

УДК 519.876.2

**МОДЕЛЬ ИЗМЕНЕНИЯ ЦЕЛЕВЫХ ПРЕДПОЧТЕНИЙ ПОТРЕБИТЕЛЕЙ  
ПОД ВОЗДЕЙСТВИЕМ ИНФОРМАЦИОННЫХ СТИМУЛОВ**

Р.Р. Исмагилов

Научный руководитель: доцент, к.ф.-м.н., М.Е. Семёнов

Национальный исследовательский Томский политехнический университет,

Россия, г. Томск, пр. Ленина, 30, 634050

E-mail: rri10@tpu.ru

**DYNAMIC MODEL OF CONSUMER TARGET PREFERENCES INFLUENCED BY INFORMATION  
EFFECTS**

R.R. Ismagilov

Scientific Supervisor: PhD, Associate Prof. M.E. Semenov

Tomsk Polytechnic University, Russia, Tomsk, Lenin ave., 30, 634050

E-mail: rri10@tpu.ru

**Abstract.** *This article provided designing a program to model social selection and social influence of consumers. The dynamic actor-oriented model has been implemented by the RSiena package. Model effects estimates, their standard errors, and t-convergence coefficients were obtained using the method of moments. P-values of goodness of fit of indegree and outdegree distribution test are equal to 0.496 and 0.629 respectively which indicates good quality of the proposed model.*

**Введение.** Динамические процессы в социальных сетях обусловлены различными социальными механизмами, затрагивающими характеристики как отдельных участников, так и локальных структур. Социальная *селекция* наблюдается, когда один человек выбирает или образует новую социальную связь с другим человеком, похожим на него по определенной релевантной характеристике. Одно из следствий социальной селекции – социальное *влияние*, которое имеет место, когда поведение (статус) одного человека в результате социальной селекции изменяется так, что становится похожим или непохожим на поведение другого человека или группы людей.

Целью работы является разработка компьютерной программы для моделирования социальной динамики, учитывающей как *селекцию*, так и *влияние*. Данная модель позволила отслеживать и прогнозировать изменение целевых предпочтений потребителей под воздействием информационных стимулов. В качестве таких стимулов мы использовали публикации в сообществе (<https://vk.com/efkocase>), а исходных данных – комментарии и номинирования в данном сообществе.

**Материалы и методы исследования.** Для сбора исходных данных было создано публичное сообщество (16 пользователей) в социальной сети ВКонтакте, затем мы последовательно разместили четыре публикации с периодом около недели, посвященные вегетарианству. Участники сообщества выражали свое мнение к содержанию публикации через комментарии к ней, а также номинировали понравившиеся им комментарии с использованием кнопки “Нравится”. Для формирования выборки мы использовали API Вконтакте (Python) и учитывали только один (первый) комментарий и все

номинации под каждой публикацией. Далее мы классифицировали и закодировали комментарии: 1 – положительный, 2 – нейтральный, 3 – отрицательный и построили социальную сеть (рис. 1) для каждой временной точки (волны) [1], где вершины сети – участники сообщества, а дуги отражают номинации. Цвет вершины (атрибут) соответствует статусу члена сообщества: зеленый – положительное отношение, белый – нейтральное, красное – отрицательное, форма вершины – полу: квадрат – мужской, круг – женский.

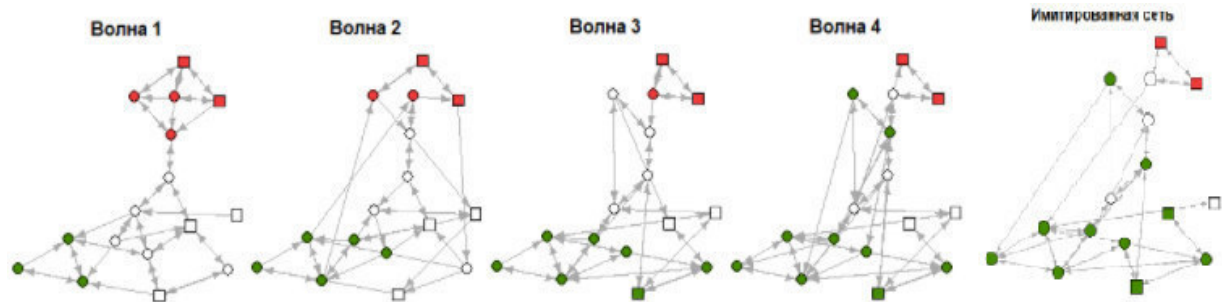


Рис. 1. Состояние сети в четырех временных точках и имитированная сеть для волны 4

Для анализа поведения пользователей и динамики сети мы использовали стохастическую агентно-ориентированную модель, основанную на идее – члены сообщества (акторы) изменяют свои связи и статусы с целью оптимизации своего положения в сети [1]. Моделирование *селекции* происходит последовательно – допускается одно изменение для одного пользователя на одном шаге моделирования, в то время как *влияние* осуществляется непрерывно – за одну итерацию статус могут изменить все члены сообщества. В результате моделирования (500 итераций) мы симулировали сеть для волны 4 (рис. 1, справа). Для оценки параметров модели мы использовали метод моментов. Пусть  $\vartheta = (\vartheta_1, \vartheta_2, \dots, \vartheta_k)$  – вектор параметров модели и  $S$  соответствующий им вектор статистик,  $E_g[S]$  – математическое ожидание статистики,  $s$  – наблюдаемое значение статистики. Тогда оценка весов модели является решением системы, где  $M$  – количество функций интенсивности,  $N$  – количество эффектов модели [2]:

$$\begin{cases} E_g[S_{\rho_m} | X(t_{m-1}) = x(t_{m-1})] = s_{\rho_m}, m = 1, 2, \dots, M \\ \sum_{p=1}^3 E_g[S_k(X(t_p)) | X(t_{p-1}) = x(t_{p-1})] = \sum_{p=1}^3 s_k(x(t_p)), k = 1, 2, \dots, N \end{cases}$$

При моделировании мы использовали  $N=8$  эффектов (Таблица 1), которые оказались значимы: коэффициент сходимости  $|t| < 0,1$ . Эффекты можно классифицировать [1]: 1) network dynamics – оказывают влияние на изменение связей в сети (строки 1-6), 2) behavior dynamics – влияют на статус актора (строки 7-8); а также 1) covariate effects – зависят от ковариат (строки 3-7), 2) structural effects – зависят от структуры сети (строки 1, 2) и 3) комбинация 1 и 2 типов (строка 8). Значения  $\hat{\vartheta}_1, \hat{\vartheta}_5 < 0$ , что означает: акторы склонны не устанавливать новые связи без каких-либо внешних факторов (эффект 1), предпочтение актора меняется после установления связи, а не наоборот (эффект 5).

Таблица 1

Оценка эффектов модели, стандартная ошибка (SSE) и коэффициент  $t$ -сходимости

№	Эффект (гипотеза)	Функция	$\hat{g}$	SSE	$t$
1	Актеры склонны образовывать новые связи	$s_{i1}(x) = \sum_j x_{ij}$ , где $x_{ij} = 1$ есть связь, $x_{ij} = 0$ – нет связи	<b>-2,2386</b>	0,3283	-0,0476
2	Актеры склонны образовывать взаимные связи	$s_{i2}(x) = \sum_j x_{ij} x_{ji}$	2,2894	0,3599	-0,0172
3	Актеры одного пола более вероятны в установлении связей	$s_{i3}(x) = \sum_j x_{ij} \chi u_i = u_j$ , $\chi$ – функция индикатор	0,6070	0,2378	0,0110
4	Актеры отмечают комментарии в зависимости от своих предпочтений	$s_{i4}(x) = u_i x_{i+}$	0,1579	0,1984	-0,0025
5	Статус комментатора влияет на связь между актором и комментатором	$s_{i5}(x) = \sum_j x_{ij} u_j$	<b>-0,3706</b>	0,2227	0,0122
6	Актеры с одинаковыми статусами более вероятны в установлении связей	$s_{i6}(x) = \sum_j x_{ij} \chi u_i = u_j$	0,1579	0,3369	-0,0025
7	Текущий статус актора влияет на изменение его статуса	$s_{i7}(x, z) = z_i^2$ , где $z$ – статус актора	0,0878	0,7005	0,0297
8	Изменение статуса актора зависит в среднем от предпочтений связанных с ним акторов	$s_{i8}(x) = x_{i+}^{-1} \sum_j x_{ij} (sim_{ij}^z - \overline{sim}^z)$ $sim_{ij}^z = 1 - \frac{ u_i - u_j }{u_{max} - u_{min}}$	1,8093	2,9887	-0,0451

Заключение. Для оценки качества модели мы выполнили 1000 Монте-Карло шагов и вычислили расстояние Махаланобиса (MHD) между распределениями степеней вершин для эмпирических и модельных данных. Для входящих дуг получили  $p$ -value = 0,496 > 0,05, MHD = 18,65, для исходящих –  $p$ -value = 0,629 > 0,05, MHD = 19,7, что подтверждает качество модели в целом.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Ripley R. M., Snijders T. A. B., Boda Z., Vörös A., Preciado P. (2020). Manual for SIENA version 4.0. Oxford: University of Oxford, Retrieved March 20, 2021, from [https://www.stats.ox.ac.uk/~snijders/siena/RSiena\\_Manual.pdf](https://www.stats.ox.ac.uk/~snijders/siena/RSiena_Manual.pdf)
- Amati V., Schönenberger F., Snijders T. A. B. Estimation of stochastic actor-oriented models for the evolution of networks by generalized method of moments // J. de la société française de statistique. – 2015. – V. 156 (3). – P. 140-165.