не существенен вид функции доверия к друзьям, также имеется значимая доля тех агентов, для которых выбор доверия к друзьям как к мета-агенту или выбор одинакового доверия к друзьям дает одно и то же значение качества (рис. 3 и 4).

2.2. Сравнение линейных и пороговых моделей

Для ответа на четвертый вопрос, сформулированный во введении, – сравнения линейных и пороговых моделей – необходимо использовать один и тот же критерий качества. В пороговых моделях рассматриваются дискретные мнения/действия

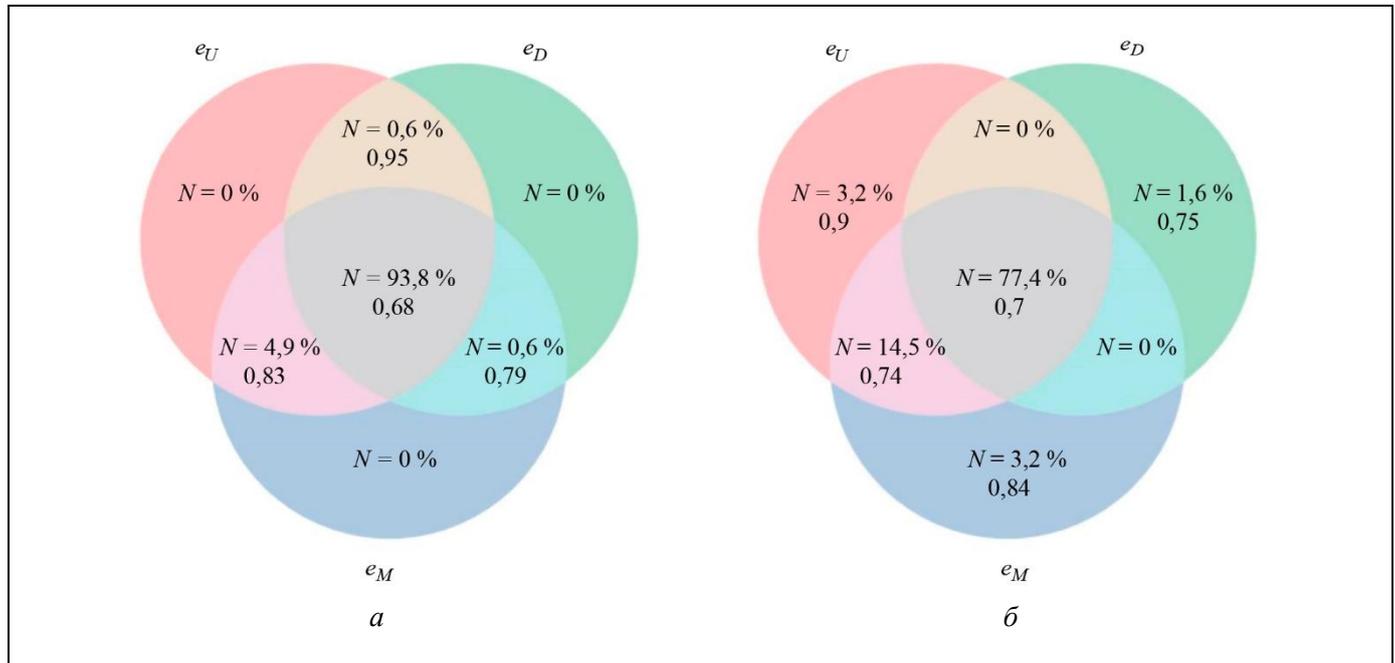


Рис. 3. Диаграмма Эйлера – Венна предпочтительности видов функций доверия к друзьям в случае воздействия мнений со стороны друзей: а – для моделей динамики мнений, б – для моделей динамики действий

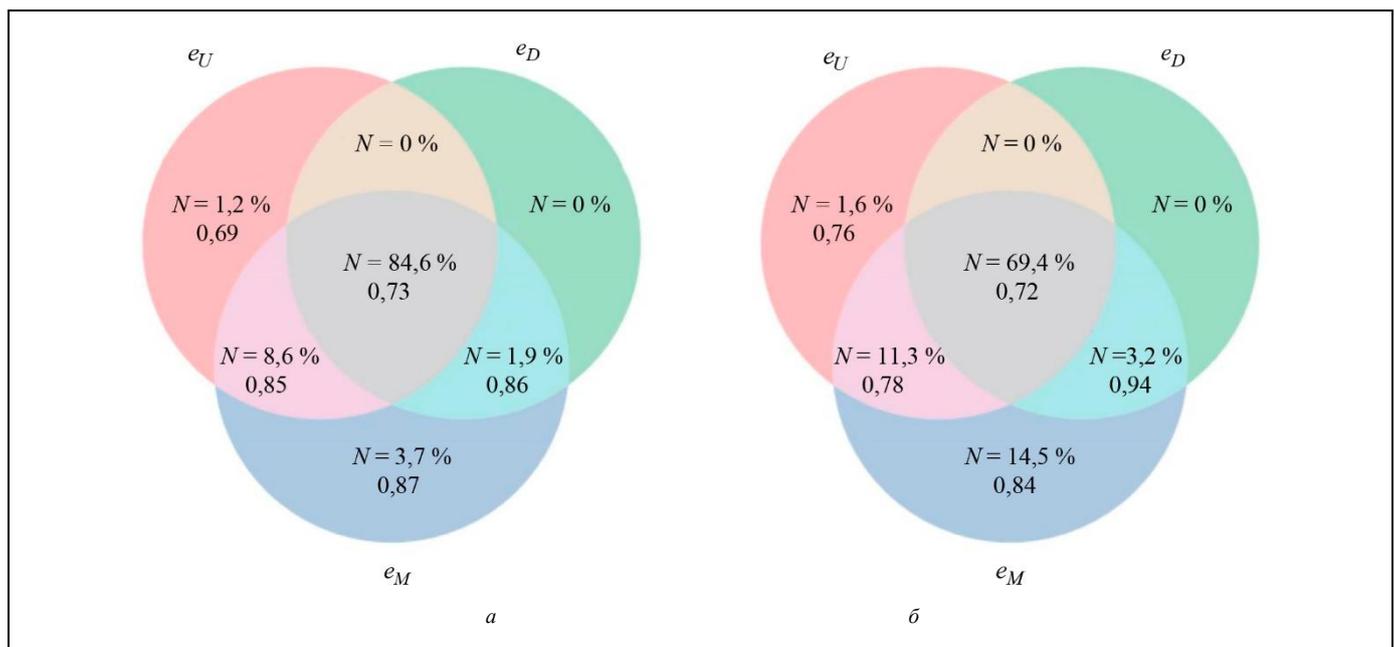


Рис. 4. Диаграмма Эйлера – Венна предпочтительности видов функций доверия к друзьям в случае влияния действий со стороны друзей: а – для моделей динамики мнений, б – для моделей динамики действий



агентов, поэтому в линейных моделях для того, чтобы рассчитать качество (5), необходимо предварительно провести дискретизацию результатов прогноза: будем считать, что если прогноз больше нуля, то его дискретное значение 1, иначе –1.

Качество линейных и пороговых моделей (усредненное по агентам) приведено в табл. 5.

Таблица 5

Сравнение качества линейных и пороговых моделей

Класс моделей	Вид моделей	Качество моделей	
		Модели мнений	Модели действий
Линейные модели	Воздействие сети	0,62	0,58
	Унифицированные	0,70	0,62
	Персоналифицированные	0,80	0,77
Пороговые модели	Воздействие сети	0,78	0,76
	Унифицированные	0,70	0,68
	Персоналифицированные	0,75	0,76

Примечание. В табл. 5 приводятся наилучшие результаты пороговых моделей. Например, если результаты унифицированных моделей с влиянием действий друзей лучше результатов унифицированных моделей с воздействием мнений друзей, то указываются результаты первых моделей.

Следует учесть, что в линейных моделях используется полный набор объясняющих переменных, в то время как в пороговых моделях используется только одна из следующих объясняющих переменных: действия сети, мнения сети, действия друзей, мнения друзей. Несмотря на это, пороговые модели показывают сопоставимое качество, а в случае пороговых моделей с воздействием сети – существенно лучшее.

2.3. Модели со скрытыми состояниями и наблюдаемыми действиями

Альтернативой использованному ранее 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. (см. работы [15, 16]).

Рассмотрим модель, в которой скрытой (латентной) переменной агента является его *состоя-*

ние, принимающее в момент времени t значение $\theta_t \in [0; 1]$. Предположим, что состояние не наблюдается непосредственно, но определяет бинарные наблюдаемые «действия» агента (тональности его комментариев и тех комментариев, которым он ставит лайки) $x_t \in \{0; 1\}$ следующим вероятностным образом: в каждом периоде, в котором агент осуществляет «действие», это «действие» независимо с вероятностью θ_t равно «1» («ЗА» ношение масок), а с вероятностью $1 - \theta_t$ «действие» агента равно «0» («ПРОТИВ» ношения масок). То есть «действие» является случайной величиной, описываемой распределением Бернулли с плотностью

$$p(x, \theta) = \theta^x (1 - \theta)^{1-x}. \quad (8)$$

Если имеется вектор результатов наблюдений «действий» $x = (x_1, x_2, \dots, x_T)$ за T периодов времени, наблюдаемых последовательно, то оптимальной (по критерию максимального правдоподобия) текущей оценкой состояния будет

$$\theta(t) = \frac{1}{t} \sum_{\tau=1}^t x_{\tau}.$$

Если известно, что состояние агента изменилось однократно (и известны начальное значение θ^1 и конечное θ^2), то апостериорной оценкой момента разладки t_p методом кумулятивных сумм (см. выражение (2.3.3) в работе [17]) будет

$$t_p = \inf \left\{ t : S_{t-1} \geq S_{\tau}, \tau = \overline{2, T} \right\},$$

где

$$S_t = t \ln \frac{1 - \theta^1}{1 - \theta^2} + \sum_{\tau=1}^t x_{\tau} \ln \frac{\theta^1 (1 - \theta^2)}{\theta^2 (1 - \theta^1)}.$$

Если известно, что состояние агента изменилось однократно, но начальное и конечное значения неизвестны, то апостериорной оценкой момента разладки будет [18]

$$t_p = \arg \max_{t=1, T-1} d(x, t), \quad (9)$$

$$\text{где } d(x, t) = t(T-t) \left[\frac{1}{t} \sum_{\tau=1}^t x_{\tau} - \frac{1}{T-t} \sum_{\tau=t+1}^T x_{\tau} \right]^2.$$

В случае, когда однократность возможной разладки не может быть обоснована, можно использовать оценки латентных переменных методом скользящего среднего:

$$\theta_{\Delta}(t) = \frac{1}{\Delta} \sum_{\tau=t-\Delta}^t x_{\tau},$$

подбирая «окно» Δ в зависимости от имеющихся экспериментальных данных.

Перейдем к идентификации скрытых переменных (состояний агентов) на основе имеющейся информации об их «действиях» в социальной сети. При помощи процедуры (9) можно найти момент однократной разладки для последовательности «действий» агента сети. Будем рассматривать только таких агентов, которые совершили не менее десяти «действий» «0» или «1», при этом как минимум одно «действие» «1» и одно «действие» «0». Всего таких оказалось около 2 тыс. агентов (4 % от общего числа агентов, совершивших действия «1» или «0»). Для каждого агента определим момент разладки t_p и соответствующие оценки θ^1 и θ^2 . Найдем величины $D = \max_{t=1, T-1} d(x, t)$ и $\tilde{D} = D/T^2$. Для оценки качества обнаружения момента разладки будем использовать величину \tilde{D} и величину изменения максимального правдоподобия в случае учета однократной разладки:

$$L_+ = \max_{t=1, T-1} \left(\max_{\theta} L(x_{1:t}, \theta) + \max_{\theta} L(x_{t+1:T}, \theta) \right) - \max_{\theta} L(x_{1:T}, \theta),$$

где $L(x_{a,b}, \theta) = \sum_{\tau=a}^b [x_{\tau} \ln(\theta) + (1-x_{\tau}) \ln(1-\theta)]$ – логарифмическая функция правдоподобия на интервале a, b .

Получены следующие результаты. Распределение нормированных моментов разладки приведено на рис. 5 (момент нормируется на T). Видно, что во многих случаях момент разладки смещен к началу активности агентов.

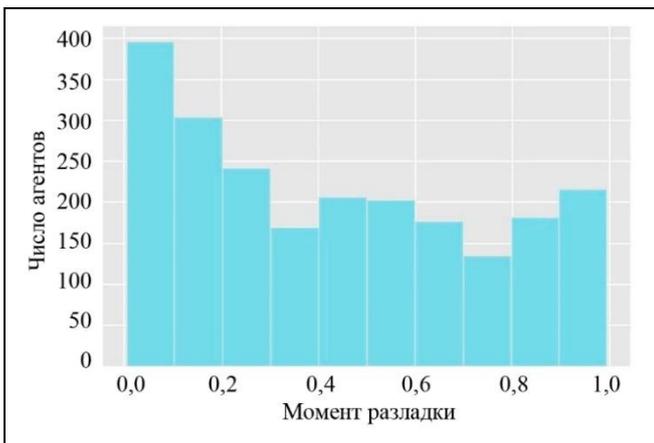


Рис. 5. Распределение моментов разладки

На рис. 6 приведена гистограмма распределения величины различий между θ^1 и θ^2 . Для 18 % пользователей «скрытое» состояние изменилось не

слишком существенно (не более чем на 0,2), для половины – как минимум на 0,5. Таким образом, состояние основной массы пользователей претерпевает существенное изменение (но, конечно, сам момент разладки должен «осмысленно» разделять последовательность «действий» каждого агента).

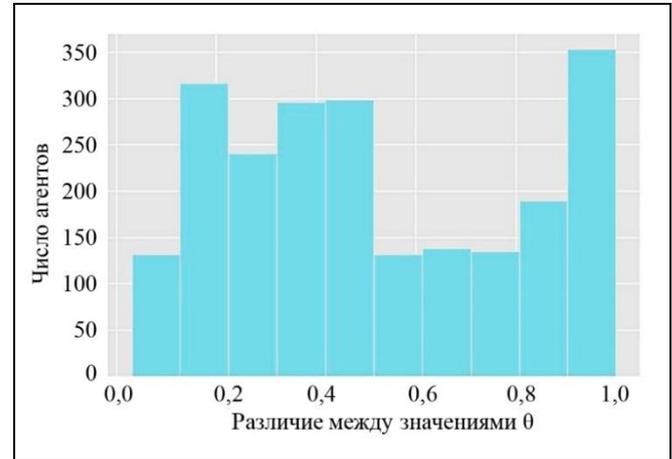


Рис. 6. Распределение величины $|\theta^1 - \theta^2|$

На рис. 7 приведена гистограмма распределения величины L_+ . Для четверти агентов из рассматриваемого множества величина улучшения правдоподобия составляет не меньше 3,25.

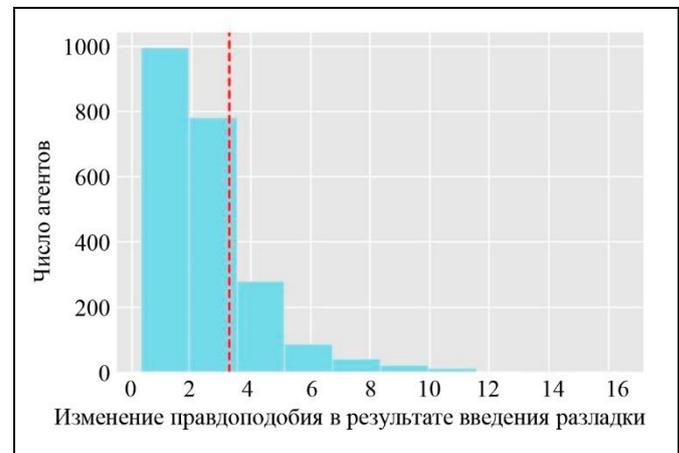


Рис. 7. Распределение величины изменения правдоподобия в результате введения разладки

На рис. 8 приведена гистограмма распределения величины \tilde{D} . Для четверти агентов величина \tilde{D} не меньше 0,06, это значение можно использовать в качестве порога для отсеивания «плохих» случаев.

Величины L_+ и \tilde{D} хорошо коррелируют между собой, значение корреляции Спирмена для них равно 0,64. Кроме того, неплохо коррелируют

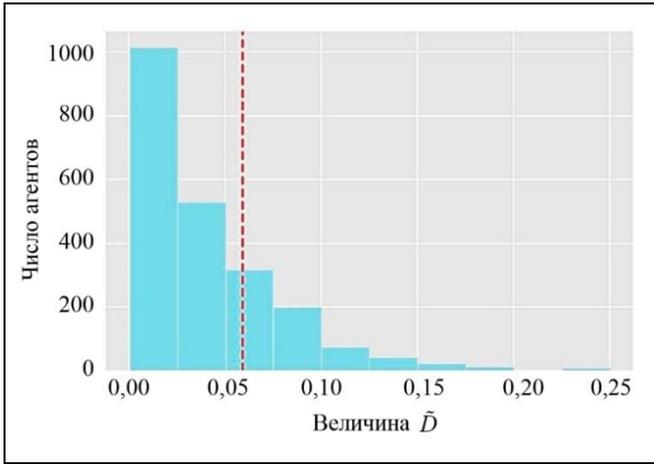


Рис. 8. Распределение величины \tilde{D}

между собой величины $|\theta^1 - \theta^2|$ и L_+ (корреляция 0,65), а также $|\theta^1 - \theta^2|$ и \tilde{D} (корреляция 0,83). В дальнейшем для оценки качества разладки будем использовать главным образом величину L_+ .

На рис. 9 приведена диаграмма рассеяния или, что точнее, тепловая карта идентифицированных скрытых параметров агентов сети (до и после разладки).

Диагональ диаграммы является «пустой», т. е. агенты изменяют свое состояние.

На рис. 10, а в качестве примера приведен временной ряд «действий» агента, для которого определено значение $L_+ = 11,09$ (улучшение правдоподобия, полученное путем введения разладки). Значения «0» и «1» показаны крупными точками, момент разладки обозначен штриховой красной линией, слева и справа от момента разладки приведены найденные значения скрытого состояния агента. На рис. 10, б приведен график функции агента $d(t)$, а также величина D (максимум функции) и \tilde{D} (нормированный максимум функции).

Метод выявления разладки (9) работает довольно хорошо для однородных последовательностей (в которых наблюдается относительно четкое переключение с «0» на «1» и наоборот), но хуже

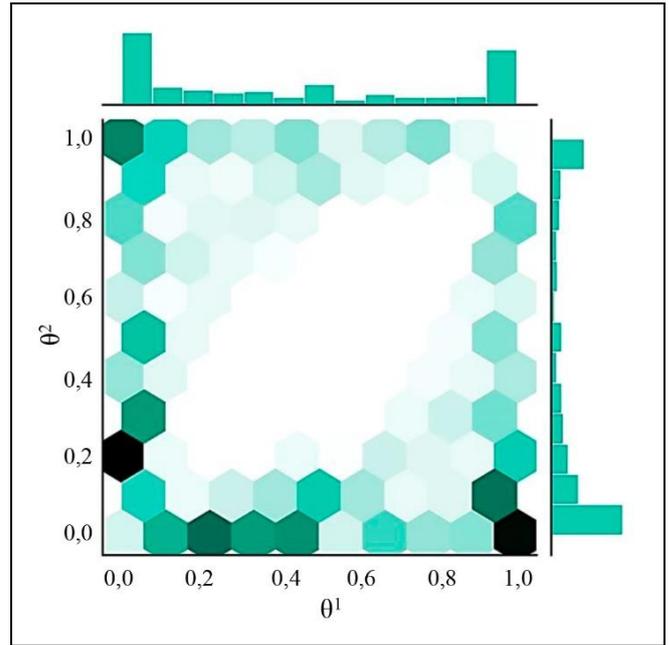


Рис. 9. Тепловая карта параметров агента θ^1 и θ^2 (скрытого состояния до и после разладки). Чем темнее цвет шестиугольника, тем больше в нем агентов

для последовательностей, в которых θ^1 и θ^2 близки или «действия» «0» и «1» чередуются. Поэтому для выявления агентов с однократной разладкой сформируем следующие эвристические критерии:

- момент разладки в последовательности $1 < t_p < T - 1$,
- последовательность содержит как минимум два «действия» «ЗА» и два «действия» «ПРОТИВ»,
- дисперсия величины $\theta_{\Delta=2}(t)$ и до разладки, и после нее не должна превышать 0,12,
- изменение оценки состояния θ должно быть не меньше 0,1,
- изменение правдоподобия $L_+ > 2,86$.

Пороговые значения критериев были найдены в результате экспертной проверки последовательностей агентов, упорядоченных по ухудшению значения критерия. Всего найдено 320 агентов с однократной разладкой.

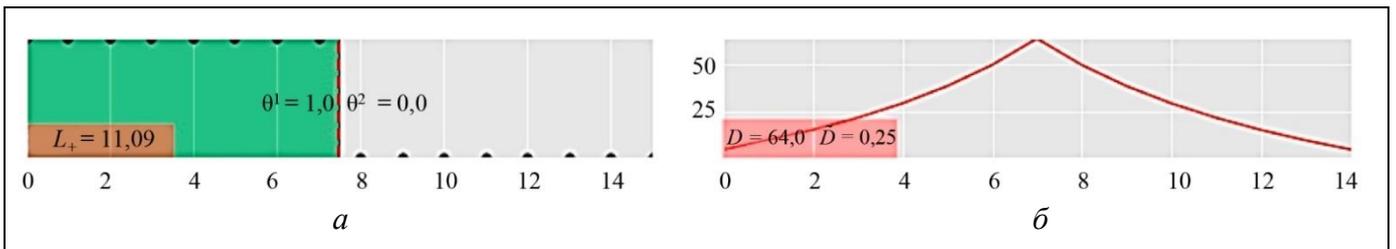


Рис. 10. Временной ряд «действий» агента (а), график функции агента $d(x, t)$ (б)

Линейные микромодели и скрытое состояние агента

Рассмотрим микромодели совместной динамики мнений и действий для значимых агентов (см. вторую часть статьи [2]), включив в них учет скрытого состояния агента.

• **Модель с переменной θ .** Для каждого агента найдем момент разладки и рассчитаем значения скрытого состояния до момента разладки ($\theta = \theta^1$) и после него ($\theta = \theta^2$). Проведем серию вычислительных экспериментов, в каждом из которых сгенерируем согласно модели (8) со скрытыми состояниями и наблюдаемыми действиями последовательность «действий» агентов и оценим степень ее сходства с наблюдаемой последовательностью. Усредним полученные оценки и получим качество модели с переменной θ .

• **Инерционная модель с учетом θ .** Добавим в инерционную модель переменную θ и оценим качество новой модели.

• **Унифицированная модель с учетом θ .** Добавим в унифицированную модель переменную θ и оценим качество новой модели.

• **Персонализированная модель с учетом θ .** Добавим в персонализированную модель переменную θ и оценим качество новой модели.

Оказывается, что сбалансированная верность модели с переменной θ составляет 0,70 (модель мнений) и 0,64 (модель действий). В табл. 6 приведены оценки прироста качества линейных микромоделей вследствие учета переменной θ .

Таблица 6

Прирост качества линейных микромоделей вследствие учета переменной θ

Вид моделей	Относительное уменьшение величины ошибки для модели мнений	Относительное уменьшение величины ошибки для модели действий
Инерционные модели	– 59 %	– 56 %
Унифицированные модели	– 17 %	– 7 %
Персонализированные модели	– 17 %	– 8 %

Максимальный прирост качества возникает для инерционной модели (уменьшение ошибки на 56–59 %), меньше вклад скрытого состояния для унифицированной модели (7–17 %) и для персонали-

зированной (8–17 %). В целом, введение латентных переменных дает примерно дополнительные «чистые» 2 % прироста качества моделей динамики мнений и действий.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящей работе, состоящей из трех частей, выполнено исследование 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), на основе результатов которого верифицированы математические модели взаимосвязи изменений мнений и действий. Отметим наиболее важные результаты (см. первую и вторую части статьи [1, 2]).

В первой части работы [1] сначала была решена задача идентификации мнений пользователей ВКонтакте, а затем выполнен первичный анализ совместной динамики мнений и действий в сети. В том числе обнаружена поляризация выраженных в сети позиций (мнений и действий) и увеличение со временем доли позиций «против». Анализ сетевых взаимодействий показал, что в сети отсутствуют эхо-камеры, а агенты подвергаются информационному воздействию различных позиций социального окружения и – как следствие – могут изменить свои мнения. Выявлена согласованность и взаимовлияние мнений и действий агентов (см. вопросы 1 и 5 во введении). Кроме того, найдены и охарактеризованы так называемые *значимые агенты*, изменившие свои мнения в течение исследуемого периода (см. вопросы 2 и 3).

Во второй [2] и настоящей части работы были проведены идентификация и исследование формальных моделей динамики мнений и действий (см. вопрос 6). Рассмотрены различные варианты макромоделей, в которых «общественное» мнение и действие в сети (т. е. доля мнений и действий «за» или «против») на текущем шаге зависит от мнений и действий на предыдущем шаге. Рассмотрены различные варианты микромоделей (как линейных, так и пороговых), в которых учитываются воздействие сети, воздействие друзей агента и его персональные особенности. Результаты идентификации макромоделей подтвердили наличие связи между действиями и мнениями в сети.

Микромодели рассматривались только для значимых агентов. Качество таких микромоделей является приемлемым и улучшается по мере их усложнения. В классе линейных микромоделей наибольшую ошибку дает инерционная модель

(рис. 11), меньшую – модель с макропеременными (с числом от одного до четырёх, см. рис. 11) и унифицированная модель (см. «Униф.» на рис. 11), а наименьшую – персонифицированная модель (см. «Перс.» на рис. 11), в которой у каждого агента может быть своя функция доверия. Вклад латентных переменных для линейных моделей составляет около 2 % (см. «Перс.+ θ » на рис. 11).

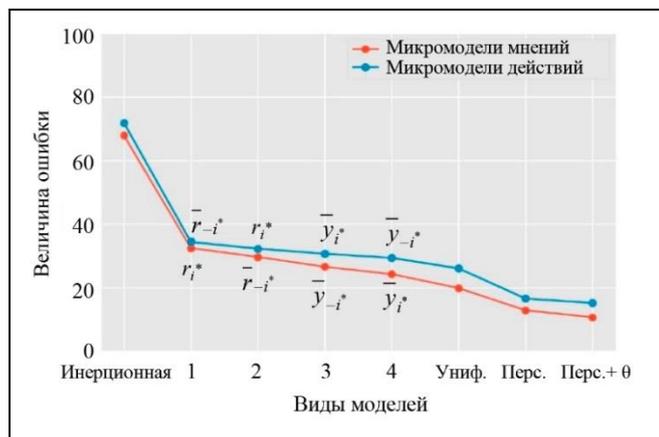


Рис. 11. Качество различных видов линейных микромоделей мнений и действий агентов

Что касается пороговых микромоделей (см. вопрос 4), то наилучшее качество показывают модели с сетевым воздействием, затем персонифицированные и унифицированные модели с воздействием друзей. Учет возможности антиконформизма значительно повышает качество моделей в среднем, а вот введение второго порога не оказывает столь же значимого эффекта. В случае с персонифицированными пороговыми моделями высока доля агентов, для которых не существенен вид функции доверия к информации (около 40 %); доля доверяющих информации, расходящейся с их мнением, превышает долю агентов, доверяющих совпадающей с их мнением информацией; в то же время практически отсутствуют агенты, которые доверяют информации независимо от ее содержания. Можно также констатировать, что в пороговых моделях выбор функции доверия к друзьям не является определяющим (см. вопрос 7).

Пороговые и линейные модели показывают примерно одинаковое качество, однако в пороговых моделях используется меньшее число параметров, поэтому они могут оказаться более предпочтительными (см. вопрос 4).

«Рекламный» вариант результатов проведенного исследования можно сформулировать следующим образом. Очень малая доля людей (около 1 %) изменяет свои мнения (убеждения, действия

и т. п.). На эту динамику в значительной мере влияют наши первоначальные убеждения⁵ (условно в среднем около 67 % влияния, рис. 12), меньше – социальное окружение (около 15 % влияния мнений и действий других агентов в сети) и наши собственные действия (около 3 % влияния – вклад когнитивного диссонанса), а также латентные (около 2 % влияния) и другие (внемоделльные и/или случайные) факторы (около 13 % влияния). При этом больше мы прислушиваемся к информации, сильнее отличающейся от наших текущих представлений.

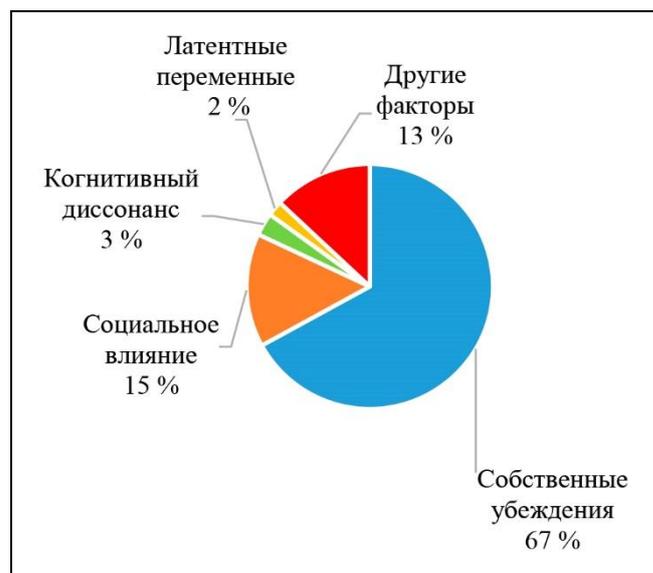


Рис. 12. Влияние различных факторов на изменение мнений агента

Перспективным направлением дальнейших исследований является анализ более сложных механизмов изменения мнений и действий агентов социальной сети, в которых может, например, учитываться «память» агента, воздействие на сеть внешних факторов и еще более «тонкие» эффекты: взаимосвязь мнения агента по текущему вопросу с мнениями по смежным вопросам (например, по аспектам COVID-19), воздействие на мнение агента аргументов и эмоций, содержащихся в сообщениях/действиях сети, влияние индивидуальных особенностей агента, например степени рациональности агента и т. д.

⁵ Отдельный, очень важный и интересный, вопрос – откуда берутся и как формируются эти «первоначальные убеждения», ведь в настоящей работе рассматривается период с самого начала пандемии коронавируса (март 2020 г.), до которой мало кто из жителей Земли задумывался о пользе ношения медицинских масок.

ЛИТЕРАТУРА

1. Губанов Д.А., Новиков Д.А. Модели совместной динамики мнений и действий в онлайн-социальных сетях. Ч. 1. Исходные данные и первичный анализ // Проблемы управления. – 2023. – № 2. – С. 37–53. [Gubanov, D.A., Novikov, D.A. Models of Joint Dynamics of Opinions and Actions in Online Social Networks. Part I: Primary Data Analysis // Control Sciences. – 2023. – No. 2. – P. 31–45.]
2. Губанов Д.А., Новиков Д.А. Модели совместной динамики мнений и действий в онлайн-социальных сетях. Ч. 2. Линейные модели // Проблемы управления. – 2023. – № 3. – С. 40–64. [Gubanov, D.A., Novikov, D.A. Models of Joint Dynamics of Opinions and Actions in Online Social Networks. Part II: Linear Models // Control Sciences. – 2023. – No. 3. – P. 31–54.]
3. Gubanov, D.A. A Study of Formalizations of User Influence in Actional Model / Proceedings of the 13th International Conference "Management of Large-Scale System Development" (MLSD). – Moscow, 2020. – P. 1–5. – URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9247658>.
4. Губанов Д.А., Чхартушвили А.Г. Влиятельность пользователей и метапользователей социальной сети // Проблемы управления. – 2016. – № 6. – С. 12–17. [Gubanov, D.A., Chkhartishvili, A.G. An Actional Model of User Influence Levels in a Social Network // Automation and Remote Control. – 2015. – Vol. 76, iss 7. – P. 1282–1290.]
5. 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. – Vol. 85. – P. 206–237. (In Russian)]
6. 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 kollektivnogo povedeniya. – М.: LENAND, 2016. – 168 s. (In Russian)]
7. Губанов Д.А., Новиков Д.А., Чхартушвили 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 Networks: Models of Information Influence, Control and Confrontation. Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2019. – 158 p.]
8. Flache, A., Mäs, M., Feliciani, T., et al. Models of Social Influence: Towards the Next Frontiers // The Journal of Artificial Societies and Social Simulation. – 2017. – Vol. 20, no. 4. – DOI: 10.18564/jasss.3521.
9. Granovetter, M. Threshold Models of Collective Behavior // The American Journal of Sociology. – 1978. – Vol. 83, no. 6. – P. 1420–1443.
10. Karimi, F., Holme, P. Threshold Model of Cascades in Empirical Temporal Networks // Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications. – 2013. – Vol. 392, no. 16. – P. 3476–3483.
11. Kempe, D., Kleinberg, J., Tardos, E. Maximizing the Spread of Influence through a Social Network // Theory of Computing. – 2015. – Vol. 11, no. 4. – P. 105–147.
12. Schelling, T. Micromotives and Macrobehaviour. – New York, London: Norton & Co Ltd, 1978. – 256 p.
13. Semenov, A., Veremyev, A., Pasiliao, E.L., Boginski, V. Double-Threshold Models for Network Influence Propagation // Computational Data and Social Networks: 9th International Conference, CSoNet 2020. – Dallas, 2020. – P. 512–523.
14. Brodersen, K., Ong, C., Stephan, K., Buhmann, J. The Balanced Accuracy and Its Posterior Distribution // Proceedings of the 20th International Conference on Pattern Recognition. – Istanbul, 2010. – P. 3121–3124.
15. Elliott, R.J., Aggoun, L., Moore, J.B. Hidden Markov Models: Estimation and Control. – Luxembourg: Springer Science & Business Media, 2008.
16. Koller, D., Friedman, N. Probabilistic Graphical Models: Principles and Techniques. – MIT Press, 2009.
17. Нукифоров И.В. Последовательное обнаружение изменения свойств временных рядов. – М.: Наука, 1983. – 199 с. [Nikiforov, I.V. Posledovatel'noe obnaruzhenie izmeneniya svojstv vremennyh ryadov. – М.: Nauka, 1983. – 199 s. (In Russian)]
18. Дарховский Б.С., Бродский Б.Е. Апостериорное обнаружение момента «разладки» случайной последовательности // Теория вероятностей и ее применения. – 1980. – Т. 25. – Вып. 3. – С. 635–639. [Darhovskij, B.S., Brodskij, B.E. Aposteriorное obnaruzhenie momenta «razladki» sluchajnoj posledovatel'nosti // Teoriya veroyatnostej i ee primeneniya. – 1980. – Т. 25. – Вып. 3. – С. 635–639. (In Russian)]

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

Поступила в редакцию 28.12.2022,
после обработки 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.

© 2023 г. Губанов Д.А., Новиков Д.А.



Эта статья доступна по [лицензии Creative Commons «Attribution» \(«Атрибуция»\) 4.0 Всемирная](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).



MODELS OF JOINT DYNAMICS OF OPINIONS AND ACTIONS IN ONLINE SOCIAL NETWORKS. PART III: Binary Models

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 (opinions and actions of individual agents). This paper concludes the multi-part study. Identification results are presented for binary models (threshold models and models with latent variables) that describe the dynamics of agents’ opinions and actions in a social network. These models are used to estimate the influence of various factors on agents’ opinions and actions (public opinion, the agent’s individual opinions and actions, the opinions and actions of the social environment, and the mechanisms of the agent’s trust in information sources and information content). Finally, linear models are compared with threshold models and qualitative findings of the multi-part study are drawn.

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