

# Байесовская сеть доверия как модель оценки интенсивности поведения на примере постинга в социальной сети

А. В. Торопова

Санкт-Петербургский государственный университет  
Санкт-Петербург, Россия  
alexandra.toropova@gmail.com

Т. В. Тулупьева

Санкт-Петербургский государственный университет;  
Санкт-Петербургский институт информатики и  
автоматизации РАН;  
Северо-Западный институт управления РАНХиГС  
Санкт-Петербург, Россия  
tvt@dscs.pro

**Аннотация.** Интенсивность – одна из наиболее важных характеристик поведения, зная ее можно делать качественные предсказания о поведении исследуемых, что можно использовать в различных областях: социологии, экономике, маркетинге и др. Однако получение точного значения интенсивности поведения зачастую становится практически невыполнимой задачей, в связи со сложностью получения данных обо всех эпизодах поведения за исследуемый период. Предлагается модель для вычисления оценки интенсивности поведения на основе сведений о трех последних эпизодах поведения, а также минимальном и максимальном интервалах между эпизодами. Рассматривая работу модели на примере постинга в социальной сети Вконтакте, можно сравнить предсказанную оценку интенсивности с реальным значением. Представлены результаты этого сравнения.

**Ключевые слова:** байесовская сеть доверия; интенсивность поведения; эпизоды поведения; постинг

## I. ВВЕДЕНИЕ

Интенсивность – одна из наиболее важных характеристик поведения, зная ее можно делать качественные предсказания о поведении исследуемых, что можно использовать в различных областях: социологии, экономике, маркетинге и др. В [1, 2] на основе данных об интенсивности взаимодействия между пользователями социальных сетей рассчитываются оценки вероятности распространения многоходовых социоинженерных атак. Данные об интенсивности поведения могут собираться различными способами. Прямое наблюдение считается наиболее качественным методом, однако бывают ситуации, в которых такой подход недоступен [3, 4]. Одним из наиболее популярных методов является самоотчетность исследуемых [5], но он может занимать долгое время, что делает его не всегда удобным для исследования.

---

Работа выполнена в рамках проекта по государственному заданию СПИИРАН № 0073-2019-0003, при финансовой поддержке РФФИ, проекты №19-37-90120, №18-01-00626 и №20-07-00839

В данной работе представлена модель, оценивающая интенсивность поведения по данным о трех последних эпизодах поведения, наибольшем и наименьшем интервалах между эпизодами.

В качестве примера рассматривается работа модели на сведениях о постинге в социальной сети Вконтакте [6]. Сравнивается оценка интенсивности, предсказанная моделью и реальная интенсивность публикации постов пользователями.

## II. ОПИСАНИЕ МОДЕЛИ

В [7–9] была представлена модель социально-значимого поведения, рассчитывающая оценку интенсивности поведения на основании данных о последних трех эпизодах поведения. В [10] также были предложены такие модели с обученной структурой. Основное отличие предлагаемой модели состоит в том, что вместо интервала между последним эпизодом поведения и временем интервью, рассматривается интервал между последним эпизодом поведения и следующим. Например, наш период исследования – это 2019-ый год, последний эпизод исследуемого поведения произошел 30-го декабря, а первый эпизод по окончании исследуемого периода – 5-е января, тогда мы берем интервал от 30-го декабря до 5 января. Дело в том, что интервью не является эпизодом исследуемого поведения, и данные о моменте интервью не содержат информации о поведении человека и могут исказить оценку интенсивности поведения.

На рис. 1 представлена модель оценки интенсивности поведения в виде байесовской сети доверия [11]. Вершина  $\lambda$  характеризует интенсивность поведения,  $t_{12}$  – интервал между последним и предпоследним эпизодами поведения,  $t_{23}$  – интервал между предпоследними предпредпоследними эпизодами поведения за исследуемый период,  $t_{\min}$  и  $t_{\max}$  – минимальный и максимальный интервалы между эпизодами за исследуемый период,  $n$  – количество эпизодов за исследуемый период, а  $t_{\text{next}}$  – интервал между последним эпизодом из исследуемого

периода и первым эпизодом по окончании исследуемого периода.

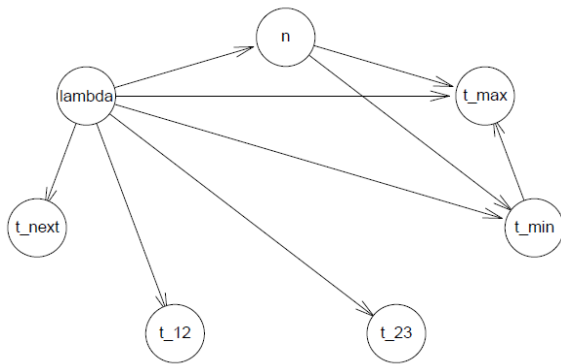


Рис. 1. Модель оценки интенсивности поведения

### III. ОПИСАНИЕ ДАННЫХ

Несмотря на то, что основная задача предложенной модели заключается в оценке интенсивности поведения в условиях недостаточности данных, проведем апробацию модели. То есть нам нужны такие данные, при которых может быть получена максимально точная реальная оценка интенсивности поведения. Для этого подходят данные о постинге в социальной сети. Мы взяли данные из Вконтакте [6], самой популярной социальной сети в России [12]. Каждый пользователь этой сети имеет так называемую «стену», на которой он может публиковать свои посты, делать репосты записей других пользователей, а также на которой могут оставлять записи другие пользователи. У пользователя может быть закрытый тип профиля, в таком случае его посты могут видеть только «друзья». Такие аккаунты не были включены в анализ.

Поскольку подобных готовых датасетов не удалось найти в открытом доступе, была разработана специальная программа для его сбора. API Вконтакте предоставляет метод wall.get [13], с помощью которого можно получить последние 100 записей пользователя. Этого достаточно, если рассматривать в качестве исследуемого периода один месяц. Также использование этого метода ограничено 5000 запросами в сутки.

Программа для сбора мета-информации о постах из Вконтакте была написана на языке C#. Обработывались аккаунты пользователей, которые дали соответствующие разрешение. Программа извлекает время последних трех постов за исследуемый период, время первого поста, сделанного по окончании исследуемого периода, минимальный и максимальный интервалы между временем публикации постов за исследуемый период и количество постов за исследуемый период. Полученные данные временно сохраняются в файле Excel для проверки математической модели.

В качестве исследуемого периода был взят декабрь 2019-го года. Пользователи выбирались случайным образом. Данные о пользователях с закрытыми профилями и о тех пользователях, у которых не оказалось

достаточного числа постов не учитывались. Таким образом, было собрано 6556 записей о пользователях.

### IV. ЭКСПЕРИМЕНТЫ

Для использования байесовской сети доверия непрерывные данные нужно дискретизировать. Была использована следующая дискретизация: значения всех переменных  $t$  (в качестве единицы измерения используем день) были разбиты на интервалы  $t_1=(0;0.1)$ ,  $t_2=(0.1;0.5)$ ,  $t_3=(0.5;1)$ ,  $t_4=[1;7)$ ,  $t_5=[7;10)$ ,  $t_6=[10;20)$ ,  $t_7=[20;\infty)$ ; для переменной  $\lambda$  (интенсивность измеряем как количество постов деленное на количество дней в месяце) – на интервалы  $\lambda_1=(0;0.1)$ ,  $\lambda_2=(0.1;0.2)$ ,  $\lambda_3=[0.2;0.3)$ ,  $\lambda_4=(0.3;0.5)$ ,  $\lambda_5=(0.5;1)$ ,  $\lambda_6=[1;2)$ ,  $\lambda_7=[2;\infty)$ .

Все вычисления в этом разделе были выполнены на языке R [14] с использованием пакета `bnlearn` [15] для работы с байесовскими сетями доверия.

4556 записей было использовано для машинного обучения параметров модели, то есть для каждой пары вершин сети, связанных дугой, были построены таблицы условных вероятностей. Например, таблица I представляет собой таблицу условных вероятностей для пары  $\lambda - t_{next}$ .

ТАБЛИЦА I ТАБЛИЦА УСЛОВНЫХ ВЕРОЯТНОСТЕЙ

	$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	$\lambda_4$	$\lambda_5$	$\lambda_6$	$\lambda_7$
$t_1$	0.001	0	0.001	0.002	0	0.009	0
$t_2$	0.001	0.006	0.007	0.005	0.048	0.055	0
$t_3$	0.006	0.02	0.044	0.069	0.087	0.147	0
$t_4$	0.176	0.257	0.411	0.494	0.61	0.67	0.8
$t_5$	0.098	0.12	0.115	0.156	0.096	0.041	0.2
$t_6$	0.271	0.298	0.265	0.186	0.126	0.069	0
$t_7$	0.446	0.298	0.157	0.088	0.033	0.009	0

2000 записей было использовано для тестирования модели. В качестве вводных данных использовались значения  $t_{12}$ ,  $t_{23}$ ,  $t_{min}$  и  $t_{max}$ .

После получения оценок интенсивности, предсказанных моделью, можно их сравнить с известными интенсивностями публикации постов пользователями. Таблица II представляет собой матрицу неточностей, где строки представляют собой реальные интенсивности, а столбцы – интенсивности, предсказанные моделью.

ТАБЛИЦА II ПРЕДСКАЗАНИЯ ИНТЕНСИВНОСТИ

	$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	$\lambda_4$	$\lambda_5$	$\lambda_6$	$\lambda_7$
$\lambda_1$	116	127	18	9	34	1	0
$\lambda_2$	65	342	52	83	72	2	0
$\lambda_3$	7	111	78	102	65	5	0
$\lambda_4$	2	51	53	112	123	6	0
$\lambda_5$	0	10	8	40	191	15	0
$\lambda_6$	0	1	0	3	70	17	0
$\lambda_7$	0	0	0	1	7	1	0

Точность (accuracy) равна 0,428, но в данном случае задачей является классификация по семи классам, поэтому имеет смысл оценить среднюю точность (average accuracy), она равна 0,837. В таблице III представлены точность

(precision), полнота (recall) и F-1, основные метрики качества по классам.

ТАБЛИЦА III МЕТРИКИ КАЧЕСТВА ПО КЛАССАМ

	Точность	Полнота	F-1
$\lambda_1$	0.611	0.38	0.469
$\lambda_2$	0.533	0.555	0.544
$\lambda_3$	0.373	0.212	0.27
$\lambda_4$	0.32	0.323	0.321
$\lambda_5$	0.34	0.723	0.46
$\lambda_6$	0.362	0.187	0.246
$\lambda_7$	NaN	0	NaN

## V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложена модель оценки интенсивности поведения в виде байесовской сети доверия. В качестве примера рассмотрена работа модели для оценки интенсивности постинга в социальной сети Вконтакте, что дало возможность сравнить предсказания модели с реальными интенсивностями постинга пользователей сети.

Данную модель можно использовать во всех сферах, где требуется оценить интенсивность поведения человека, например, в социологии, психологии и др.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Khlobystova A.O., Abramov M.V., Tulupyeu A.L. Soft Estimates for Social Engineering Attack Propagation Probabilities Depending on Interaction Rates Among Instagram Users // International Symposium on Intelligent and Distributed Computing. Springer, Cham. 2019. pp. 272–277.
- [2] Khlobystova A.O., Abramov M.V., Tulupyeu A.L., Zolotin A.A. Search for the shortest trajectory of a social engineering attack between a pair of users in a graph with transition probabilities // Information and Control Systems. 2018. no. 6. pp. 74–81.
- [3] Mayer G.R., Sulzer-Azaroff B., Wallace M. Behavior analysis for lasting change. Cornwall-on-Hudson, NY: Sloan Publishing. 2018.
- [4] Rehfeldt R.A. Clarifying the nature and purpose of behavioral assessment: A response to Newsome et al. // Journal of Contextual Behavioral Science. 2019. Vol. 14. P. 37–39.
- [5] Newsome D., Newsome K., Fuller T.C., Meyer S. How contextual behavioral scientists measure and report about behavior: A review of JCBS // Journal of Contextual Behavioral Science. 2019. Vol. 12. P. 347–354.
- [6] Вконтакте. URL: <http://www.vk.com> (дата обращения: 20.03.2020).
- [7] Суворова А.В. Модели и алгоритмы анализа сверхкоротких гранулярных временных рядов на основе байесовских сетей доверия: Автореф. дис. канд. физ-мат наук, СПбГУ, СПб. 2013.
- [8] Суворова А.В. Моделирование социально-значимого поведения по сверхмалой неполной совокупности наблюдений // Информационно-измерительные и управляющие системы. 2013. №9, т. 11. С. 34–38.
- [9] Суворова А.В., Тулупьев А.Л., Сироткин А.В. Байесовские сети доверия в задачах оценивания интенсивности рискованного поведения // Нечеткие системы и мягкие вычисления. 2014. Т. 9, № 2. С. 115–129.
- [10] Suvorova A.V. Models for respondents' behavior rate estimate: bayesian network structure synthesis // Proceedings of 2017 XX IEEE International Conference on Soft Computing And Measurements (SCM). 2017. pp. 87–89.
- [11] Тулупьев А.Л., Николенко С.И., Сироткин А.В. Основы теории байесовских сетей: учебник. СПб.:Изд-во С.Петербург. ун-та, 2019. 399 с.
- [12] SimilarWeb. URL: <https://www.similarweb.com/fr/top-websites/russian-federation> (дата обращения: 20.03.2020).
- [13] Вконтакте. Описание методов API. URL: <https://vk.com/dev/methods> (дата обращения: 20.03.2020).
- [14] R Core Team. R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing. URL: <http://www.R-project.org> (дата обращения: 20.03.2020).
- [15] Scutari M.: Learning Bayesian Networks with the Bnlearn R Package. arXiv preprint. arXiv:0908.3817. 2009.