

Известия высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика. 2022. Т. 30, № 3  
Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedeniy. Applied Nonlinear Dynamics. 2022;30(3)

Краткое сообщение

УДК 004.94

DOI: 10.18500/0869-6632-2022-30-3-261-267

## Порождение бифуркации общественного мнения алгоритмами социальных сетей

*А. К. Крылов*

Институт психологии РАН, Москва, Россия

E-mail: [neuru@mail.ru](mailto:neuru@mail.ru)

*Поступила в редакцию 10.11.2021,*

*принята к публикации 19.01.2022, опубликована 31.05.2022*

**Аннотация.** Цель настоящего исследования — рассмотреть возможность нелинейного влияния алгоритмов социальных сетей на мнения пользователей и условия возникновения поляризации мнений в социуме посредством общения в социальной сети. **Методы.** В данной работе используется метод математического моделирования динамики мнений пользователей социальной сети. Рассматривается несколько стратегий отношения пользователей к поступающей информации: стратегия 1 — пользователь положительно относится к информации, близкой его позиции, независимо от направления отличия; стратегия 2 — пользователь положительно относится к той информации, которая выражает его позицию, но более определенно. **Результаты.** Показано, что за счет алгоритма ранжирования информации социальной сетью может происходить поляризация мнений в социуме — формируются два аттрактора. Бифуркация возникает при превышении 40% доли людей, положительно оценивающих позицию, соответствующую их взглядам, но более четкую — доля стратегии 2 в социуме. Если же все пользователи пользуются стратегией 1, то общество приходит к консенсусу — единому среднему мнению, формируется один аттрактор. **Заключение.** Алгоритмы социальной сети могут порождать поляризацию социума или усиливать ее больше, чем при устном общении, без социальной сети интернета. Взаимодействие пользователей в социальной сети существенно нелинейно и алгоритмы социальной сети усиливают нелинейность восприятия информации человеком, создавая односторонний поток поступающей информации.

**Ключевые слова:** моделирование, нелинейность, когнитивная наука, социальные системы, общественное мнение, социальная сеть.

**Благодарности.** Работа выполнена при поддержке РФФИ, грант № 18-29-22045.

**Для цитирования:** Крылов А. К. Порождение бифуркации общественного мнения алгоритмами социальных сетей // Известия вузов. ПНД. 2022. Т. 30, № 3. С. 261–267. DOI: 10.18500/0869-6632-2022-30-3-261-267

*Статья опубликована на условиях Creative Commons Attribution License (CC-BY 4.0).*

## Bifurcation of public opinion created by social media algorithms

A. K. Krylov

Institute of Psychology, Russian Academy of Science, Moscow, Russia  
E-mail: [neuru@mail.ru](mailto:neuru@mail.ru)

Received 10.11.2021, accepted 19.01.2022, published 31.05.2022

**Abstract.** The purpose of this work is to consider the possibility of nonlinear influence of social media algorithms to the users opinions. A social media inherent algorithm of information ranging interacts with the user inherent bias and that increases the positive feedback loop. The result of this interaction is receiving by the user the only one side of an opinion and the user loses the very possibility to receive the opposite information. The conditions for the society polarization by means of a social media are investigated. *Methods.* In this paper, a model of users opinions dynamics was studied. There are two types of user's strategy was considered: strategy 1, when a user puts "like" on information with proximity to his own view, but differed in any direction; strategy 2, when a user puts "like" on information along his own view, but more strict. *Results.* It was shown that for strategy 1 the society comes to a consensus, but for strategy 2 the society polarizes to the two opposite views. Considering the mixed society, where both strategies are used, it was found that the bifurcation to the society polarization appears when there are more than 40% of people using strategy 2. *Conclusion.* The inherent algorithms of social media, which are created to adapt in coming information to the user's interests, creates or amplifies the bias of the user's opinion and locks the user in an information chamber of only one type. That effect is substantially created by the social media algorithm itself. Thus interaction of users within a social media may increase the polarization of a society more than if they would communicate offline.

**Keywords:** cognitive science, opinion dynamics, nonlinearity, nonlinear systems, social science.

**Acknowledgements.** This work was supported by Russian Foundation for Basic Research, grant No. 18-29-22045.

**For citation:** Krylov AK. Bifurcation of public opinion created by social media algorithms. *Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics.* 2022;30(3):261–267. DOI: 10.18500/0869-6632-2022-30-3-261-267

*This is an open access article distributed under the terms of Creative Commons Attribution License (CC-BY 4.0).*

### Введение

Активное использование социальных интернет-сетей (ВКонтакте, Facebook, Youtube, Twitter) увеличивает влияние информации, получаемой из соцсетей, по сравнению с информацией, получаемой из других источников (живое общение, книги, телевидение), что повышает актуальность исследований влияния социальных сетей на формирование мнений в обществе с помощью моделирования (см. обзор моделей в [1]). Влияние социальной сети на мнение людей нелинейно. С одной стороны, пользователи сами определяют, из каких источников получать информацию в соответствии со своими взглядами — устанавливают связи в соцсети с теми, кто разделяет их взгляды [2]. С другой стороны, существует поляризация мнений в обществе, и эти полюсы, как источники информации, способствуют формированию аттракторов мнений с соответствующей нелинейной динамикой, в ряде случаев имеющую фрактальные признаки [3]. Само взаимодействие человека с получаемой из соцсети информацией также нелинейно — информация воспринимается через призму эмоций [4], и получение информации, противоположной мнению человека, может вызывать усугубление его собственной позиции [5].

Содержание информации, получаемой из социальных сетей интернета, зависит не только от выбора человеком постов для прочтения и видео для просмотра, но, в значительной степени, от предлагаемых социальной сетью (в «ленте» от «друзей», в «рекомендованных видео»). Социальная сеть имеет встроенный «алгоритм ранжирования» постов и видео, который определяет, какая информация будет предложена конкретному пользователю. Алгоритмы ранжирования являются коммерческой тайной, но общие принципы наблюдаемы и известны специалистам по

продвижению постов в социальной сети. Постановка «лайка» пользователем приводит к тому, что ему далее с большей вероятностью предлагается: 1) информация от того же автора, которому он поставил «лайк»; 2) источники, которые были положительно оценены теми людьми, которые тоже поставили «лайк» на этот пост — происходит канализация подачи информации и вписывание человека в определенную аудиторию социальной сетью. Это означает, что человек, положительно оценивший некоторую информацию, с большей вероятностью будет получать информацию с аналогичным содержанием, и не будет получать противоположную информацию по этой теме. Таким образом может возникать положительная обратная связь, порожденная алгоритмом социальной сети. Такой алгоритм работы соцсети может способствовать усугублению мнения человека, снижая шансы на изменение мнения. В связи с этим возможны нелинейные эффекты влияния алгоритмов социальной сети на мнения людей. Для проверки этой гипотезы нами проведено модельное исследование.

## 1. Методика

Рассмотрим некоторую тему, в которой каждый человек может придерживаться некоторой позиции между двумя крайними значениями. Это могут быть взгляды на моральные дилеммы (например, отношение к абортам — разрешать или запрещать) или отношение к политическим партиям — много исследований посвящено анализу динамики мнений жителей США к выборам между республиканцами и демократами, или между консерваторами и либералами. Обозначим крайние позиции как 1 («да», «за») и 0 («нет», «против»). Кроме собственной позиции, человек имеет связи в социальной сети с другими пользователями, которые транслируют свои взгляды. Связь с источником информации можно описать числом от 0 (не воспринимает этот источник, нет входящей связи) до 1 (постоянно воспринимает этот источник информации) — получим для группы пользователей матрицу  $W$  связей между ними. Будем использовать модель [6], основанную на теории Дюркгейма — мнение человека смещается к воспринимаемой информации:

$$Opi_n(t+1) = Opi_n(t) + a \left( \frac{\sum_{k=1}^N W_{n,k} * Opi_k(t)}{\sum_{k=1}^N W_{n,k}} - Opi_n(t) \right), \quad (1)$$

Здесь  $Opi_n$  — мнение человека  $n$  по данной теме (вещественное число от 0 — «нет/против», до 1 — «да/за»).  $N$  — количество людей в социуме, они же источники и реципиенты информации. Информационные связи  $W_{n,k}$  с другими пользователями соцсети или информационными каналами социальной сети определяют, чью информацию человек получает. Формула означает, что мнение человека постепенно приближается к мнению тех, с кем он связан в соцсети (кого он читает), и скорость изменения мнения определяется параметром  $a$ .

**1.1. Стратегия 1.** В модели [6], основанной на теории Дюркгейма, предполагается, что человек усиливает свои входящие социально-информационные связи с теми, кто близок к его позиции (стратегия 1):

$$W_{n,k}(t+1) = W_{n,k}(t) + b \left( e^{-c*|Opi_n(t)-Opi_k(t)|} - W_{n,k}(t) \right), \quad (2)$$

где параметр  $b$  определяет скорость изменения связей, коэффициент  $c = 10$ .

В такой модели значима абсолютная близость мнений — например, кто «немного за» ( $Opi_n = 0.6$ ) больше усилит связь с тем, кто «немного против» ( $Opi_k = 0.4$ ; разница 0.2), чем с тем, кто четко «за» ( $Opi_k = 1$ ; разница 0.4), что представляется неправдоподобным, поскольку предполагает, что человек легко меняет свои взгляды.

**1.2. Стратегия 2.** Можно предположить и другую стратегию, в которой человек склонен выбирать тех, кто усиливает его текущее мнение (стратегия 2):

$$W_{n,k}(t+1) = W_{n,k}(t) + b(d - W_{n,k}(t)), \quad (3)$$

В стратегии 2:  $d = 1$  если  $Opi_k(t) > Opi_n(t) > 0.5$  или  $Opi_k(t) < Opi_n(t) < 0.5$ ; иначе  $d = 0$ . Рассмотрим социум, в котором есть люди, использующие стратегии 1 и 2 и проанализируем, как влияет рост количества людей, пользующихся стратегией 2, на динамику мнений в контексте возможного конфликта мнений. Обозначим  $N_2$  процент людей использующих стратегию 2 (остальные — стратегию 1). При  $N_2 = 0$  имеем классический вариант рассмотрения по Дюркгейму.

**1.3. Стратегия 3.** Можно рассмотреть и более мягкую стратегию 3: имея определенную интенцию «за» ( $Opi_n > 0.5$ ) или «против» ( $Opi_n < 0.5$ ) человек предпочитает ставить «лайки» на информацию, которая находится в этом же русле ( $Opi_k < 0.5$  или  $Opi_k > 0.5$ , соответственно), и снижает связь с источниками противоположных взглядов (3). В стратегии 3:  $d = 1$ , если  $Opi_k(t), Opi_n(t) > 0.5$  или  $Opi_k(t), Opi_n(t) < 0.5$ ; иначе  $d = 0$ .

**1.4. Параметры метода.** Расчет итоговой гистограммы результатов моделирования проводился усреднением по 50 итерациям, в каждой по 100 шагов обмена мнениями и изменения связей. Начальное распределение мнений  $Opi_n(1)$  случайное (рис. 1, а). Рассматривался социум из 100 человек ( $N = 100$ ). Скорость изменения мнений  $a = 0.1$ . Динамика модели изучалась при варьировании параметра  $b$  от 0.1 до 0.9.

## 2. Результаты

**2.1. Итоговые распределения мнений.** Модель по стратегии 1 показывает, что для любых значений  $a$  и  $b$  социум усредняет свои стартовые расхождения (см. рис. 1, а) во мнениях, приходя к единому среднему консенсусу (рис. 1, б). В случае стратегии 2 происходит поляризация мнений (рис. 1, в) и она тем сильнее выражена, чем больше параметр  $b$ , который отражает влияние алгоритма соцсети. Аналогично, в стратегии 3 также происходит разделение социума на два лагеря, но менее сильное (рис. 1, д).

**2.2. Динамика формирования мнений.** Далее отдельно представлены результаты для  $b = 0.5$ . В этом случае скорость изменения связей лишь в 5 раз выше, чем скорость изменения мнений  $b = 0.1$ . Это представляется довольно «мягким» вариантом, поскольку скорость изменения связей в социальной сети очень большая — достаточно посмотреть одно видео или поставить «лайк» и алгоритм ранжирования сам вписывает человека в определенную аудиторию, независимо от того, успел ли человек изменить свою позицию. Поэтому навязываемая социальной сетью скорость изменения связей  $b$  можно предполагать еще большей относительно скорости изменения мнений  $a$ . Отметим, что рассматриваем именно начало знакомства пользователя с определенной темой — когда алгоритм социальной сети еще не обнаружил взгляды пользователя и еще не определил, в какую именно аудиторию его включить по его отношению к данной теме. В противном случае, когда пользователь уже имеет опыт взаимодействия в социальной сети с контентом по этой теме, он уже вписан в определенную аудиторию относительно этой темы, поэтому его одиночные оценки уже не имеют такого значения и в этом проявляется нелинейность — первые действия пользователя при восприятии контента имеют больший вес, чем последующие.

Примеры динамики формирования мнений в смешанном социуме показаны на рис. 2. Если все используют только стратегию 1 ( $N_2 = 0\%$ ), то социум приходит к единому среднему консенсусу (рис. 2, слева). В случае, если в социуме 40% людей используют стратегию 2 ( $N_2 = 40\%$ ), и только 60% стратегию 1, результаты получаются иные — социум разбивается на две группы людей, склонных к противоположным взглядам (рис. 2, справа).

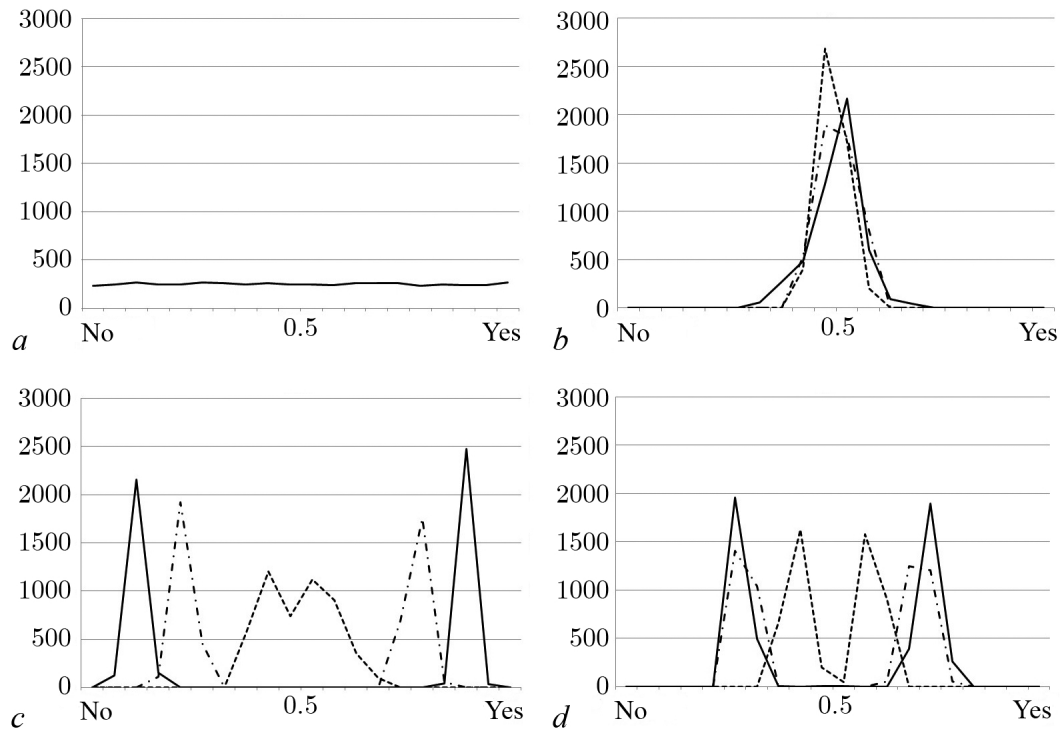


Рис. 1. Гистограммы мнений. По вертикали — количество человек, имеющих данную позицию. Горизонтальная ось представляет мнения от 0 (слева — четкое «нет») до 1 (справа — четкое «да»). *a* — Стартовое распределение. *b* — Результат по стратегии 1. *c* — Результат по стратегии 2. *d* — Результат по стратегии 3. Видно, что поляризация мнений увеличивается с ростом параметра  $b$ :  $b = 0.9$  — сплошная линия,  $b = 0.5$  — штрихпунктирная,  $b = 0.1$  — пунктирная

Fig. 1. Opinions histograms obtained in the model. An opinion is shown on the horizontal axis (“yes” towards right side, “no” towards left side). The vertical axis represents the number of user having that opinion. *a* — Start distribution. *b* — Result of the strategy 1. *c* — Result of the strategy 2. *d* — Result of the strategy 3. The polarization of opinions is increasing with parameter  $b$ :  $b = 0.9$  — solid line,  $b = 0.5$  — dashed-dotted line,  $b = 0.1$  — dotted line

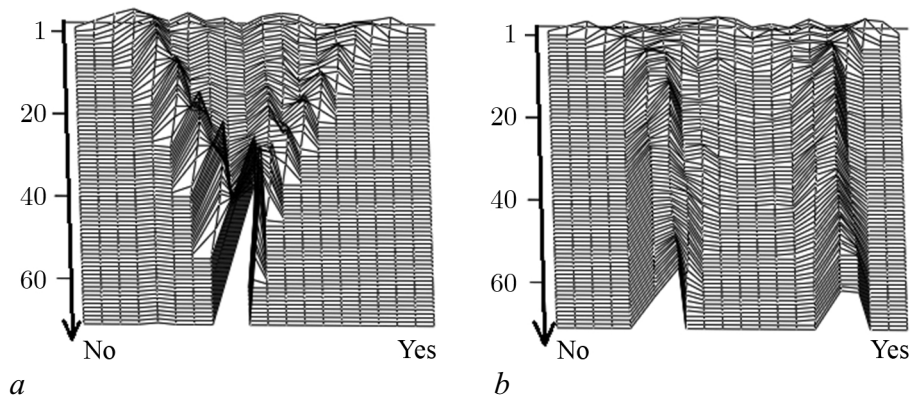


Рис. 2. Динамика мнений в модели. Горизонтальная ось представляет мнения от 0 (слева — четкое «нет») до 1 (справа — четкое «да»). Высота столбца представляет количество людей, придерживающихся этого мнения. Вертикальная ось представляет временные шаги модели (увеличивающиеся вниз). *a* — Стратегия 1,  $N2 = 0\%$ . Общество приходит к консенсусу. *b* —  $N2 = 40\%$ . Там появляется поляризация

Fig. 2. Dynamics of opinions in the model. Horizontal axis represents opinions (“yes” towards right side, “no” towards left side). A column height represents the number of people having this opinion. Vertical axis represents the model time steps (increasing down). *a* — Strategy 1,  $N2 = 0\%$ . The society comes to a consensus. *b* —  $N2 = 40\%$ . There a polarization appears

**2.3. Смешанный социум.** Результаты для разных значений  $N_2$  (пропорция людей, использующих стратегию 2) показаны на рис. 3. При низких значениях  $N_2$  (от 0% до 10%) социум приходит к консенсусу, далее, с ростом  $N_2$  до 35% консенсус распадается и социум имеет широкое разнообразие взглядов, а при дальнейшем увеличении  $N_2$  от 40% и более — социум разбивается на две четкие группы, имеющие разные позиции.

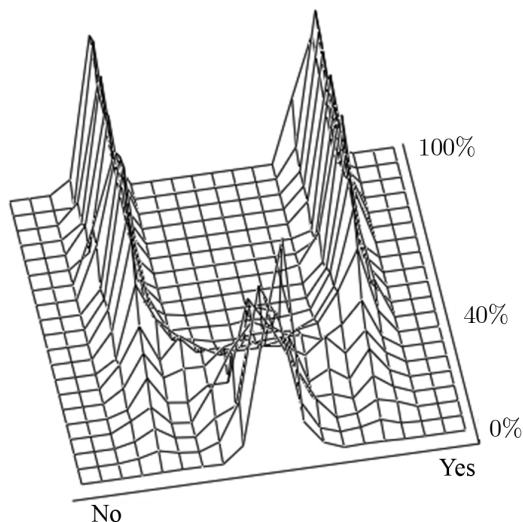


Рис. 3. Статистика результатов для разной величины  $N_2$  (вертикальная ось). По горизонтали — позиция, измеряемая от 0 — четкое «нет», до 1 — четкое «да». Высота столбцов отражает количество человек, придерживающихся данного мнения после 100 шагов обмена мнениями. Видно, что с увеличением доли людей, использующих стратегию 2 от 0% до 35% социум перестает иметь консенсус, а при значениях от 40% и более — социум разбивается на две четкие группы с разными взглядами

Fig. 3. Opinions histograms obtained in the model depending on the percentage of people having strategy 2 (vertical axis on the right). Horizontal axis represents opinions (“yes” towards right side, “no” towards left side). A column height represents the number of people having this opinion. When the percent of people using strategy 2 increases above 40% the socium divides to two groups with opposite views

### Заключение

Влияние современных алгоритмов социальной сети на получение информации пользователями может приводить к разбиению социума на два лагеря и способствовать созданию социального конфликта мнений. Такой конфликт возникает, если в социуме большой процент людей, склонных положительно оценивать информацию, соответствующую их взглядам. В рассмотренной модели получено, что при увеличении доли таких людей от 40% и более происходит бифуркация — социум разбивается на две четкие группы, имеющие противоположные позиции, при том, что изначально социум имеет равномерное распределение мнений. Полученные результаты показывают, что алгоритмы соцсетей могут усиливать поляризацию мнений в обществе, поскольку жестко канализируют получаемую человеком информацию на основе его текущего мнения. Этот феномен усиливается социальной сетью ввиду того, что скорость изменений информационных связей ( $b$  в модели) в соцсети существенно превышает скорость изменения мнения ( $a$  в модели). Таким образом, рост популярности социальных сетей, в которых владельцами встроены алгоритмы ранжирования информации на основе интересов пользователей, способствует усилению положительной обратной связи и порождает существенную нелинейную динамику в позициях социума, формируя даже из равномерного распределения поляризацию общества на две части.

### Список литературы

1. *Prasetya H. A., Murata T.* A model of opinion and propagation structure polarization in social media // *Comput. Soc. Netw.* 2020. Vol. 7, no. 1. P. 2. DOI: 10.1186/s40649-019-0076-z.
2. *Bakshy E., Messing S., Adamic L. A.* Exposure to ideologically diverse news and opinion on Facebook // *Science.* 2015. Vol. 348, no. 6239. P. 1130–1132. DOI: 10.1126/science.aaa1160.
3. *Xiong F., Liu Y.* Opinion formation on social media: An empirical approach // *Chaos.* 2014. Vol. 24, no. 1. P. 013130. DOI: 10.1063/1.4866011.

4. *Törnberg P., Andersson C., Lindgren K., Banisch S.* Modeling the emergence of affective polarization in the social media society // *PLoS ONE*. 2021. Vol. 16, no. 10. P. e0258259. DOI: 10.1371/journal.pone.0258259.
5. *Bail C. A., Argyle L. P., Brown T. W., Bumpus J. P., Chen H., Hunzaker M. B. F., Lee J., Mann M., Merhout F., Volfovsky A.* Exposure to opposing views on social media can increase political polarization // *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* 2018. Vol. 115, no. 37. P. 9216–9221. DOI: 10.1073/pnas.1804840115.
6. *Mäs M., Flache A., Helbing D.* Individualization as driving force of clustering phenomena in humans // *PLoS Comput. Biol.* 2010. Vol. 6, no. 10. P. e1000959. DOI: 10.1371/journal.pcbi.1000959.

## References

1. Prasetya HA, Murata T. A model of opinion and propagation structure polarization in social media. *Comput. Soc. Netw.* 2020;7(1):2. DOI: 10.1186/s40649-019-0076-z.
2. Bakshy E, Messing S, Adamic LA. Exposure to ideologically diverse news and opinion on Facebook. *Science*. 2015;348(6239):1130–1132. DOI: 10.1126/science.aaa1160.
3. Xiong F, Liu Y. Opinion formation on social media: An empirical approach. *Chaos*. 2014;24(1):013130. DOI: 10.1063/1.4866011.
4. Törnberg P, Andersson C, Lindgren K, Banisch S. Modeling the emergence of affective polarization in the social media society. *PLoS ONE*. 2021;16(10):e0258259. DOI: 10.1371/journal.pone.0258259.
5. Bail CA, Argyle LP, Brown TW, Bumpus JP, Chen H, Hunzaker MBF, Lee J, Mann M, Merhout F, Volfovsky A. Exposure to opposing views on social media can increase political polarization. *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* 2018;115(37):9216–9221. DOI: 10.1073/pnas.1804840115.
6. Mäs M, Flache A, Helbing D. Individualization as driving force of clustering phenomena in humans. *PLoS Comput. Biol.* 2010;6(10):e1000959. DOI: 10.1371/journal.pcbi.1000959.



*Крылов Андрей Константинович* — родился в Москве (1975). Окончил факультет ВМК МГУ по направлению «Прикладная математика» (1996). Защитил диссертацию на соискание учёной степени кандидата психологических наук по специальности «Психофизиология» (2007, Институт психологии РАН). С 2003 года работает в Институте психологии РАН, старший научный сотрудник. Научные интересы — математическое моделирование, нейронаука, когнитивные исследования. Опубликовал более 60 научных работ по указанным направлениям.

Россия, 129366 Москва, ул. Ярославская, 13  
 Институт психологии РАН  
 E-mail: [neuru@mail.ru](mailto:neuru@mail.ru)  
 ORCID: 0000-0002-7845-231X  
 AuthorID (eLibrary.Ru): 184860