

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ИЗМЕНЕНИЙ В ПОВЕДЕНИИ ЛИЧНОСТИ ПРИ ВОЗДЕЙСТВИИ СОБЕСЕДНИКА

Ф. М. Гафаров¹ [0000-0003-4704-154X], П. Н. Устин² [0000-0003-3950-7434],

К. С. Николаев³ [0000-0003-3204-238X]

¹⁻³Казанский (Приволжский) федеральный университет, г. Казань, Россия

¹fgafarov@yandex.ru, ²pavust@mail.ru, ³konnikolaeff@yandex.ru

Аннотация

Изучение взаимодействий между пользователями информационных систем является актуальной задачей в гуманитарных и технических исследованиях. Представлена разработка регрессионной модели, прогнозирующей изменения в выраженности содержательных компонентов текста при воздействии со стороны других людей. В качестве источника данных выступили короткие беседы (триплеты сообщений) между двумя пользователями в социальных сетях. Обучаемая модель разработана для применения в составе когнитивной архитектуры, отображающей модель поведения субъекта в цифровой среде.

Ключевые слова: обработка естественного языка, цифровое поведение, цифровая личность, машинное обучение, SVR-модели.

ВВЕДЕНИЕ

В современной психологии и когнитивистике все большее внимание уделяют анализу цифровых следов человека как источника данных для прогнозирования его поведения и личностных характеристик. Тексты, создаваемые пользователями в цифровой среде, рассматривают как объективные продукты психической активности, кодирующие интенции, цели и ожидаемые сценарии действий. В настоящей работе проверяется следующая гипотеза: существует ли возможность прогнозирования изменений компонентного наполнения функциональных подсистем поведения пользователей цифровой среды на основе компонентного наполнения исходного текста и текста-ответа, воздействующего на автора исходного текста.

В связи с этим целью настоящей работы являются обучение и верификация моделей, направленных на прогнозирование изменений характеристик поведения личности в рамках психологической модели поведения человека в реальной и виртуальной средах. Для этого были поставлены следующие задачи: сбор текстовых данных различных пользователей из открытых источников и разметка данных, полученных с помощью экспертов и больших языковых моделей; обучение модели для прогнозирования изменений компонентного наполнения функциональных подсистем поведения пользователей цифровой среды при взаимодействии со стороны другого человека.

Предлагаемый подход основан на анализе текстовых данных, созданных человеком, и выявлении характеристик его виртуального «Я» через совокупность текстовых параметров. Применение компьютерных методов обработки открытых данных позволяет прогнозировать поведение индивида на основе его текстовой активности. В рамках современной когнитивистики речевая активность личности рассматривается как поведенческое проявление интенциональности. Тексты, являясь продуктами психической деятельности, представляют собой объективные следы, доступные для верифицируемого анализа. Коммуникативные интенции, жанровая организация и содержательное наполнение текста кодируют программу действий автора, эксплицируя его цели, допущения и ожидаемые ходы. Таким образом, текст, порождаемый человеком и соотносимый с возможными сценариями поведения, может выступать в качестве информативного источника для прогнозирования его дальнейших поведенческих выборов.

Теоретической основой предлагаемого подхода выступают работы, в которых поведение рассматривается как процессуально-динамическая характеристика субъекта, разворачивающаяся во времени и включающая как внешние действия, так и внутренние психические состояния (см. например, [1]). Такое понимание опирается на фундаментальные методологические принципы системного анализа психических явлений, сформулированные в трудах Б. Ф. Ломова, согласно которым психические процессы и состояния необходимо изучать в их динамике и взаимосвязи с деятельностью субъекта [2]. В контексте профессиональной деятельности и самоопределения личности важную роль играют ценностно-смысловые ориентации субъекта, которые, как показано в работе

Е. А. Климова, определяют направленность активности человека и его поведенческие стратегии [3]. Для анализа текстовых данных, отражающих эти поведенческие паттерны, в настоящей работе использован сценарный подход, позволяющий выделять в тексте устойчивые структуры, соответствующие типичным программам действий субъекта [4].

Существуют работы, в которых цифровые данные применяются для определения личностных характеристик. В частности, в [5] показано, что профили в социальных сетях отражают реальные черты личности, а не идеализированное самопредставление. В [6] исследовано, как сторонние наблюдатели формируют впечатления о личности на основе содержания профилей. В [7] было проведено исследование, посвященное прогнозированию личностных черт на основе активности в Twitter. В работе [8] рассмотрена взаимосвязь между содержанием твитов и чертами «Большой пятерки». В [9] авторы показали, что компьютерные модели могут превосходить людей в точности оценки личности на основе цифровых следов. В рамках проекта [10] было проведено исследование по прогнозированию основных черт личности в соответствии с моделью «Большой пятерки» на основе текстов из двух наборов данных (essays [11] и myPersonality [10, 12]).

В статьях [13–15] представлены результаты разработки психометрической модели предикторов социального, академического и профессионального успеха на основе количественных и качественных данных, полученных из социальных сетей. Методы и технологии, использованные при разработке этой модели, адаптированы и расширены в настоящей работе.

Особое внимание уделено нами применению классических моделей машинного обучения для прогнозирования изменений в данных в результате воздействия со стороны других сторон. В отличие от глубоких нейронных сетей, модели на основе опорных векторов (SVR) и градиентного бустинга (XGBoost, LightGBM) демонстрируют высокую интерпретируемость и устойчивость при работе с многомерными признаковыми пространствами, что особенно важно при анализе психологических предикторов. В работе [16] показано, что SVR эффективно справляется с задачей прогнозирования на основе текстовых данных, пре-

восходя по точности линейные модели и нейронные сети малой глубины. Аналогичные результаты получены в [17], где ансамблевые методы были использованы для предсказания поведенческих паттернов на основе цифровых следов. Кроме того, в [18] продемонстрирована возможность использования ансамблевых методов для прогнозирования изменений в социальном поведении после коммуникативного воздействия. В работе [19] предложен гибридный подход, сочетающий извлечение признаков с помощью линейных методов и последующую регрессию с помощью SVR.

Таким образом, описанные подходы демонстрируют принципиальную возможность извлечения устойчивых психологических характеристик из текстовых данных и составляют основу предлагаемой нами модели поведения пользователей цифровой среды. В настоящей работе для прогнозирования 60 ключей-предикторов на основе 120 ключей из первого и второго текстов триплета использована модель SVR, обученная на данных, размеченных с помощью больших языковых моделей.

ПОДГОТОВКА ДАННЫХ

Тексты триплетов были получены из различных открытых источников (Яндекс.Дзен, Pikabu, VK). Структура страниц с комментариями в Яндекс.Дзен и Пикабу потребовала создания скриптов для автоматической прокрутки страницы и выделения дерева сообщений. Достоинством такого подхода стала неограниченная глубина деревьев комментариев. Для сбора комментариев из VK был применен VK API. Ограничением его применения стало то, что метод GetComments возвращает только первые 10 комментариев к посту. С платформы VK было получено 11214 триплетов, Яндекс.Дзен – 6236, Pikabu – 9352. Общий объем полученных данных составил 26802 триплета. Для исключения триплетов с короткими и не несущими смысловую нагрузку комментариями был применен фильтр 20–20–20 (в каждом элементе триплета должно быть как минимум 20 слов). В результате фильтрации количество триплетов снизилось до 16850. На рис. 1–3 представлены гистограммы распределений количества слов в текстах, полученных с платформ VK, Яндекс.Дзен и Pikabu соответственно.

Для анализа текстов в триплетах и определения значений содержательных компонентов была использована большая языковая модель Claude 3.5

(Anthropic). Эта модель показала высокую корректность анализа при невысокой стоимости по сравнению с моделями аналогичной производительности.

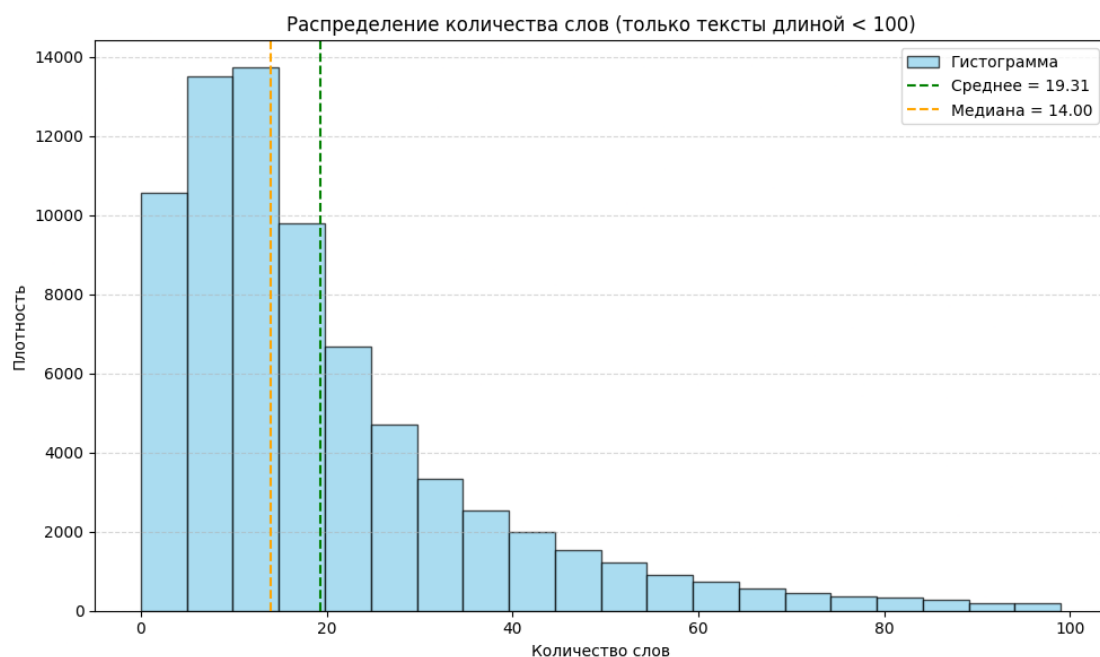


Рис. 1. Гистограммы количества слов в текстах, полученных с платформы VK.

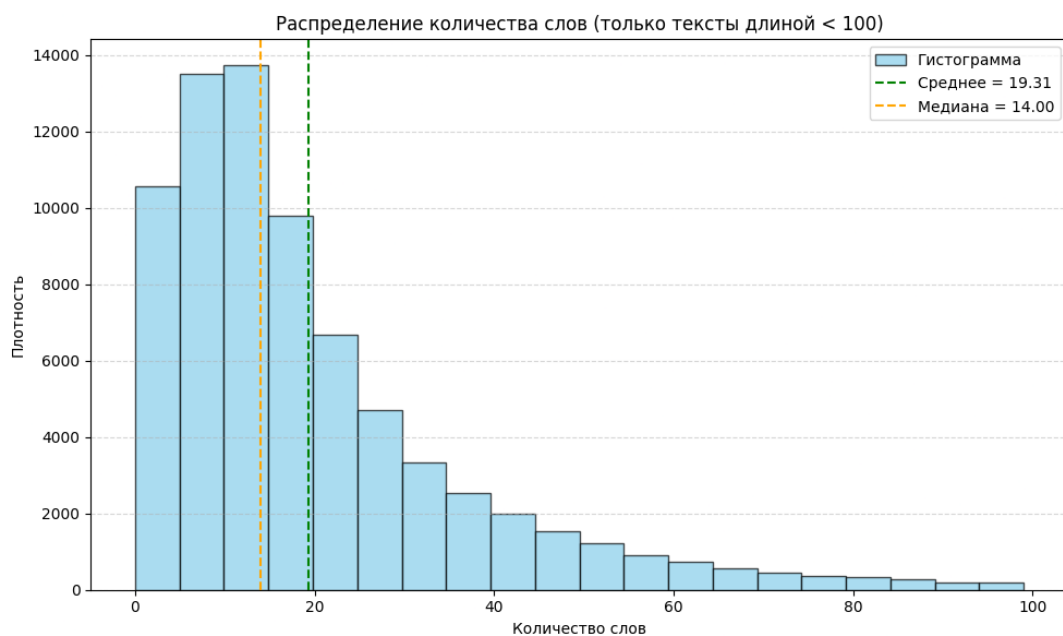


Рис. 2. Гистограммы количества слов в текстах, полученных с платформы Яндекс.Дзен.

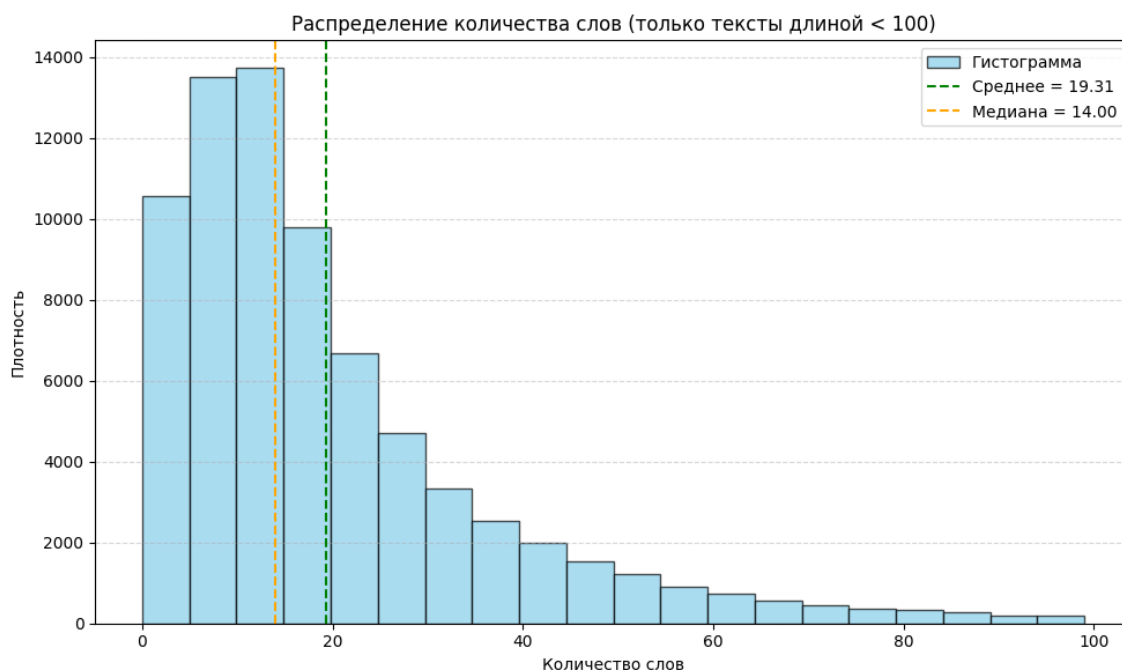


Рис. 3. Гистограммы количества слов в текстах, полученных с платформы Pikabu.

РЕЗУЛЬТАТЫ ОБУЧЕНИЯ МОДЕЛИ SVR ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИЗМЕНЕННЫХ ЗНАЧЕНИЙ КЛЮЧЕЙ-ПРЕДИКТОРОВ

В соответствии с гипотезой, сформулированной во введении, необходимо дать прогноз значений ключей-предикторов в третьем сообщении триплета для определения влияния второго сообщения на поведение автора первого сообщения. Так как значения ключей являются вещественными, для решения задачи хорошо подходит многовыходная модификация алгоритма SVR (регрессия опорных векторов). Этот алгоритм позволяет определять нелинейные зависимости данных и хорошо обучается на небольших наборах данных. Техническая реализация алгоритма многоклассового SVR была выполнена с помощью классов SVR и MultiOutputRegressor библиотеки scikit-learn. Для валидации результатов обучения модели исходный набор данных был разделен на тренировочную и валидационную выборки размерами 80% и 20% исходного набора данных соответственно.

Поскольку исходные данные (комментарии с публичных страниц социальных сетей) имеют весьма специфические тематику и направленность, некоторые ключи-предикторы практически не встречаются в наборе данных. С целью выделения наиболее значимых ключей было принято решение о фильтрации набора

данных путем удаления наиболее разреженных столбцов со значениями ключей – предикторов. В качестве порогового значения разреженности было выбрано значение 80%. В результате фильтрации в эксперименте были сохранены ключи-предикторы, приведенные в табл. 1.

Табл. 1. Ключи-предикторы со степенью разреженности ниже 80% и их интерпретации.

Ключ-предиктор	Интерпретация
1.1.b	Коммуникация, Вербальное воздействие, Человек
1.3.a	Коммуникация, Вербальное взаимодействие, Образ Я
1.3.b	Коммуникация, Вербальное взаимодействие, Человек
2.1.b	Познание, Потребление, Человек
2.1.e	Познание, Потребление, Техника
2.2.b	Познание, Репродукция, Человек
2.2.e	Познание, Репродукция, Техника
3.1.b	Регуляция, Управляемый, Человек
3.2.a	Регуляция, Самоуправляемый, Образ Я
3.2.b	Регуляция, Самоуправляемый, Человек
3.3.a	Регуляция, Неуправляемый, Образ Я
3.3.b	Регуляция, Неуправляемый, Человек
Вектор 1	Нарциссизм – Гуманизм
Вектор 2	Психопатия – Вера в человечество
Вектор 3	Макиавеллизм – Кантианство

В результате обучения среднее значение показателя R^2 (коэффициент детерминации, доля дисперсии зависимой переменной, объясняемая рассматриваемой моделью зависимости) по всем выходным ключам составило 0.156. По отдельным ключам, в большей степени выраженным в исходных текстах, значение R^2 достигло отметки 0.52, что говорит о достаточной предсказательной способности отдельных компонентов модели. В табл. 2 представлены показатели R^2 для ключей-предикторов.

Табл. 2. Значения R^2 для параметров, прошедших фильтрацию.

Ключ-предиктор	Значение R^2
1.1.b	0.52
1.3.a	-0.05
1.3.b	0.52
2.1.b	0.04
2.1.e	-0.12
2.2.b	0.26
2.2.e	0.02
3.1.b	-0.59
3.2.a	-0.28
3.2.b	0.36
3.3.a	-0.03
3.3.b	0.27
Вектор 1	0.46
Вектор 2	0.48
Вектор 3	0.48

ОБСУЖДЕНИЕ

Анализ набора данных и результатов обучения модели SVR позволяет сделать следующие выводы.

1. Обученная модель наиболее корректно прогнозирует изменения в следующих ключах-предикторах: «Коммуникация, Вербальное воздействие, Человек» (отражает тот факт, что автор текста старается воздействовать на собеседника), «Коммуникация, Вербальное взаимодействие, Человек» (отражает факт нейтрального диалога между собеседниками), «Регуляция, Самоуправляемый, Человек» (отражает важность самостоятельности принятия решений). В целом это является следствием специфики исходных данных – текстов комментариев в открытых источниках данных.

2. Ключи-предикторы, для которых модель показала неудовлетворительные результаты, не в полной мере представлены в текстах триплетов. Для дальнейшего обучения моделей необходимо собрать тексты бесед, содержащие указанные ключи-предикторы.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Выполнены обучение и валидация многовыходной модели SVR, нацеленной на прогнозирование изменений в выраженности ключей-предикторов в текстах авторов в результате воздействия со стороны других людей. Для ключей предикторов, в достаточной мере выраженных в текстах триплетов, модель показала хорошие результаты. Подтверждено, что успешность обучения моделей машинного обучения сильно зависит от характеристик набора данных.

Дальнейшая работа включает расширение набора данных текстами с более равномерным распределением ключей-предикторов, дальнейшее обучение моделей на новых текстах и интеграцию разработанных моделей в комплексную модель прогнозирования поведения личности.

Благодарности

Исследование выполнено при поддержке гранта Российского научного фонда, проект № 24-18-01125 «Психологическая модель поведения субъекта в цифровой среде», <https://rscf.ru/project/24-18-01125/>.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Попов Л.М., Устин П.Н. Поведение как процессуально-динамическая характеристика субъекта // Психологический журнал. 2025. Т. 46, № 2. С. 24–34. <https://doi.org/10.7868/s3034588x25020034>
2. Ломов Б.Ф. Методологические и теоретические проблемы психологии. Москва: Издательство «Наука», 1984. 1174 с.
3. Климов Е.А. Психология профессионального самоопределения. Москва: Издательский центр «Академия», 2010. 304 с.
4. Кузнецова Ю.М. Сценарный подход к анализу текстов // Труды Института Системного Анализа Российской Академии Наук. 2018. Т. 68. № 1. С. 31–41. <https://doi.org/10.14357/20790279180103>
5. Back M.D., Stopfer J.M., Vazire S., Gaddis S., Schmukle S.C., Egloff B., Gosling S.D. Facebook profiles reflect actual personality, not self-idealization // Psychol. Sci. 2010. Vol. 21, No. 3. P. 372–374. <https://doi.org/10.1177/0956797609360756>
6. Gosling S.D., Gaddis S., Vazire S. Personality impressions based on Facebook profiles // Proc. Int. AAAI Conf. Weblogs Soc. Media. 2007. Vol. 1, No. 1. P. 1–4.

7. *Quercia D., Kosinski M., Stillwell D., Crowcroft J.* Our Twitter profiles, our selves: Predicting personality with Twitter // Proc. 2011 IEEE Int. Conf. Privacy Secur. Risk Trust. 2011. P. 180–185. <https://doi.org/10.1109/PASSAT/SocialCom.2011.26>
8. *Golbeck J., Robles C., Edmondson M., Turner K.* Predicting personality from Twitter // Proc. 2011 IEEE Int. Conf. Privacy Secur. Risk Trust. 2011. P. 149–156. <https://doi.org/10.1109/PASSAT/SocialCom.2011.33>
9. *Youyou W., Kosinski M., Stillwell D.* Computer-based personality judgments are more accurate than those made by humans // Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A. 2015. Vol. 112, No. 4. P. 1036–1040. <https://doi.org/10.1073/pnas.1418680112>
10. *Kosinski M., Stillwell D., Graepel T.* Private traits and attributes are predictable from digital records of human behavior // Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A. 2013. Vol. 110, No. 15. P. 5802–5805. <https://doi.org/10.1073/pnas.1218772110>
11. *Pennebaker J.W., King L.A.* Linguistic styles: Language use as an individual difference // J. Pers. Soc. Psychol. 1999. Vol. 77, No. 6. P. 1296–1312. <https://doi.org/10.1037//0022-3514.77.6.1296>
12. *Kosinski M., Matz S.C., Gosling S.D., Popov V., Stillwell D.* Facebook as a research tool for the social sciences: Opportunities, challenges, ethical considerations, and practical guidelines // Am. Psychol. 2015. Vol. 70, No. 6. P. 543–556. <https://doi.org/10.17863/CAM.8>
13. *Gafarov F.M., Nikolaev K.S., Ustin P.N., Berdnikov A.A., Zakharova V.L., Reznichenko S.A.* A Complex Neural Network Model for Predicting a Personal Success based on their Activity in Social Networks // Eurasia J. Math. Sci. Technol. Educ. 2021. Vol. 17, No. 10. P. 1–9. <https://doi.org/10.29333/ejmste/11175>
14. *Gafarov F., Berdnikov A., Ustin P.* Predicting success of the online social network user by graph neural networks // Int. J. Adv. Intell. Informatics. 2022. Vol. 8, No. 3. P. 285–298. <https://doi.org/10.26555/ijain.v8i3.859>
15. *Nikolaev K.S., Gafarov F.M., Ustin P.N.* Metrics for Personal Profiles of Social Network Users // SHS Web Conf. 2020. Vol. 79. P. 1–6. <https://doi.org/10.1051/shsconf/20207901012>
16. *Drucker H., Burges C.J.C., Kaufman L., Smola A., Vapnik V.* Support vector regression machines // Adv. Neural Inf. Process. Syst. 1997. Vol. 9. P. 155–161.
17. *Breiman L.* Random forests // Mach. Learn. 2001. Vol. 45, No. 1. P. 5–32. <https://doi.org/10.1023/A%3A1010933404324>

18. Caruana R., Niculescu-Mizil A. An empirical comparison of supervised learning algorithms // Proc. 23rd Int. Conf. Mach. Learn. 2006. P. 161–168.

<https://doi.org/10.1145/1143844.1143865>

19. Fan R.E., Chang K.W., Hsieh C.J., Wang X.R., Lin C.J. LIBLINEAR: A library for large linear classification // J. Mach. Learn. Res. 2008. Vol. 9. P. 1871–1874.

<https://doi.org/10.1145/1390681.1442794>

PREDICTING CHANGES IN PERSONALITY BEHAVIOR UNDER THE INFLUENCE OF AN INTERLOCUTOR

F. M. Gafarov¹ [0000-0003-4704-154X], P. N. Ustin² [0000-0003-3950-7434],

K. S. Nikolaev³ [0000-0003-3204-238X]

^{1–3}Kazan (Volga region) Federal University, Kazan, Russia

¹fgafarov@yandex.ru, ²pavust@mail.ru, ³konnikolaeff@yandex.ru

Abstract

The study of interactions between users of information systems is an urgent task in humanitarian and technical research. The paper presents the development of a regression model that predicts changes in the severity of the content components of a text under the influence of other people. The data source was short conversations (message triplets) between two users on social networks. The trained model is designed to be used as part of a cognitive architecture that reflects a model of a subject's behavior in a digital environment.

Keywords: *natural language processing, digital behavior, digital identity, machine learning, SVR models.*

REFERENCES

1. Popov L.M., Ustin P.N. Povedenie kak processual'no-dinamicheskaya xarakteristika sub`ekta // Psixologicheskij zhurnal. 2025. T. 46, № 2. S. 24–34.

<https://doi.org/10.7868/s3034588x25020034>

2. *Lomov B.F.* Metodologicheskie i teoreticheskie problemy` psixologii. Moskva: Izdatel'stvo "Nauka", 1984. 1174 s.
3. *Klimov E.A.* Psixologiya professional'nogo samoopredeleniya. Moskva: Izdatel'skij centr "Akademiya", 2010. 304 s.
4. *Kuzneczova Yu.M.* Scenarny`j podxod k analizu tekstov // Trudy` Instituta Sistemnogo Analiza Rossijskoj Akademii Nauk. 2018. T. 68, № 1. S. 31–41.
<https://doi.org/10.14357/20790279180103>
5. *Back M.D., Stopfer J.M., Vazire S., Gaddis S., Schmukle S.C., Egloff B., Gosling S.D.* Facebook profiles reflect actual personality, not self-idealization // Psychol. Sci. 2010. Vol. 21. No. 3. P. 372–374. <https://doi.org/10.1177/0956797609360756>
6. *Gosling S.D., Gaddis S., Vazire S.* Personality impressions based on Facebook profiles // Proc. Int. AAAI Conf. Weblogs Soc. Media. 2007. Vol. 1, No. 1. P. 1–4.
7. *Quercia D., Kosinski M., Stillwell D., Crowcroft J.* Our Twitter profiles, our selves: Predicting personality with Twitter // Proc. 2011 IEEE Int. Conf. Privacy Secur. Risk Trust. 2011. P. 180–185. <https://doi.org/10.1109/PASSAT/SocialCom.2011.26>
8. *Golbeck J., Robles C., Edmondson M., Turner K.* Predicting personality from Twitter // Proc. 2011 IEEE Int. Conf. Privacy Secur. Risk Trust. 2011. P. 149–156. <https://doi.org/10.1109/PASSAT/SocialCom.2011.33>
9. *Youyou W., Kosinski M., Stillwell D.* Computer-based personality judgments are more accurate than those made by humans // Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A. 2015. Vol. 112, No. 4. P. 1036–1040. <https://doi.org/10.1073/pnas.1418680112>
10. *Kosinski M., Stillwell D., Graepel T.* Private traits and attributes are predictable from digital records of human behavior // Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A. 2013. Vol. 110, No. 15. P. 5802–5805. <https://doi.org/10.1073/pnas.1218772110>
11. *Pennebaker J.W., King L.A.* Linguistic styles: Language use as an individual difference // J. Pers. Soc. Psychol. 1999. Vol. 77, No. 6. P. 1296–1312.
<https://doi.org/10.1037//0022-3514.77.6.1296>
12. *Kosinski M., Matz S.C., Gosling S.D., Popov V., Stillwell D.* Facebook as a research tool for the social sciences: Opportunities, challenges, ethical considerations, and practical guidelines // Am. Psychol. 2015. Vol. 70, No. 6. P. 543–556.
<https://doi.org/10.17863/CAM.8>
13. *Gafarov F.M., Nikolaev K.S., Ustin P.N., Berdnikov A.A., Zakharova V.L., Reznichenko S.A.* A Complex Neural Network Model for Predicting a Personal Success

based on their Activity in Social Networks // Eurasia J. Math. Sci. Technol. Educ. 2021. Vol. 17, No. 10. P. 1–9. <https://doi.org/10.29333/ejmste/11175>

14. *Gafarov F., Berdnikov A., Ustin P.* Predicting success of the online social network user by graph neural networks // Int. J. Adv. Intell. Informatics. 2022. Vol. 8, No. 3. P. 285–298. <https://doi.org/10.26555/ijain.v8i3.859>

15. *Nikolaev K.S., Gafarov F.M., Ustin P.N.* Metrics for Personal Profiles of Social Network Users // SHS Web Conf. 2020. Vol. 79. P. 1–6. <https://doi.org/10.1051/shsconf/20207901012>

16. *Drucker H., Burges C.J.C., Kaufman L., Smola A., Vapnik V.* Support vector regression machines // Adv. Neural Inf. Process. Syst. 1997. Vol. 9. P. 155–161.

17. *Breiman L.* Random forests // Mach. Learn. 2001. Vol. 45. No. 1. P. 5–32. <https://doi.org/10.1023/A%3A1010933404324>

18. *Caruana R., Niculescu-Mizil A.* An empirical comparison of supervised learning algorithms // Proc. 23rd Int. Conf. Mach. Learn. 2006. P. 161–168. <https://doi.org/10.1145/1143844.1143865>

19. *Fan R.E., Chang K.W., Hsieh C.J., Wang X.R., Lin C.J.* LIBLINEAR: A library for large linear classification // J. Mach. Learn. Res. 2008. Vol. 9. P. 1871–1874. <https://doi.org/10.1145/1390681.1442794>

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ



ГАФАРОВ Фаиль Мубаракевич – кандидат физ.-мат. наук, заведующий кафедрой информационных систем Института Вычислительной математики и информационных технологий, Казанский федеральный университет.

Faile Mubarakovich GAFAROV – Candidate of Science in Physics and Mathematics, head of the Department of Information Systems at the Institute of Computational Mathematics and Information Technologies, Kazan Federal University.

email: fgafarov@yandex.ru

ORCID: 0000-0003-4704-154X.



УСТИН Павел Николаевич – кандидат психологических наук, заведующий кафедрой общей психологии Института психологии и образования, Казанский федеральный университет.

Pavel Nikolaevich USTIN– Candidate of Science in Psychology, head of the Department of General Psychology at the Institute of Psychology and Education, Kazan Federal University.

email: pavust@mail.ru

ORCID: 0000-0003-3950-7434.



НИКОЛАЕВ Константин Сергеевич – к. т. н., доцент кафедры системного анализа и информационных технологий Института Вычислительной математики и информационных технологий Казанского федерального университета.

Konstantin Sergeevich NIKOLAEV– Candidate of Science in Technology, associate professor at the Department of System Analysis and Information Technologies of the Institute of Computational Mathematics and Information Technologies of Kazan Federal University.

email: konnikolaeff@yandex.ru

ORCID: 0000-0003-3204-238X

Материал поступил в редакцию 30 июня 2026 года