

УДК 519.711.74

ОБ ОДНОЙ ПРЕДСКАЗАТЕЛЬНОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ ОЦЕНИВАНИЯ ПОЛИТИЧЕСКИХ ВЗГЛЯДОВ РОССИЙСКИХ ПОЛЬЗОВАТЕЛЕЙ СЕТИ ВКОНТАКТЕ

И.В. Козицин

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН
Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65
E-mail: kozitsin.ivan@mail.ru

А.М. Марченко

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН
Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65

А.Г. Чхартишвили

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН
Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65

Ключевые слова: онлайн-социальные сети, политические предпочтения, мониторинг общественного мнения, машинное обучение

Аннотация: В данной работе описывается предсказательная модель для автоматического определения политических взглядов российских пользователей онлайн-социальной сети ВКонтакте. Каждому релевантному аккаунту на основании его цифровых отпечатков она ставит в соответствие набор чисел, выражающих степень его близости к каждому из заданных заранее классов.

1. Введение

Растущая популярность онлайн-социальных сетей (таких, как Twitter, Facebook или ВКонтакте) привела к тому, что все больше людей пользуются этими платформами для общения, выражения своих мнений и получения новой информации [1-3]. Совершая эти действия, пользователи оставляют за собой в Веб-пространстве информационные следы (цифровые отпечатки). Примерами являются лайки, репосты и комментарии. Друзья пользователя – люди, с которыми он связан через функционал платформы – также могут расцениваться как часть его цифрового отпечатка.

В [4] была предложена следующая классификация задач, связанных с онлайн-социальными сетями (далее – ОСС), ключевую роль в решении которых играют информационные следы пользователей.

- Задачи мониторинга и анализа ОСС: узнать текущее состояние системы и сделать из него определенные выводы.

- Задачи прогнозирования: на основании информации о текущем состоянии ОСС (или ее подсистемы) и, быть может, ее истории, сделать прогноз дальнейшего развития.
- Задачи управления: найти воздействие, которое поможет перевести ОСС (или ее подсистему) в необходимое управляющему органу состояние (или показать, что это невозможно).

Одной из наиболее популярных прикладных задач, относящихся к первому типу, является предсказание скрытых характеристик пользователей (возраст, пол, религия, кредитоспособность и т.д.) [3, 5-7]. Однако, рост популярности ОСС привел к тому, что данные, генерируемые пользователями этих платформ, начали использовать не только для анализа, прогнозирования и управления объектами, которые принадлежат ОСС, но и для построения выводов относительно сущностей, которые находятся за пределами ОСС. Здесь уместно привести следующие примеры (которые относятся к задачам прогнозирования) [1].

- Прогнозирование возникновения событий (митинги, межнациональные конфликты, эпидемии различных заболеваний).
- Моделирование результатов каких-либо социально-политических процессов, (например, социальных опросов или политических выборов).

Все подходы, направленные на решение обозначенных выше проблем, зиждутся на предположении, что ОСС являются отражением текущего состояния общества и, следовательно, могут быть использованы для анализа самого общества, а не только его проекции. Если говорить о задачах управления, то они актуальны в сфере маркетинга, а также в области политических технологий, где цель – добиться того, чтобы пользователь приобрел конкретный товар или проголосовал соответствующим образом на выборах.

2. Постановка задачи

В данной работе в фокусе нашего внимания находится следующая проблема мониторинга и анализа ОСС: разработка предсказательной модели для определения политических взглядов российских пользователей ВКонтакте. Более точно, нашей целью является построение отображения ρ , определенного на множестве U российских пользователей социальной сети ВКонтакте и действующего в некоторое пространство S , элементы которого однозначно описывают политические предпочтения пользователей относительно выбранного нами спектра:

$$(1) \quad \rho: U \rightarrow S.$$

3. Методы

3.1. База данных

В исследовании используется база данных (БД), которая содержит пользователей, чьи политические взгляды считаются известными; на ней предсказательные модели обучаются и тестируются.

БД конструируется следующим образом. Согласно гипотезе селективной экспозиции [8-10], человек предпочитает получать информацию, несущую в себе идеологию, близкую к его собственным взглядам. Поэтому мы предполагаем, что подписчики политических аккаунтов являются сторонниками политических фигур, деятельности ко-

торых посвящены эти аккаунты. К примеру, пользователь, подписанный на официальный аккаунт В.В. Жириновского, скорее всего является его сторонником.

Далее мы фиксируем следующий политический базис: В.В. Путин, П.Н. Грудинин, В.В. Жириновский и А.А. Навальный. Таким образом, рассматривается задача классификации с 4-мя классами [11-14]. Иными словами, пространство S в (1) состоит из четырех элементов, которые мы формализуем с помощью натуральных чисел следующим образом: класс 1 – сторонники П.Н. Грудинина, класс 2 – сторонники В.В. Жириновского, 3 – сторонники А.А. Навального, класс 4 – сторонники В.В. Путина:

$$(2) \quad P = \{1,2,3,4\}.$$

Остальные политические фигуры в силу малого числа подписчиков их аккаунтов-представителей не рассматриваются. Распределение пользователей БД по классам представлено в таблице 1. Вся информация была выкачана в обезличенном виде 10 февраля 2018 года.

Таблица 1. Численность классов БД.

Класс	Число пользователей
1	92632
2	92144
3	93951
4	138551
Всего пользователей	417278

3.2. Пространство признаков

Под признаками понимаются свойства аккаунтов, которые в дальнейшем будут закодированы специальным образом. В результате этой процедуры формируется числовая матрица объекты-признаки, строкам которой соответствуют свойства аккаунтов. Основным фактором успешного решения поставленной задачи является выбор наиболее информативных характеристик аккаунтов [14]. Мы использовали следующие признаки:

1. Подписки на интересные страницы (далее – ИС, публичные страницы и аккаунты популярных пользователей, т.е. тех, у кого более 1000 подписчиков), которые считаются основными источниками информации в ВКонтакте.

2. Выбранные пользователем политические взгляды из списка, предлагаемого платформой (они отличаются от рассматриваемого нами базиса).

В соответствии с теорией селективной экспозиции, подписки на информационные источники потенциально являются чрезвычайно информативным типом признаков. В частности, в смежных работах [2] подход, основанный на использовании только подписок пользователя, был успешно использован для решения аналогичной задачи. Чтобы учесть ограниченное внимание пользователя и алгоритмы ранжирования контента, которые использует ВКонтакте, мы скачиваем только первые 200 ИС пользователя, не рассматривая остальные.

Для обработки признаков используется dummy-кодирование (или, one-hot кодирование), при котором каждый признак формализуется с помощью только нулей и единиц: создается дополнительно N вспомогательных признаков, отвечающих за все возможные значения фокального признака (в том числе и за его отсутствие). Единица, которая обязана присутствовать ровно на одном из фиктивных признаков означает, что признак принимает именно это значение. Размерность пространства признаков после кодировки составила 2109398.

4. Результаты

В результате процедуры отбора, мы выделяем так называемую *логит-модель* (логистическая регрессия, далее – ЛГ) [11]. Преимуществом данного типа классификаторов является высокая скорость обучения, возможность интерпретирования результатов и, в силу линейности, относительно низкая вероятность переобучения.

Обозначим

$$\mathbf{X}^{train} = \begin{pmatrix} \mathbf{X}_1^{train} \\ \dots \\ \mathbf{X}_m^{train} \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{m \times n},$$

где $\mathbf{X}_i^{train} \in \mathbb{R}^{1 \times n}$ – строка, описывающая признаки i -го элемента выборки. Соответствующий вектор меток обозначим $\mathbf{y}^{train} = (y_1 \dots y_m)^T \in \mathbb{R}^m$. При бинарной классификации полагается, что $y_i \in \{-1, 1\}$, и решается следующая оптимизационная задача:

$$(3) \quad \min_{\boldsymbol{\omega}, \omega_0} \sum_{i=1}^m \log\{\exp(-y_i((\mathbf{X}_i^{train}, \boldsymbol{\omega}) + \omega_0)) + 1\},$$

где $\boldsymbol{\omega} \in \mathbb{R}^n$ и $\omega_0 \in \mathbb{R}^1$ – коэффициенты регрессии. Как только они найдены, появляется возможность оценить апостериорную вероятность принадлежности объекта классу:

$$(4) \quad \Pr\{y_i = 1 | \mathbf{X}_i\} = 1 / (1 + \exp\{-y_i((\mathbf{X}_i^{train}, \boldsymbol{\omega}) + \omega_0)\}) = 1 - \Pr\{y_i = -1 | \mathbf{X}_i\}.$$

Работая с многоклассовой задачей классификации (в нашем случае $l = 4$), мы сводим ее к бинарной с помощью схемы One-vs-Rest, в рамках которой обучается l классификаторов, каждый из которых учится отличать объекты соответствующего класса от объектов всех остальных классов в совокупности. При классификации объекта выбирается класс, соответствующий наибольшей вероятности в (4).

В результате классификации пользователя генерируются четыре неотрицательных числа:

$$(5) \quad \mathbf{c}_i = (c_{i1}, c_{i2}, c_{i3}, c_{i4}).$$

Чтобы избежать переобучения, используется L2-регуляризация с коэффициентом $C = 0.1$, в рамках которой вместо (3) минимизируется модифицированная функция потерь:

$$C \sum_{i=1}^m \log\{\exp(-y_i((\mathbf{X}_i^{train}, \boldsymbol{\omega}) + \omega_0)) + 1\} + \frac{1}{2} (\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\omega}).$$

Результаты, которые показывает ЛГ на тестовой выборке, приведены на рисунке 1. Исходя из матрицы ошибок можно сделать вывод, что классификатор достаточно успешно отличает сторонников В.В. Путина от пользователей других классов, в то время как уловить различия внутри этих классов – гораздо более трудная задача.

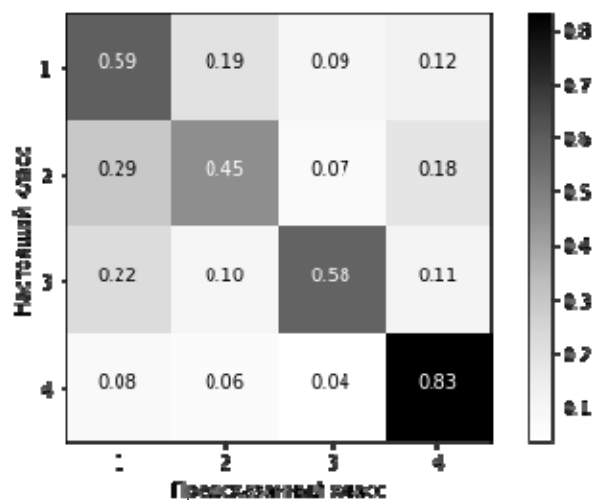


Рис. 1. Матрицы ошибок для ЛГ. Средняя полнота: 0.613.

5. Заключение

В работе описана предсказательная модель для автоматического определения политических предпочтений российских пользователей ВКонтакте.

Работа выполнена при частичной поддержке РФФИ (проект 18-29-22042).

Список литературы

1. Phillips L. et al. Using social media to predict the future: a systematic literature review // arXiv preprint arXiv:1706.06134. 2017.
2. Barberá P. Birds of the same feather tweet together: Bayesian ideal point estimation using Twitter data // Political Analysis. 2015. Vol. 23, No. 1. P. 76-91.
3. Preoțiuc-Pietro D., Liu Y., Hopkins D., Ungar L. Beyond binary labels: political ideology prediction of twitter users // Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational. 2017. Vol. 1. P. 729-740.
4. Gubanov D.A., Chkhartishvili A.G. A conceptual approach to online social networks analysis // Automation and Remote Control. 2015. Vol. 76, No. 8. P. 1455-1462.
5. Oliveira D.J.S., Bermejo P.H.S., dos Santos P.A. Can social media reveal the preferences of voters? A comparison between sentiment analysis and traditional opinion polls // Journal of Information Technology & Politics. 2017. Vol. 14, No. 1. P. 34-45.
6. Boutet A., Kim H., Yoneki E. What's in Twitter, I know what parties are popular and who you are supporting now! // Social Network Analysis and Mining. 2013. Vol. 3, No. 4. P. 1379-1391.
7. Golbeck J., Hansen D. Computing political preference among twitter followers // Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. ACM. 2011. P. 1105-1108.
8. Nickerson R. S. Confirmation bias: A ubiquitous phenomenon in many guises // Review of general psychology. 1998. Vol. 2, No. 2. P. 175.
9. Garimella K. et al. Political discourse on social media: Echo chambers, gatekeepers, and the Price of bipartisanship // arXiv preprint arXiv:1801.01665. 2018.
10. Stryker S. Symbolic interactionism: A social structural version. Benjamin-Cummings Publishing Company, 1980.
11. Вьюгин В. Математические основы машинного обучения и прогнозирования. М.: МЦНМО, 2014. 304 с.
12. Айвазян С.А., Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности: Справочное издание. Т. 3. М.: Финансы и статистика, 1989.
13. Goodfellow I. et al. Deep learning. Cambridge: MIT Press, 2016. Vol. 1.
14. Flach P. Machine learning: the art and science of algorithms that make sense of data. Cambridge University Press, 2012.