

## О ВЛИЯНИИ АЛГОРИТМОВ ОНЛАЙНОВОЙ СОЦИАЛЬНОЙ СЕТИ НА ФОРМИРОВАНИЕ МНЕНИЙ ПОЛЬЗОВАТЕЛЕЙ

Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г.

*Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва, Россия*

dmitry.a.g@gmail.com, sandro\_ch@mail.ru

*Аннотация. Рассмотрена имитационная модель формирования информационного каскада (последовательности комментариев) к посту в социальной сети. Считается, что у пользователя есть два параметра, характеризующих его мнение и действие. Взаимное влияние пользователей зависит от различных вариантов алгоритма работы социальной сети.*

*Ключевые слова: онлайн-социальные сети, алгоритмы социальной сети, формирования мнений пользователей, информационное управление.*

### Введение

При моделировании динамики мнений в социальных сетях традиционно считается, что мнение и действие агента (индивида, являющегося узлом сети) отождествляются – см., например, [1, 2]. Применительно к онлайн-социальным сетям это означает, что агент (в данном случае – пользователь сети) без искажения транслирует свое внутреннее состояние, и другие агенты имеют возможность это состояние наблюдать. В последнее десятилетие ситуация меняется в сторону разработки более сложных и реалистичных моделей [3-8]. Кроме того, предлагаются модели, в которых рассматривается влияние средств коммуникации на информационные процессы в сетях [9, 10].

В данной работе развивается ранее предложенная авторами модель [5, 11-15] именно такого класса, где мнения (или предпочтения) агентов не наблюдаемы, а наблюдаемые действия не полностью отражают их мнения. Также вводится фактор алгоритма показа комментариев пользователям социальной сети, которые последовательно просматривают небольшое число комментариев (например, из-за когнитивных ограничений). Рассматривается три варианта показа: в обратном хронологическом порядке, по убыванию лайков, сначала комментарии с заданной позицией. Для такой модели проводится имитационное моделирование для исследования влияния алгоритмов показа на высказываемые в сети позиции.

Отметим, что выявление и прогнозирование динамики предпочтений пользователей онлайн-социальных сетей имеет огромную важность при моделировании информационного управления и информационного противоборства (см., например, [16-18]). Эти предпочтения могут иметь социально-политическую, экономическую, психологическую или какую-либо другую природу. В данной работе нас интересует динамика предпочтений пользователей с точки зрения влияния на нее алгоритмов онлайн-социальной сети.

### 1. Формирование информационного каскада

В данном разделе мы опишем простую модель формирования последовательности комментариев к сообщению (посту) в социальной сети.

Сначала приведем краткое вербальное описание. Будем считать, что имеется фиксированное множество пользователей социальной сети, являющихся подписчиками информационного источника. В информационном источнике публикуется пост, который рано или поздно увидят все пользователи-подписчики. У каждого пользователя есть мнение, которое он корректирует, прочитав часть ранее оставленных комментариев. После этого пользователь выбирает действие (в соответствии со своим сформированным мнением), ставит лайк соответствующим комментариям (из числа просмотренных), затем с некоторой вероятностью сам пишет комментарий.

Приведем теперь формальное описание модели. В начальный момент имеется множество  $N = \{1, \dots, n\}$  пользователей, которые подписаны в онлайн-сети на данный информационный источник. Считаем, что у каждого пользователя  $i \in N$  в начальный момент времени имеются следующие параметры: мнение  $x_i \in [0; 1]$ , вероятность написать комментарий  $p_i$ , а также  $n_i$  – максимальное количество комментариев, которые пользователь просмотрит перед выбором своего действия. Также заданы неотрицательные числа  $b_{ij}, i, j \in N$ , характеризующие степень доверия пользователя  $i$  пользователю  $j$ .

Формирование последовательности комментариев после появления в информационном источнике сообщения (поста) осуществляется посредством выполнения  $n$  однотипных шагов.

На каждом шаге  $i$  с равной вероятностью выбирается любой из еще не видевших сообщение пользователей, не ограничивая общности будем считать его  $i$ -м. Он просматривает сообщение и либо первые  $n_i$  комментариев, либо, если количество всех имеющихся к данному шагу комментариев меньше  $n_i$ , все комментарии. Обозначим множество авторов просмотренных  $i$ -м пользователем комментариев через  $N_i$ . Каждый комментарий  $j$ -го пользователя является отражением его действия  $y_j \in \{0,1\}$  – выбора позиции «за» (действие  $y_j = 1$ ) или «против» (действие  $y_j = 0$ ).

Будем считать, что под влиянием просмотренных комментариев  $i$ -й пользователь корректирует свое мнение  $x_i$  следующим образом:

$$x'_i = \frac{b_{ii}x_i + \sum_{j \in N_i} b_{ij}y_j}{b_{ii} + \sum_{j \in N_i} b_{ij}}. \quad (1)$$

После этого  $i$ -й пользователь выбирает свое действие  $y_i \in \{0,1\}$  в соответствии с параметром  $x'_i$ : действие 1 («за») с вероятностью  $x'_i$  и действие 0 («против») с вероятностью  $(1 - x'_i)$ . Далее  $i$ -й пользователь ставит лайк тем из просмотренных комментариев, которые соответствуют выбранному им действию (т.е. ставит лайк комментарию  $j$ -го пользователя при условии  $y_i = y_j$ ). Наконец, в завершение шага  $i$  пользователь с вероятностью  $p_i$  сам пишет комментарий «за» или «против» в соответствии с выбранным действием (соответственно, с вероятностью  $(1 - p_i)$   $i$ -й пользователь не оставляет комментарий под сообщением). Введем параметр  $z_i \in \{0,1\}$ , который равен 1, если  $i$ -й пользователь оставил комментарий, и равен 0 в противоположном случае.

В результате  $n$  шагов алгоритма формируется последовательность комментариев. Обозначим через  $N_z$  множество оставивших комментарий пользователей. Будем считать, что наиболее важной характеристикой последовательности является доля комментариев «за», т.е.  $\delta = \sum_{i \in N_z} y_i / N_z$ .

В описанном алгоритме формирования последовательности комментариев остался неопределенным фактор, который в данной работе нас интересует в наибольшей степени: последовательность, в которой пользователю на каждом шаге показываются комментарии. Мы будем рассматривать три варианта показа комментариев:

- (1) в обратном хронологическом порядке – сначала новые, потом старые;
- (2) в порядке убывания количества лайков (при одинаковом количестве лайков – в обратном хронологическом порядке как в п. (1));
- (3) сначала комментарии «за», затем комментарии «против» (внутри обеих множеств – в обратном хронологическом порядке как в п. (1)).

## 2. Анализ имитационной модели формирования информационного каскада

Для введенной выше модели будем оценивать характеристики информационных каскадов при помощи имитационного моделирования, позволяющего рассчитать усредненную долю комментариев «за» в зависимости от варианта показа комментариев. Будем считать, что в сети  $n = 100$  участников (например, подписчиков данной информационного ресурса), и она представляет собой полный граф, в котором каждый участник одинаково доверяет всем агентам (в том числе самому себе). Мнения агентов в начальный момент времени равномерно распределены на отрезке  $[0; 1]$ , кроме того, для всех агентов одинакова как вероятность написать комментарий  $p_i = 0,5$ , так и «глубина» просмотра  $n_i = 7$ .

Сначала – в качестве иллюстрации – приведем результаты одиночных экспериментов (см. рис. 1, вертикальными серыми линиями обозначены моменты высказывания комментариев, начальные мнения агентов в последовательности обозначены звездочками).

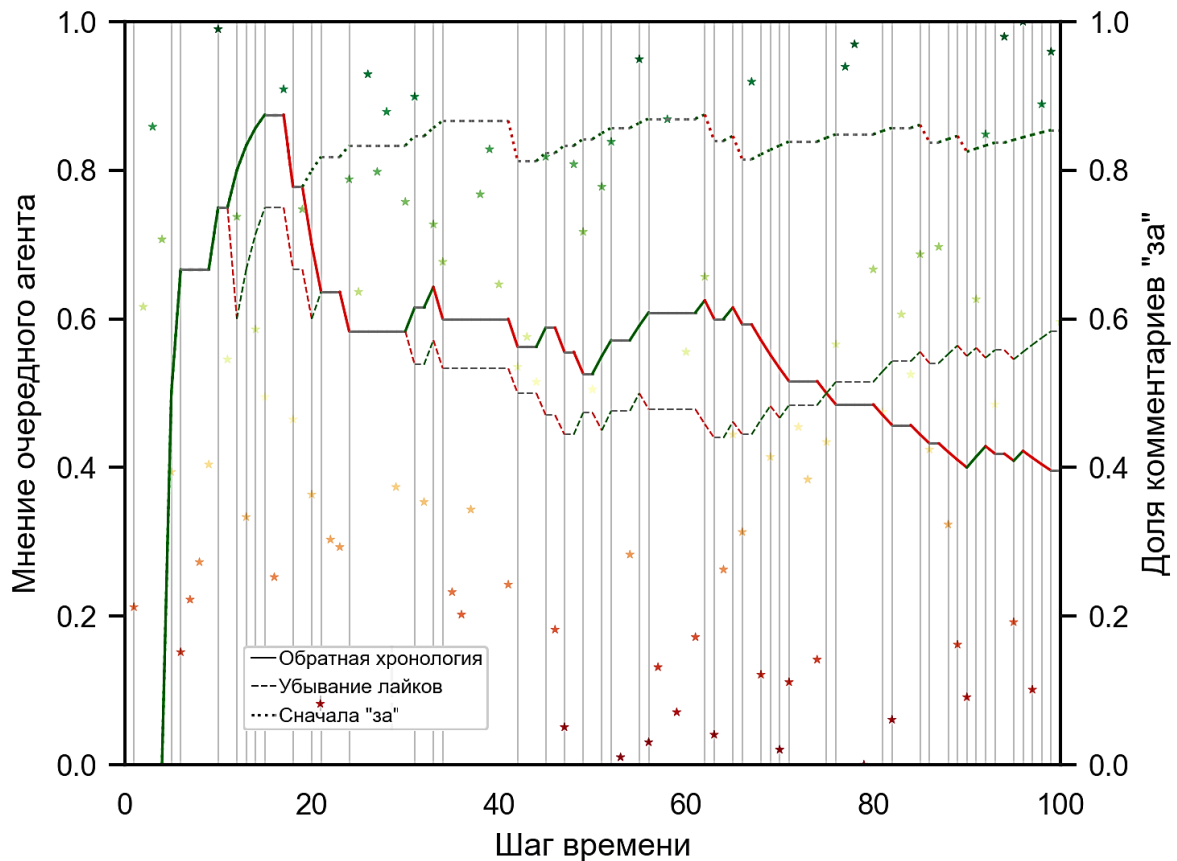


Рис. 1. Динамика доли комментариев «за»

Для случая показа в обратном хронологическом порядке (см. п.1) доля комментариев «за» резко растет, а затем спадает до уровня 0,40. Для случая показа в порядке убывания лайков (см. п.2) после резкого роста происходит падение, а затем рост восстанавливается до уровня 0,58. Показ сначала комментариев «за» приводит к удержанию уровня 0,85.

Для каждого варианта показа выполним 1000 запусков, а затем усредним результаты. Для варианта показа в обратном хронологическом порядке доля комментариев «за» составила 0,5, для варианта показа в порядке убывания лайков – 0,5, а для показа сначала комментариев «за» – 0,9.

Введем теперь еще одну характеристику информационного каскада – долю комментариев «за» для первых 10 комментариев, которую дискретизируем следующим образом:

$$d = \begin{cases} 0, & \text{доля} \leq 1/3 \\ 2, & \text{доля} \geq 2/3. \\ 1, & \text{иначе} \end{cases} \quad (2)$$

Увеличим количество агентов до  $n = 500$  и проведем анализ доли «за» в зависимости от алгоритма показа, вероятности написать комментарий ( $p_i$ ), глубины просмотра ( $n_i$ ) и доли «за» ( $d$ ), см. рис. 2.

	$n_i$	1			5			10			50			Вся история			
		$d$	0	1	2	0	1	2	0	1	2	0	1	2	0	1	2
Вариант показа	$p$																
Обратная хронология	0,1	0,45	0,50	0,57	0,32	0,46	0,66	0,21	0,53	0,77	0,13	0,50	0,86	0,13	0,50	0,86	
	0,5	0,49	0,50	0,51	0,47	0,50	0,53	0,39	0,49	0,59	0,17	0,52	0,85	0,15	0,51	0,87	
	0,9	0,49	0,50	0,50	0,48	0,51	0,52	0,44	0,49	0,55	0,18	0,50	0,82	0,14	0,49	0,86	
Сначала "за"	0,1	0,63	0,71	0,76	0,60	0,83	0,91	0,43	0,82	0,93	0,13	0,50	0,86	0,13	0,50	0,86	
	0,5	0,73	0,74	0,75	0,85	0,90	0,92	0,83	0,93	0,95	0,48	0,84	0,96	0,15	0,51	0,87	
	0,9	0,74	0,74	0,75	0,88	0,91	0,92	0,89	0,94	0,95	0,66	0,90	0,97	0,14	0,49	0,86	
Убывание лайков	0,1	0,24	0,48	0,76	0,15	0,51	0,85	0,13	0,51	0,86	0,13	0,50	0,86	0,13	0,50	0,86	
	0,5	0,25	0,50	0,75	0,14	0,49	0,87	0,13	0,50	0,89	0,14	0,51	0,88	0,15	0,51	0,87	
	0,9	0,25	0,52	0,75	0,12	0,48	0,87	0,10	0,47	0,88	0,13	0,49	0,86	0,14	0,49	0,86	

Рис. 2. Доли комментариев «за» в зависимости от параметров

Сильно влияет на динамику вариант показа «сначала за», причем увеличение глубины просмотра до определенного момента позволяет усилить воздействие алгоритма (поскольку влияние окружения усиливается), но затем – по мере приближения  $n_i$  к  $n$  – воздействие ослабляется (поскольку агент начинает видеть все разнообразие позиций в сети). Кроме того, сложившееся в начале каскада «усредненное общественное мнение» (характеристика  $d$ ) оказывает существенное влияние на итоговую долю комментариев «за» для всех алгоритмов показа. Особенно это верно для варианта показа «убывание лайков», что объясняется подкреплением влияния начального состояния лайками и возникновением положительной обратной связи. Содержательно, ранний «захват» обсуждений, например, ботами приведет к достижению цели их владельца.

### 3. Заключение

В работе рассмотрена модель формирования информационных каскадов, в которой мнения (относительно некоторого вопроса) агентов не наблюдаемы, а наблюдаемые действия не полностью отражают их мнения. Совершаемые агентами действия (написание комментариев) влияют на мнения действующих впоследствии агентов, тем самым формируя информационный каскад мнений и действий. Как показали вычислительные эксперименты, существенное влияние на такой каскад оказывает алгоритм показа предшествующих действий агенту сети: в обратном хронологическом порядке, по убыванию лайков, или сначала комментарии с заданной позицией. Особенно это верно в том случае, когда агенты просматривают небольшое число комментариев (возможно в силу когнитивных ограничений). Следовательно, относительно простые изменения в алгоритмах онлайн-социальной сети могут оказать косвенное, но решающее воздействие на мнения и предпочтения пользователей в сети, и в итоге – на их действия.

### Литература

1. DeGroot M.H. Reaching a Consensus // Journal of American Statistical Association. — 1974. — No. 69. — P. 118—121.
2. Flache A., Mäs M. et al. Models of Social Influence: Towards the Next Frontiers // The Journal of Artificial Societies and Social Simulation. – 2017. – Vol. 20, No. 4.
3. Новиков Д.А. Модели динамики психических и поведенческих компонент деятельности в коллективном принятии решений // Управление большими системами. 2020. Вып. 85. С. 206–237.
4. 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.
5. 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.
6. Banisch S., Olbrich E. An argument communication model of polarization and ideological alignment //arXiv preprint arXiv:1809.06134. – 2018.
7. Kozitsin I.V. A general framework to link theory and empirics in opinion formation models // Scientific Reports. 2022. V. 12, No 1. <https://www.nature.com/articles/s41598-022-09468-3>.
8. Mäs M., Flache A. Differentiation without distancing. Explaining bi-polarization of opinions without negative influence //PloS one. – 2013. – T. 8. – №. 11. e74516.

9. *Huszár F. et al.* Algorithmic amplification of politics on Twitter //Proceedings of the National Academy of Sciences. – 2022. – Т. 119. – №. 1. e2025334119.
10. *Rossi W. S., Polderman J. W., Frasca P.* The Closed Loop Between Opinion Formation and Personalized Recommendations //IEEE Transactions on Control of Network Systems. – 2021. – Т. 9. – №. 3. – С. 1092-1103.
11. *Губанов Д.А., Петров И.В.* О модели поляризации мнений в социальных сетях / Материалы 12-й междунар. конф. «Управление развитием крупномасштабных систем» (MLSD'2019, Москва, ИПУ РАН). – М, 2019. – С. 1200–1202.
12. *Губанов Д.А., Петров И.В., Чхартишвили А.Г.* Многомерная модель динамики мнений в социальных сетях: индексы поляризации // Проблемы управления. 2020. № 3. С. 26-33.
13. *Чхартишвили А.Г.* Задача нахождения медианного предпочтения индивидов в стохастической модели // Автоматика и телемеханика. 2021. № 5. С. 139-150.
14. *Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г.* Об управлении динамикой многомерных мнений в социальных сетях / Труды 14-й Международной конференции "Управление развитием крупномасштабных систем" (MLSD-2021). М.: ИПУ РАН, 2021. С. 83–90.
15. *Губанов Д.А., Чхартишвили А.Г.* О противоборстве нескольких источников информации, формирующих мнения в социальных сетях / Труды 15-й Международной конференции «Управление развитием крупномасштабных систем» (MLSD'2022). М.: ИПУ РАН, 2022. С. 106–110.
16. *Chkhartishvili A.G., Gubanov D.A., Novikov D.A.* Social Networks: Models of information influence, control and confrontation. – Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2019. 158 p.
17. *Perra N., Rocha L. E. C.* Modelling opinion dynamics in the age of algorithmic personalisation // Scientific reports. – 2019. – Vol. 9. – №. 1. – P. 1-11.
18. *Petrov A.P., Lebedev S.A.* Online Political Flashmob: the Case of 632305222316434 // Computational mathematics and information technologies. – 2019. – No 1. – P. 17–28.