

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССОВ ФОРМИРОВАНИЯ МНЕНИЙ: ОТ ПОЛНОГО ПЕРЕМЕШИВАНИЯ К СТОХАСТИЧНОЙ БЛОЧНОЙ СТРУКТУРЕ¹

Гежа В.Н., Губанов А.В., Черевичная Н.В., Козицин И.В.

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва, Россия
gezha.vn@phystech.edu, derzhiarbus@yandex.ru, cherevichnaia.nv@phystech.edu, kozitsin.ivan@mail.ru

Аннотация. Представлены результаты вычислительных экспериментов со SCARDO-моделью, в которых динамика модели сопоставлялась с численным решением приближения среднего поля, построенным в рамках предположения о том, что социальных граф описывается стохастической блочной моделью. Продемонстрирована возросшая точность по сравнению с приближением среднего поля, полученным для полностью перемешанной популяции.

Ключевые слова: SCARDO-модель, приближение среднего поля, стохастическая блочная модель.

Введение

Описание динамики сложных социальных систем, характеризуемых нетривиальной структурой взаимосвязей, требует применения методов математического моделирования, позволяющих оценивать не только прямые, но и косвенные последствия того или иного управленческого воздействия. В связи с этим агент-ориентированные модели влияния (их также называют моделями динамики мнений) приобрели большое значение при изучении процессов формирования мнений людей в социальных группах [1-2]. С помощью таких моделей ученые исследуют каким образом те или иные механизмы влияния, определяющие динамику мнений людей на микроскопическом уровне – уровне отдельных агентов – сказываются на макроскопических свойствах системы и приводят к тем или иным макросостояниям общественного мнения, таким как консенсус или поляризация [3].

Вместе с тем, на данный момент времени остаются до конца неизвестными количественные аспекты особенностей формирования мнений людей, что затрудняет применение моделей динамики мнений для описания процессов социального влияния в реальных социальных системах и разработки эффективных стратегий управления такими структурами [4-5]. В связи с этим в работе [6] был предложен гибкий фреймворк для описания процессов влияния, позволяющий кодировать основные процессы влияния как качественно, так и количественно, сохраняя “сложность” математического аппарата при этом неизменной. Соответствующая модель, получившая в дальнейшем именование SCARDO (от англ. – Stochastic Conditional Arranged Discrete Opinions), была расширена в нескольких направлениях с тем, чтобы сделать ее более адекватной для описания социальной динамики реальных систем. В модель были инкорпорированы алгоритмы ранжирования, добавлена типизация агентов, имплементирована динамика социального графа. Важное направление исследований было связано с построением приближения среднего поля, позволяющего описывать динамику модели аналитически, в терминах макропоказателей общественного мнения [7].

Вместе с тем вычислительные эксперименты показали, что данное приближение показывает не очень высокую точность при описании динамики мнений на социальных сетях со сложной структурой, в которых характеристики агентов коррелируют с их положением в сети [8]. Для преодоления данной проблемы в работе [9] было предложено при построении приближения среднего поля вместо предположения о полном перемешивании – когда социальная сеть является полным графом – использовать стохастическую блочную модель, в которой различными блоками соответствуют агенты разных типов [10]. Такой подход к моделированию структуры сети позволяет эффективно описывать наличие в ней сообществ – относительно плотных подграфов, – обладающих, возможно, схожими характеристиками вершин. Классическим примером таких сообществ являются информационные пузыри в социальных медиа [11].

Цель настоящей работы – проверить оправданность такого подхода путем проведения вычислительных экспериментов со SCARDO-моделью и сопоставления полученных результатов с решениями кинетического уравнения приближения среднего поля в двух различных сценариях – для гипотезы о полном перемешивании и стохастической блочной модели.

¹ Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ (проект 24-71-00070)

1. Приближение среднего поля для SCARDO-модели

SCARDO-модель описывает динамику мнений агентов как последовательность диадических контактов случайно выбранных соседей социального графа в дискретном времени. Считается, что каждый агент описывается двумя характеристиками – мнением из множества $Z = \{Z_1, \dots, Z_m\}$ (динамический параметр) и типом из множества $\Xi = \{\Xi_1, \dots, \Xi_M\}$ (считается неизменным). При этом ключевую роль при описании этих контактов являются параметры $p_{s,l,k}^{f,r} \in [0,1]$, задающие результат каждого взаимодействия при помощи распределения, которое является функцией мнений и типов взаимодействующих агентов. В результате для заданного набора верхних и нижних индексов величина $p_{s,l,k}^{f,r}$ определяет вероятность того, что мнение агента в результате взаимодействия примет значение Z_k при условии, что его текущее мнение есть Z_s , его тип – Ξ_f , а мнение и тип субъекта влияния – Z_l и Ξ_r соответственно. При этом каждый контакт предполагается односторонним (пересмотру подлежит мнение только одного агента), что подчеркивает природу взаимодействия в современных социальных медиа-платформах, когда источниками влияния выступают не сами пользователи, а их действия – посты, комментарии, лайки и проч.

В работе [9] была представлена расширенная версия SCARDO-модели, учитывающая неоднородность активности агентов. В этой же работе для расширенной версии SCARDO-модели в предположении, что число агентов в системе велико и структура социального графа описывается стохастической блочной моделью, в рамках которой блокам вершин соответствуют популяции агентов с различными типами, было построено приближение среднего поля, имеющее вид системы обыкновенных дифференциальных уравнений. В этой системе неизвестными являются доли (относительно общего числа агентов в системе) агентов-сторонников различных мнений с учетом их типов – $y_{a,f}$, где нижние индексы $a \in \{1, \dots, m\}$ и $f \in \{1, \dots, M\}$ задают мнение Z_a и тип Ξ_f соответственно. В приближении учтена работа алгоритмов ранжирования, задаваемая параметрами $\Delta_{s,l}^{f,r} \in [0,1]$, где нижние индексы $s \in \{1, \dots, m\}$ и $l \in \{1, \dots, m\}$ соответствуют мнениям объекта и субъекта влияния, а верхние индексы $f \in \{1, \dots, M\}$ и $r \in \{1, \dots, M+1\}$ – их типам. Величина $\Delta_{s,l}^{f,r}$ определяет вероятность того, что выбранные для взаимодействия агенты с данными характеристиками будут коммуницировать. Это связано с тем, что алгоритм ранжирования платформы может воспрепятствовать коммуникации [11]. Зависимость данной величины от характеристик агентов подчеркивает персонафицированность такого рода алгоритмов.

Специальный тип Ξ_{M+1} соответствует агентам, управляемым извне некоторым заинтересованным лицом. Данные агенты считаются невосприимчивыми ко влиянию (интерпретация – боты или реклама в онлайн-социальных платформах). Они действуют таргетированно, разбиваясь на непересекающиеся группы, каждая из которых взаимодействует со своим типом обычных (нативных) агентов. Мнения агентов влияния в приближении среднего поля учтены при помощи зависящих от времени параметров u_l^f , где для заданных $l \in \{1, \dots, m\}$ и $f \in \{1, \dots, M\}$ величина u_l^f определяет долю агентов управления (относительно общего числа агентов), воздействующих на нативных агентов с типом Ξ_f и мнением Z_l (структура контактов так же определяется стохастической блочной моделью, где каждой группе агентов влияния соответствует свой блок, а численности блоков, как и мнения в них могут меняться со временем, отражая внешние целеуказание и инструкции). Кинетическое уравнение приближения среднего поля имеет следующий вид:

$$\frac{dy_{a,f}}{d\tau} = \frac{1}{A \cdot B^f(\tau)} \sum_{s=1}^m \sum_{l=1}^m \sum_{k=1}^m y_{s,f} \pi_f \left[\sum_{r=1}^M y_{l,r} \pi_r \rho_{f,r} \Delta_{s,l}^{f,r} p_{s,l,k}^{f,r} + u_l^f(\tau) \pi_{M+1} \rho^f(\tau) \Delta_{s,l}^{f,M+1} p_{s,l,k}^{f,M+1} \right] \times (\delta_{k,a} - \delta_{s,a}), \quad a \in \{1, \dots, m\}, \quad f \in \{1, \dots, M\},$$

где $\pi_r > 0$ – параметр, описывающий активность агентов, имеющих тип Ξ_r , который линейно связан с вероятностью агента быть выбранным для взаимодействия и в качестве объекта влияния, и в качестве субъекта влияния, $\rho_{f,r} \in [0,1]$ и $\rho^f \in [0,1]$ – параметры стохастической блочной модели (первые отвечают за связи между нативными агентами, вторые – между нативными агентами и агентами управления), $\delta_{k,a}$ – символ Кронекера ($\delta_{k,a} = 1$ если $k = a$ и 0 в противном случае), а A и $B^f(\tau)$ – нормировочные величины, задаваемые соотношениями:

$$A = \sum_{f=1}^M n_f \pi_f + u \pi_{M+1}, \quad B^f(\tau) = \sum_{r=1}^M n_r \pi_r \rho_{f,r} + u^f(\tau) \pi_{M+1} \rho^f(\tau).$$

Динамика системы протекает в непрерывном масштабированном времени τ , которое с исходным дискретным временем связано соотношением $\tau = \frac{t}{N}$, $\delta\tau = \frac{1}{N}$, где N – общее число агентов в системе. В выражениях выше n_f – совокупная доля нативных агентов с типом Ξ_f , а $u^f(\tau)$ – доля агентов влияния, коммуницирующих с нативными агентами типа Ξ_f в момент времени τ . При этом u – суммарная доля агентов влияния.

Приведенное кинетическое уравнение содержательно рассматривать в совокупности с начальным условием на фазовые переменные:

$$y_{a,f}(\tau_0) = q_{a,f}, \quad a \in \{1, \dots, m\}, \quad f \in \{1, \dots, M\}, \quad (1)$$

где величины $q_{a,f}$ должны удовлетворять естественным ограничениям:

$$q_{a,f} \geq 0, \quad \sum_{a=1}^m \sum_{f=1}^M q_{a,f} \leq 1.$$

Далее для краткости кинетическое уравнение вкпе с начальным условием (1) будем именовать задачей Коши (1). В работе [9] было показано, что при условии, что функции, описывающие агентов управления (которые задаются экзогенно) являются непрерывными, рассматриваемая задача Коши имеет единственное решение, которое неотрицательно и продолжимо на всю числовую ось. Последнее особенно важно в силу того, что система уравнений является нелинейной. При этом первыми интегралами рассматриваемой динамической системы являются функции вида $\sum_{a=1}^m y_{a,f}$ ($f \in \{1, \dots, M\}$), характеризующие долю нативных агентов заданного типа Ξ_f (физический смысл: типы агентов неизменны). Эти интегралы накладывают естественные ограничения, которым должны удовлетворять решения задачи Коши (1).

2. Численный метод решения задачи Коши (1)

В данной работе для решения задачи Коши (1) предлагается использовать численный алгоритм, основанный на прямом методе Рунге-Кутты четвертого порядка. Поскольку при численном решении задачи Коши (1) могут быть нарушены фазовые ограничения, связанные с неотрицательностью фазовых переменных и неизменностью типов агентов (этот факт был установлен в рамках пилотных экспериментов), в алгоритм необходимо имплементировать процедуру корректировки, которая в случае нарушения фазовых ограничений ищет ближайшее к найденному приближению (в терминах Фробениусовой нормы) состояние, удовлетворяющее этим ограничениям. Для этого решается вспомогательная задача условной оптимизации. Отметим, что без имплементирования данной процедуры возможны сценарии, при которых все фазовые переменные стремятся к нулю или уходят в плюс бесконечность. Данный численный алгоритм был реализован в виде программного комплекса на языке Python 3.

3. Результаты

Для оценки точности описанного выше приближения среднего поля была проведена серия вычислительных экспериментов с различными топологиями и разными способами инициализации агентов. Особое внимание при этом уделялось графам, характеризующимся высокими показателями модулярности и ассортативности [12]. Эксперименты проводились как с синтетическими социальными графами, в которых необходимые уровни ассортативности и модулярности достигались путем “ручной” инициализации характеристик вершин с учетом структуры сети, так и с эмпирическим социальным графом, полученным из медиа-платформы ВКонтакте и характеризующимся естественно высокими значениями данных характеристик (использовались данные из статьи [13]). В качестве параметров вершин рассматривались (i) мнение относительно политической повестки и (ii) возраст (тип). Эти графы “аппроксимировались” при помощи стохастической блочной модели с соответствующе подобранными параметрами.

Опишем алгоритм идентификации (см. Рисунок 1). Сначала в графе выделяются блоки на основании типов вершин (выделены цветом). Далее для каждой пары блоков рассчитываются количества ребер между ними, также рассчитываются количества внутри-блочных ребер. На основании этих показателей оцениваются вероятности образования связей для всех типов внутри- и меж-блочных ребер, после чего находится численное решение кинетического уравнения с идентифицированными параметрами. Отметим, что граф, представленный на Рисунке 1, не является модулярным и характеризуется низким

уровнем ассортативности, поскольку вероятность возникновения меж-типовых связей ($\frac{7}{3*5} \approx 0.47$) выше, чем вероятности появления внутри-типовых связей ($\frac{1}{2*3/2} = \frac{1}{3}$ для блока 1 и $\frac{2}{4*5/2} = \frac{1}{5}$ для блока 2).

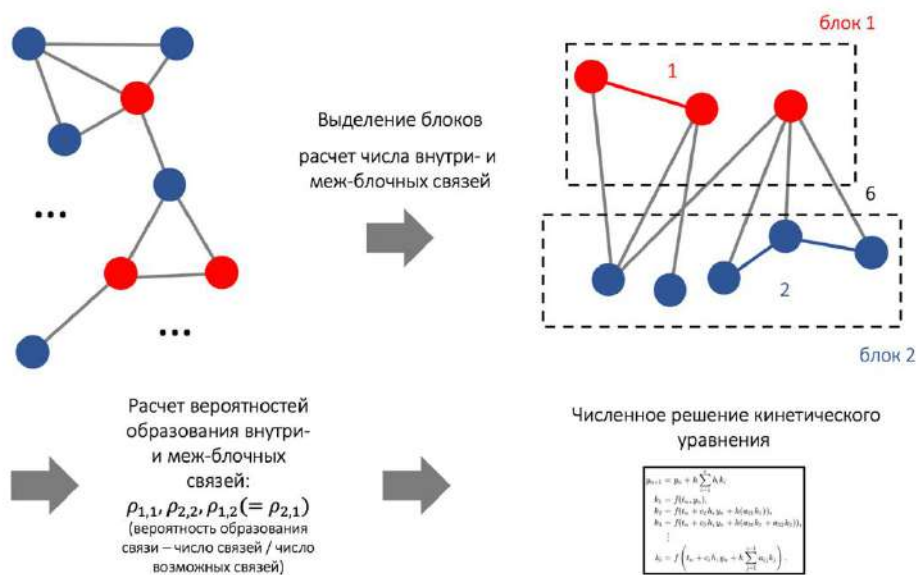


Рис. 1. Алгоритм идентификации стохастической блочной модели по заданной сети

Параметры, не связанные со структурой сети и типами вершин, идентифицировались либо на основании эмпирических данных, либо в рамках простейших модельных сценариев. После этого для идентифицированной SCARDO-модели проводилась серия независимых имитационных экспериментов, результаты которых сопоставлялись с численным решением актуальной версии приближения среднего поля, а также численным решением кинетического уравнения приближения среднего поля для сценария с полным перемешиванием.

Эксперименты, проведенные с предыдущей версией приближения среднего поля, которое было построено в рамках предположения о том, что социальный граф является полным, показали, что данное приближение демонстрирует достаточно низкую точность при описании процессов динамики мнений на модулярных и ассортативных социальных графах [8]. Одна из основных гипотез работы [9] заключалась в том, что использование стохастической блочной модели при построении приближения среднего поля должно способствовать росту точности последнего, поскольку данная модель графа позволяет “аппроксимировать” модулярные и ассортативные социальные сети путем соответствующей настройки параметров стохастической блочной модели – за счет увеличения относительной плотности внутри-блочных (соответственно внутри-типовых) связей. Отчасти эта гипотеза оправдалась – вычислительные эксперименты показали, что новая версия приближения среднего поля демонстрирует БОльшую точность, однако полного соответствия между численными решениями и динамикой исходной, агентной модели не наблюдается – см. Рисунки 2 и 3. На Рисунке 2 представлены 10 независимых экспериментов со SCARDO-моделью, проведенных на синтетической модулярной ассортативной социальной сети (показаны тонкими линиями), для трехэлементной азбуки мнений и двух типов нативных агентов ($N = 2000$). Величины y_1, y_2, y_3 есть доли нативных агентов с заданным мнением без учета типа и определяются как $y_1 = y_{1,1} + y_{1,2}, y_2 = y_{2,1} + y_{2,2}$ и $y_3 = y_{3,1} + y_{3,2}$. Закрашенные области показывают разброс результатов экспериментов для каждого из показателей. Пунктиром изображено численное решение новой версии приближения среднего поля, точкой тире – численное решение приближения среднего поля при полном перемешивании. На Рисунке 3 представлены 10 независимых экспериментов со SCARDO-моделью, проведенных на модулярной ассортативной социальной сети (показаны тонкими линиями), для трехэлементной азбуки мнений и двух типов нативных агентов ($N = 27,861$). Для построения социальной системы использовались данные из работы [13]. Обозначения на Рисунке 3 повторяют те, что были использованы для Рисунка 2.

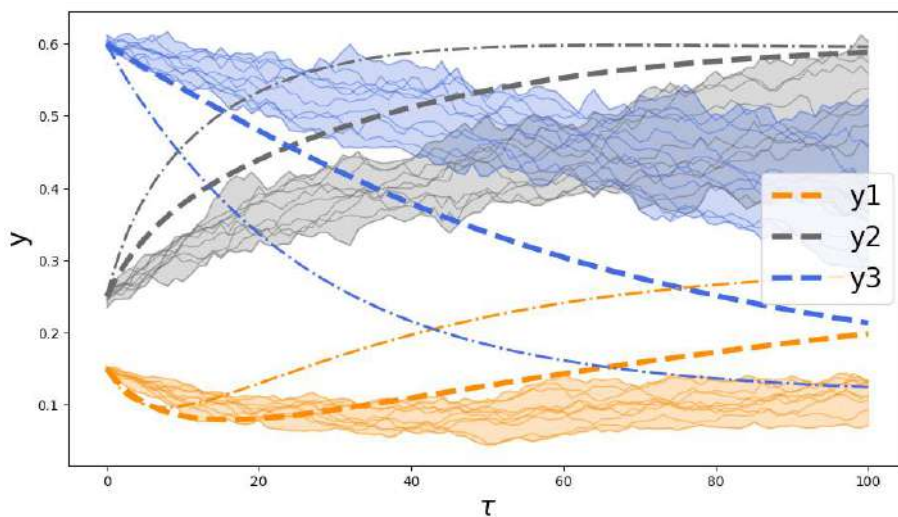


Рис. 2. Результаты экспериментов со SCARDO-моделью, проведенных на синтетической модулярной ассортативной социальной сети

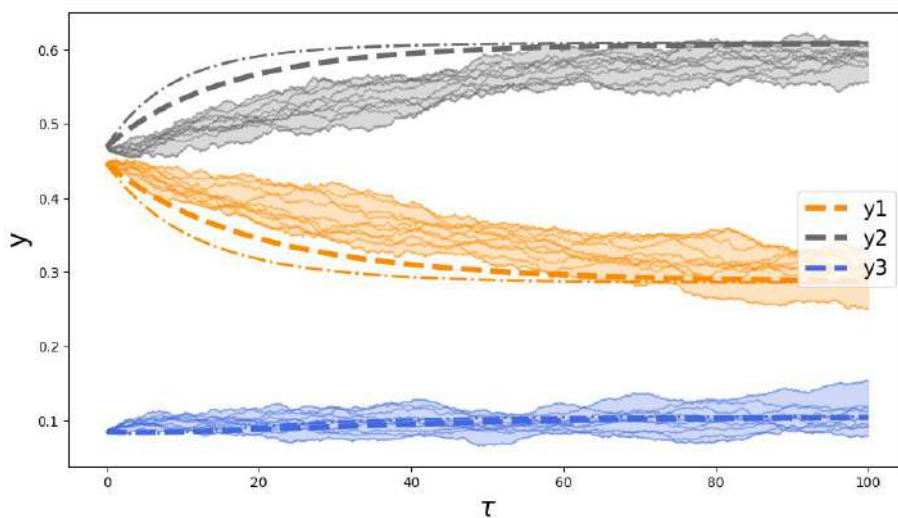


Рис. 3. Результаты экспериментов со SCARDO-моделью, проведенных на эмпирической модулярной ассортативной социальной сети

4. Заключение

В работе представлены результаты вычислительных экспериментов, направленных на изучение точности приближения среднего поля для SCARDO-модели, построенной при допущении, что социальная сеть не является полным графом (как в случае гипотезы о полном перемешивании), а описывается стохастической блочной моделью, в которой блокам соответствуют агенты различных типов. Эксперименты показали, что такой подход позволяет с большей точностью описывать динамику мнений на сетевых структурах, характеризующихся высокими уровнями ассортативности и модулярности, по сравнению с приближением среднего поля, полученным в рамках гипотезы о полном перемешивании.

Литература

1. Proskurnikov A.V., Tempo R. A tutorial on modeling and analysis of dynamic social networks. Part I // Annual Reviews in Control. – 2017. – Vol. 43. – P. 65–79.
2. Proskurnikov A.V., Tempo R. A tutorial on modeling and analysis of dynamic social networks. Part II // Annual Reviews in Control. – 2018. – Vol. 45. – P. 166–190.
3. Flache A. et al. Models of social influence: Towards the next frontiers // JASSS. – 2017. – Vol. 20, № 4. – P. 2.
4. Mäs M. Challenges to simulation validation in the social sciences. A critical rationalist perspective // Computer Simulation Validation: Fundamental Concepts, Methodological Frameworks, and Philosophical Perspectives. – 2019. – P. 857–879.

5. *Liu S. et al.* Job Done? New Modeling Challenges After 20 Years of Work on Bounded-Confidence Models // JASSS. – 2023. – Vol. 26, № 4. – P. 8.
6. *Kozitsin I.V.* A general framework to link theory and empirics in opinion formation models // Scientific reports. – 2022. – Vol. 12, № 1. – P. 5543.
7. *Kozitsin I.V.* Modeling Opinion Dynamics: Ranking Algorithms on Heterogeneous Populations // Proc. of the 2022 4th International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA). – IEEE, 2022. – P. 198–203.
8. *Kozitsin I.V.* Optimal control in opinion dynamics models: diversity of influence mechanisms and complex influence hierarchies // Chaos, Solitons & Fractals. – 2024. – Vol. 181. – P. 114728.
9. *Gezha V.N., Kozitsin I.V.* Macroscopic Description of Structured Heterogeneous Online Social Systems with Dynamical Opinions // Proc. of the 2024 6th International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA). – IEEE, 2024. – P. 133–138.
10. *Holland P.W., Laskey K.B., Leinhardt S.* Stochastic blockmodels: First steps // Social networks. – 1983. – Vol. 5, № 2. – P. 109–137.
11. *Cinus F. et al.* The effect of people recommenders on echo chambers and polarization // Proc. of the International AAAI Conference on Web and Social Media. – 2022. – Vol. 16. – P. 90–101.
12. *Newman M.E.J.* Mixing patterns in networks // Physical review E. – 2003. – Vol. 67, № 2. – P. 026126.
13. *Gezha V.N., Kozitsin I.V.* The effects of individuals' opinion and non-opinion characteristics on the Organization of Influence Networks in the online domain // Computers. – 2023. – Vol. 12, № 6. – P. 116.