

УДК 004.67  
<https://doi.org/10.37661/1816-0301-2026-23-1-88-104>

Поступила в редакцию | Received 16.01.2026  
Подписана в печать | Accepted 06.02.2026  
Опубликована | Published 31.03.2026

## Тональные пространства векторных языковых моделей

К. М. Черников, И. А. Суров<sup>✉</sup>  
<sup>✉</sup>E-mail: [ilya.a.surov@itmo.ru](mailto:ilya.a.surov@itmo.ru)

Университет ИТМО,  
Кронверкский пр., 49А, Санкт-Петербург, 197101, Россия

### Аннотация

**Цели.** Тональность как положительно-отрицательное настроение – ключевой параметр алгоритмов анализа и генерации текстов. Существующие методы машинного обучения кодируют ее вычислительно трудоемким и неинтерпретируемым образом, что затрудняет развитие этого направления. Целью работы является решение данных проблем для русского языка.

**Методы.** Используются предобученные векторные языковые модели, кодирующие слова векторами в многомерных пространствах. В таких пространствах тональность соответствует направлению, наилучшим образом разделяющему положительный и отрицательный прототипы. Тональность слова определяется его проекцией на это направление. Добавление тонального вектора к ключевому слову задает одномерное пространство, позволяющее находить в языковой модели его положительные и отрицательные ассоциации.

**Результаты.** Алгоритм апробирован на машинных моделях семейств GloVe и FastText, кодирующих отдельные слова и морфемы русского языка векторами в 300-мерном пространстве. В качестве ключевых слов использовались частоупотребимые глаголы и существительные. Средняя достоверность найденных тональных ассоциаций составила 80 %.

**Заключение.** Результаты свидетельствуют о применимости предобученных векторных языковых моделей для быстрой и интерпретируемой работы с тональной информацией. Разработанный подход востребован в задачах объектно-ориентированного сентимент-анализа, а также в задачах машинной генерации объектно-ориентированных текстов нужной тональности. Обобщение тональной оси до тройки семантических факторов Осгуда позволяет расширить представленный метод для работы с полным спектром эмоционально-смысловой информации.

**Ключевые слова:** векторные языковые модели, сентимент-анализ, тональность, семантика, пространство, генерация текстов

**Благодарности.** Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23-71-01046, <https://rscf.ru/project/23-71-01046/> (код ГРНТИ 28.23.29).

**Для цитирования.** Черников, К. М. Тональные пространства векторных языковых моделей / К. М. Черников, И. А. Суров // Информатика. – 2026. – Т. 23, № 1. – С. 88–104. – <https://doi.org/10.37661/1816-0301-2026-23-1-88-104>.

**Конфликт интересов.** Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

## Tonal spaces of vector language models

Kirill M. Chernikov, Илья А. Сузов✉

✉E-mail: ilya.a.surov@itmo.ru

*ITMO University,  
av. Kronverkskiy, 49A, Saint Petersburg, 197101, Russia*

### Abstract

**Objectives.** Tonality as a positive-negative mood is a key parameter of text analysis and generation algorithms. Existing machine learning methods encode tonality in computationally extensive and uninterpretable ways which hampers the development of the corresponding applications. The work aims to solve this problem for Russian language.

**Methods.** Pre-trained vector language models are used to encode words as vectors in multidimensional spaces. In these spaces, the tonality corresponds to a specific direction which optimally discriminates the positive and negative prototypes. The tonality of word is then determined by its projection onto this direction. Adding a tonal vector to a key word defines a one-dimensional subspace, containing its positive and negative associations.

**Results.** The algorithm is tested on GloVe and FastText machine language models, encoding individual Russian words and morphemes with vectors in 300-dimensional space. Commonly used verbs and nouns served as key words. The average reliability of the found tonal associations estimates as 80 %.

**Conclusion.** The results indicate the applicability of pre-trained vector language models for fast and interpretable working with tonal information. The developed approach is applicable for the tasks of aspect-based sentiment analysis, as well as for the machine generation of object-oriented texts with a required tonality. Generalization of the tonal axis to the triple of Osgood's semantic factors allows expanding the method to a full range of affectively-semantic information.

**Keywords:** vector language models, sentiment analysis, tonality, semantics, space, affective text generation

**Acknowledgments.** The research was funded by the Russian Science Foundation grant No. 23-71-01046, <https://rscf.ru/project/23-71-01046/> (GRNTI code 28.23.29).

**For citation.** Chernikov K. M., Surov I. A. *Tonal spaces of vector language models*. Informatika [Informatics], 2026, vol. 23, no. 1, pp. 88–104 (In Russ.). <https://doi.org/10.37661/1816-0301-2026-23-1-88-104>.

**Conflict of interests.** The authors declare of no conflict of interest.

### Введение

Тональность – положительное или отрицательное настроение – важнейший параметр письменной и устной речи. Располагаясь на уровне эмоций и аффектов, тональность слова действует на слушателя или читателя в обход медленного и затратного логического мышления [1]. Поэтому тональность является важнейшим параметром социологических, экономических, культурологических, политических исследований и технологий [2]. При этом анализ тональности (сентимент-анализ) востребован не только для массивов текста в целом, но и по отношению к конкретной целевой сущности-объекту [3, 4].

Тональность письменной речи можно определять на основе частотности ключевых слов с положительной и отрицательной окраской. В последнее время такой простой и в ряде случаев весьма эффективный подход уступает место методам на основе машинного обучения. При этом обычно используются языковые модели общего назначения, дообучаемые под задачу классификации фраз, предложений и текстов на положительные, отрицательные либо нейтральные [5]. В связке с порождающими (генеративными) языковыми моделями аналогичный подход применяется для создания текстов с нужной тональностью [6–8].

Общий недостаток нейросетевых алгоритмов – непрозрачность и необъяснимость результата, характерен для больших языковых моделей. Кроме того, обучение таких алгоритмов требует большого количества данных и вычислительных мощностей. В этой связи констатируется целесообразность разработки «объяснимого ИИ», однако результаты в данном направлении пока скромны [9].

В задаче сентимент-анализа ситуация с объяснимостью теоретически значительно лучше. Пространство эмоциональных состояний имеет вполне интерпретируемую структуру, в основе которой лежат семантические факторы Осгуда: *оценка*, *сила* и *активность*, общие для большинства языков и культур [10, 11]. В алгоритмах анализа текста, однако, эта структура до недавнего времени не использовалась из-за отсутствия связи с машинными моделями языка. Такая связь недавно установлена для модели word2vec, представляющей слова английского языка векторами в 300-мерном пространстве, в котором удалось найти взаимно ортогональные направления, соответствующие всем трем факторам Осгуда [12]. Это позволило использовать модель для исследования эмоций [13], а также для интерпретируемого анализа процессной семантики [14].

Настоящая работа развивает методы интерпретируемой работы с векторными языковыми моделями для применения к конкретным сущностям, что востребовано, в частности, в задачах объектно-ориентированного сентимент-анализа. Задача состоит в построении тональных пространств, населенных положительными и отрицательными ассоциациями ключевого слова-объекта.

## 1. Теория и метод

Предложенный метод опирается на машинные модели естественного языка, которые представляют слова, фразы и другие языковые блоки наборами из 100–1000 вещественных чисел, образующими векторы в пространстве соответствующей размерности. Чем ближе смыслы слов, тем больше похожи соответствующие им векторы. Благодаря этому поиск ближайших векторов в окрестности данного слова позволяет находить его синонимы и семантически близкие конструкции.

### 1.1. Смысловые отношения и вектор тональности

Отдельные компоненты векторов определенных интерпретаций обычно не имеют, однако алгебраические отношения между векторами иногда выражают смысловые соотношения кодируемых ими слов. Пример таких отношений показан на рис. 1, где разности векторных представлений слов «дядя» и «тетя», «мужчина» и «женщина», «царь» и «царица» оказываются примерно одинаковыми [15]. Это значит, что усредненный вектор такой разности (толстая черная стрелка) соответствует понятию *мужественности*, а векторная разность слов «царь», «мужчина» и «царица», «женщина» (толстые серые стрелки) кодирует понятие *властности*.

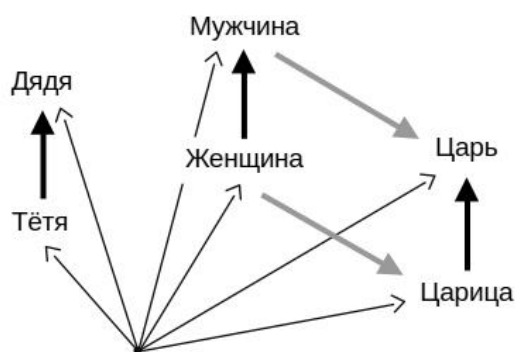


Рис. 1. Пример смысловых отношений в пространстве машинной языковой модели. Тонкие стрелки – векторные представления слов, толстые стрелки – разности словарных векторов, кодирующие понятия *мужественность* (черные) и *властность* (серые)

Fig. 1. Example of semantic relations in space of machine language model. Thin arrows – vector representation of words, thick arrows – differences of word vectors, encoding concepts "masculinity" (black) and "authority" (gray)

Знание векторов *мужественности* и *властности* позволяет подбирать слова, находящиеся в смысловых отношениях с любым данным словом. Например, если требуется властный вариант слова «самец», то к его векторному представлению следует прибавить вектор властности, после чего найти векторы, близкие к полученному результату, а если требуется его женский вариант, то из того же вектора следует вычесть вектор мужественности:

самец + властность = вожак,  
 самец – мужественность = самка.

Схожие соотношения имеют место между названиями государств и их столиц, когда векторная разность имеет смысл центральности или периферийности [16]. Аналогичной алгебры можно ожидать для других качеств, достаточно полно представленных в библиотеке текстов, которая используется для обучения машинной модели.

Из множества смысловых характеристик языка задачи сентимент-анализа выделяют характеристику *тональности*, которая также должна кодироваться определенным вектором в пространстве языковой модели. Аналогично характеристике *мужественности* на рис. 1 этот вектор можно найти как разность положительных и отрицательных прототипов (рис. 2, а):

$$\mathbf{Z} = \mathbf{W}_+ - \mathbf{W}_-. \quad (1)$$

При этом векторы прототипов  $\mathbf{W}_+$  и  $\mathbf{W}_-$  соответствуют средним от векторных представлений входящих в них слов используемой языковой модели:

$$\mathbf{W}_\pm = \sum \mathbf{w}_\pm, \quad (2)$$

где словами  $\mathbf{w}_+$  и  $\mathbf{w}_-$  могут быть *добро, радость, благо, свет и зло, горе, ущерб, тьма* и т. п. соответственно [12].

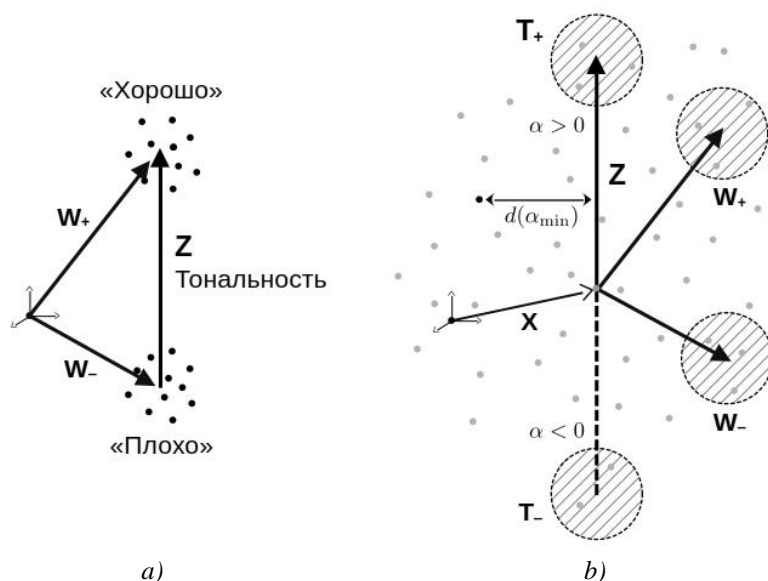


Рис. 2. Схема метода: *a*) ось тональности  $Z$  как разность положительного и отрицательного прототипов  $W_{\pm}$  (1), (2); *b*) построение тонального пространства  $T$  объекта  $X$  путем прибавления к нему тонального вектора  $Z$ , взвешенного коэффициентом  $\alpha$  (3). Вместо  $Z$  можно использовать векторы прототипов  $W_{\pm}$ . Штриховками отмечены варианты объектно-ориентированных тональных областей

*Fig. 2. Scheme of the method: a) Tonality axis  $Z$  as the difference between the positive and negative prototypes  $W_{\pm}$  (1), (2); b) construction of the tonal space  $T$  of the object  $X$  by adding to it the tonal vector  $Z$ , weighted by the coefficient  $\alpha$  (3). Instead of  $Z$ , one can use the prototype vectors  $W_{\pm}$ . The shading marks the variants of object-oriented tonal areas*

Недостатком метода нахождения  $Z$  является произвол выбора разностных пар, который может привести к искажению вектора  $Z$  и систематическим ошибкам при его последующем применении. Поэтому в качестве  $w_{\pm}$  целесообразно использовать большие массивы тонально-размеченных слов, причем вместо разности (1) удобно искать  $Z$  как направление, наилучшим образом разделяющее положительный и отрицательный классы. Для этого подходит метод линейного дискриминантного анализа [17].

### 1.2. Тональное пространство объекта

Положительные и отрицательные прототипы  $W_{\pm}$  описывают абсолютное добро и абсолютное зло. Объектно-ориентированная генерация или сентимент-анализ, напротив, работают с настроением текста по отношению к ключевому объекту – событию, личности или предмету [3, 4]. Например, объект *земля* в положительном настроении может описываться как плодородная почва и родина-мать, а в отрицательном – как территория, грязь и пустыня. Такой переход от нейтральной к положительной или отрицательной тональности объекта  $X$  соответствует прибавлению к нему вектора тональности  $Z$  с положительным или отрицательным знаком (рис. 2, *b*). При этом варьировать можно не только знак, но и длину прибавляемого вектора. Таким образом, тональные смещения ключевого понятия  $X$  формируются в виде

$$T = X + \alpha Z, \quad (3)$$

где  $Z$  – вектор тональности,  $\alpha$  – положительный или отрицательный коэффициент произвольной величины.

Располагая вектором  $\mathbf{Z}$ , прямую (3) можно построить для любого объекта  $\mathbf{X}$  в используемой языковой модели. Варьирование величины  $\alpha$  перемещает вектор  $\mathbf{T}$  от объекта  $\mathbf{X}$  по направлению  $\mathbf{Z}$ . При этом в его окрестности оказываются векторы других слов, содержащиеся в используемой машинной модели (серые точки). Такие соседи в областях положительных и отрицательных  $\alpha$  и являются тональными ассоциациями ключевого объекта  $\mathbf{X}$ .

### 1.3. Поиск тональных соседей

Зная прямую (3) в пространстве языковой модели, для нахождения тональных соседей объекта  $\mathbf{X}$  можно использовать два способа.

В первом способе для каждого слова  $V$  языковой модели вычисляется его расстояние до прямой (3), которое определяется как минимум функции

$$d(\mathbf{V}, \alpha) = | \mathbf{V} - (\mathbf{X} + \alpha \mathbf{Z}) | \quad (4)$$

по параметру  $\alpha$  (см. рис. 2, *b*). Слова  $V$  с наименьшими значениями  $d(\mathbf{V}, \alpha_{\min})$  в областях  $\alpha_{\min} > 0$  и  $\alpha_{\min} < 0$  являются соседями слова  $X$  положительной и отрицательной тональности.

На практике данный способ дает не лучшие результаты, так как большинство слов модели получают значения  $\alpha_{\min}$  вблизи нуля, что соответствует нейтральной тональности. Выделить на этом фоне искомые слова положительной и отрицательной тональности затруднительно. Поэтому расстояние от слов модели целесообразно вычислять не до прямой (3), а до пары точек на ее положительной и отрицательной частях (второй способ):

$$\mathbf{T}_+ = \mathbf{X} + \alpha_+ \mathbf{Z}, \quad \mathbf{T}_- = \mathbf{X} - \alpha_- \mathbf{Z}, \quad (5)$$

где  $\alpha_{\pm} > 0$  есть некоторые константы. Отсечка по расстояниям от точек  $\mathbf{T}_{\pm}$  выделяет вокруг них две окрестности, как показано на рис. 2, *b*. Попадающие в эти окрестности слова  $V$  являются тональными соседями объекта  $X$ . Вместо  $\mathbf{Z}$  можно использовать векторы прототипов  $\mathbf{W}_{\pm}$ , также дающие пару окрестностей.

## 2. Эксперимент

Описанный алгоритм реализован для двух векторных моделей русского языка: модели семейства GloVe [18], тренированной на массиве русской художественной литературы [19], и модели семейства FastText [20], тренированной на текстах Википедии и базы Common Crawl<sup>1</sup>. Обе модели являются 300-мерными, т. е. кодируют слова (GloVe) и морфемы (FastText) векторами из 300 вещественных чисел.

В качестве ключевых слов использовались:

- существительные *человек, собака, машина, земля*;
- глаголы *делать, говорить, смотреть, ехать*.

Векторное представление данных слов машинными моделями однотипно, что позволяет находить близкие к глаголам существительные и прилагательные, и наоборот.

<sup>1</sup>AI at Meta. fasttext-ru-vectors // Huggingface. – 2023. – URL: <https://huggingface.co/facebook/fasttext-ru-vectors> (date of access: 07.12.2025).

### 2.1. Вектор тональности

Массивы положительных и отрицательных слов русского языка  $w_{\pm}$  для нахождения оси  $Z$  были взяты из словаря, размеченного по тональности для sentiment-анализа текстов [21]. При этом из общего числа 7545 слов были выбраны 2404 слова с максимальной по модулю оценкой  $\pm 1$ . Искомый вектор  $Z$  находился методом линейного дискриминантного анализа как ось, наилучшим образом разделяющая эти два класса в 300-мерном пространстве использованных моделей.

Результат проекции использованной выборки на полученную ось  $Z$  для модели FastText показан на рис. 3. Разделяемость классов, измеряемая как точность классификации, составила 67 %. Для модели GloVe вид распределений похожий, точность 75 %. Эти величины подтверждают гипотезу о наличии в 300-мерном пространстве машинных моделей оси благоприятности  $Z$  и возможности ее использования для анализа тональности.

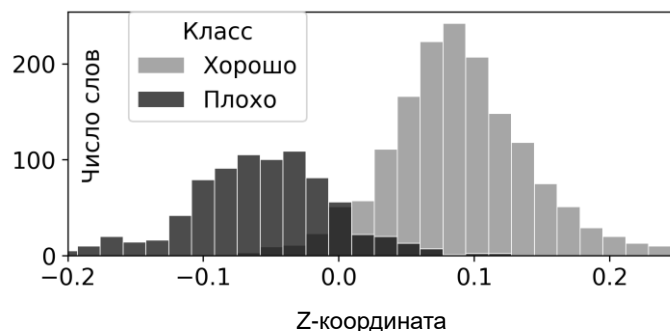


Рис. 3.  $Z$ -координаты 2404 слов с тональностью  $\pm 1$  [21], использованных для нахождения оси тональности  $Z$  в 300-мерном пространстве языковой модели FastText

*Fig. 3.  $Z$ -coordinates of 2404 words with tonality  $\pm 1$  [21], used to find tonality axis  $Z$  in the 300-dimensional space of the FastText language model*

### 2.2. Результаты

Для нахождения тональных соседей использовался показанный на рис. 2, *b* метод тональных фокусов со значениями  $\alpha_{\pm} = 6$ . По 15 найденных таким образом ближайших тональных вариаций к фокусам  $W_{\pm}$  и  $T_{\pm}$  для слов-объектов *смотреть*, *делать*, *собака* и *земля* приведены в таблице. Слова, попадающие и в положительные и в отрицательные классы, исключались. Средняя доля верных тональных вариаций по всем восьми ключевым словам (оценивалась на основе субъективно-экспертной оценки) составила около 80 %.

Каждый тональный сосед любого объекта характеризуется расстоянием (4) и значением  $\alpha$ , определяющим, напротив какой части прямой (3) находится это слово. Расположение приведенных в таблице тональных соседей в осях  $(d, \alpha)$  показано на рис. 4–7.

15 тональных вариаций, ближайших к фокусам  $W_{\pm}$  и  $T_{\pm}$  (см. рис. 2, *b*)  
 в пространстве модели FastText для слов *смотреть*, *делать*, *собака* и *земля*

*15 tonal variations closest to the foci  $W_{\pm}$  and  $T_{\pm}$  (see fig. 2, *b*) in the space  
 of the FastText model for the words look, do, dog and earth*

Плохой $W_{-}$ <i>Bad <math>W_{-}</math></i>	Тональность $T_{-}$ Key $T_{-}$	Хороший $W_{+}$ Good $W_{+}$	Тональность $T_{+}$ Key $T_{+}$
<i>Смотреть</i>			
игнорировать	проклинать	посмотреть	отличный
ненавидеть	ругаться	великолепный	чудесный
жаловаться	провоцировать	просматривать	замечательно
оправдываться	глотать	увидеть	безупречный
возмущаться	подозревать	поглядеть	красивый
закрывать	давить	глядеть	сохранять
обвинять	выслушивать	просмотреть	благодарить
терпеть	вздрагивать	любоваться	послушать
упрекать	раздражать	взглянуть	удивительный
бессмысленно	запрещать	замечательный	прекрасный
срываться	всматриваться	разглядывать	поблагодарить
оглядываться	противно	превосходный	познакомиться
отбрасывать	ругать	наслаждаться	бесплатно
установиться	разрывать	приятно	ценить
покоситься	преследовать	приветствовать	оценить
<i>Делать</i>			
исправлять	поделать	сделать	обеспечивать
оправдываться	извиняться	творить	развивать
провоцировать	ругаться	создавать	сотворить
игнорировать	возмущаться	осуществлять	сохранить
убирать	заставлять	проводить	обеспечить
жаловаться	мучиться	производить	приготовить
запрещать	пытаться	научиться	осуществить
срываться	удалять	готовить	рассчитывать
валить	срывать	выполнять	реализовать
предпринимать	исправить	стараться	поддерживать
терпеть	предпринять	сохранять	помогать
отменять	прекращать	получать	практиковать
выбрасывать	бросать	организовывать	благодарить
дергаться	наказывать	совершать	ценить
закрывать	издеваться	организовать	даровать

Окончание таблицы

*End of table*

Плохой $W_-$ <i>Bad <math>W_-</math></i>	Тональность $T_-$ <i>Key <math>T_-</math></i>	Хороший $W_+$ <i>Good <math>W_+</math></i>	Тональность $T_+$ <i>Key <math>T_+</math></i>
<i>Собака</i>			
кошка	ворона	щенок	природа
крыса	мамаша	девочка	преданный
собачка	васька	красавица	награда
свинья	старуха	малышка	молодец
скотина	старушка	девушка	красота
обезьяна	тварь	хозяйка	команда
сволочь	депрессия	черепаха	порода
лошадь	помойка	женщина	скульптура
аллергия	пьяница	котенок	отличный
инфекция	бедняга	животное	мудрость
морда	табуретка	корова	мамочка
агрессия	бешенство	игрушка	доброта
истерика	сука	птичка	гармония
курица	свалка	семья	замечательный
лихорадка	колбаса	преданность	лягушка
<i>Земля</i>			
почва	империя	природа	гармония
пустыня	стройка	родина	мудрость
планета	свинья	поляна	усадьба
свалка	древесина	вселенная	культура
равнина	тайга	страна	обитель
скотина	провинция	собственность	атмосфера
картошка	война	вода	семья
помойка	бездна	недвижимость	долина
оккупация	лихорадка	радуга	инфраструктура
степь	колония	столица	энергетика
окраина	мостовая	основа	квартира
стихия	темнота	красота	дорога
трава	коленка	архитектура	площадка
катастрофа	тюрьма	материя	красавица
территория	местность	энергия	цивилизация



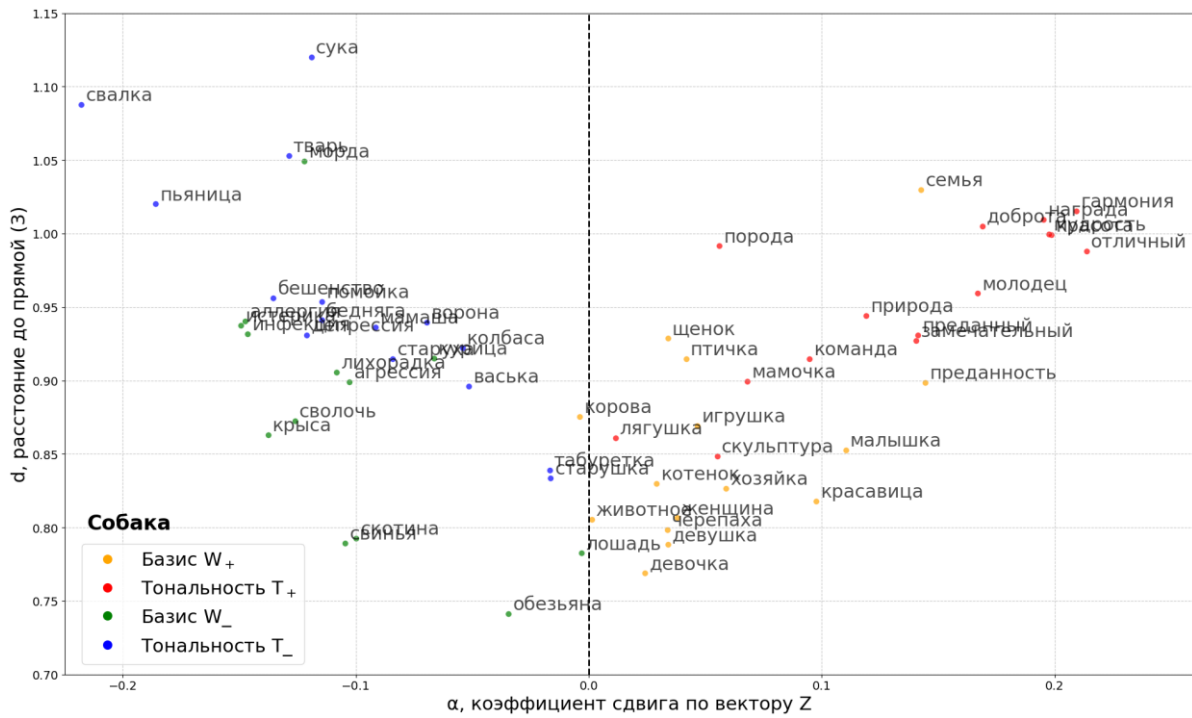


Рис. 6. Тональные соседи существительного *собака* (таблица) в осях ( $d, \alpha$ )

Fig. 6. Tonal neighbors of the noun *dog* (table) in the axes ( $d, \alpha$ )

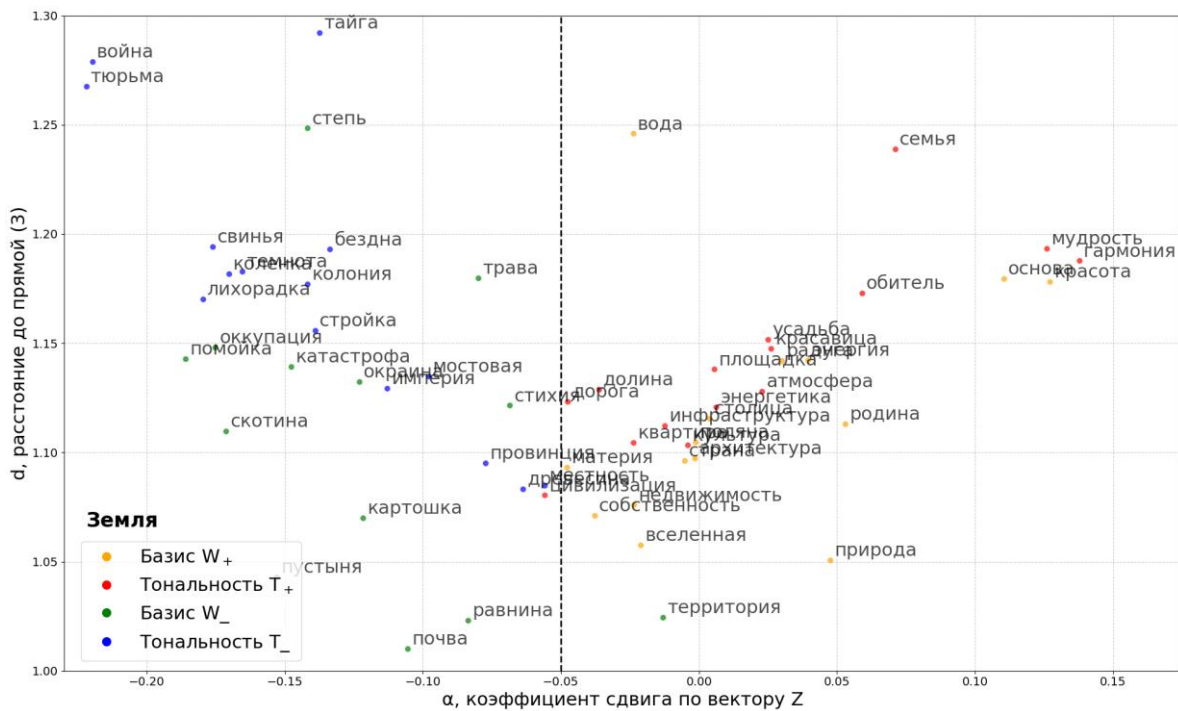


Рис. 7. Тональные соседи существительного *земля* (таблица) в осях ( $d, \alpha$ )

Fig. 7. Tonal neighbors of the noun *earth* (table) in the axes ( $d, \alpha$ )

На рис. 4–7 видно, что найденные тональные вариации располагаются напротив положительной и отрицательной частей прямой (3), как и ожидалось теоретически. Граница между тональными соседями, однако, не всегда проходит на значении  $\alpha=0$ . Из восьми рассмотренных объектов этот эффект наблюдается для объекта *земля* на рис. 7, а также для глагольного объекта *ехать*. В первом случае граница проходит около  $\alpha \approx -0,05$ , во втором – около  $\alpha \approx 0,05$ .

Таблица и рис. 4–7 показывают, что соседи к тональным фокусам  $\mathbf{W}_{\pm}$  и  $\mathbf{T}_{\pm}$  одного знака (красный и желтый, зеленый и синий) практически эквивалентны. Устойчивых смысловых различий между ними не выявлено. Геометрически это значит, что векторы  $\mathbf{W}_{+}$  и  $\mathbf{W}_{-}$  параллельны и антипараллельны вектору тональности  $\mathbf{Z}$  и могут быть использованы вместо него, что несколько упрощает представленный метод. Такой эффект имеет место в пространствах обеих рассмотренных моделей.

Результаты, аналогичные представленным в таблице и на рис. 4–7, получены для примерно 10 других частоупотребляемых существительных и глаголов русского языка (*яблоко, работа, относиться, искать* и др.) с похожими показателями качества, что свидетельствует о достаточно высокой надежности разработанного метода. Трудность более масштабной проверки обусловлена отсутствием размеченных нужным образом словарей и надежных методов автоматического определения объектно-ориентированной тональности (чем и определяется новизна поставленной задачи). Создание таких разметок, а также сравнение с другими методами сентимент-анализа [3, 4] могут стать объектами дальнейших исследований.

### ===== Заключение

Полученный результат подтверждает гипотезу о наличии в пространствах машинных языковых моделей объектно-ориентированных тональных подпространств. В задачах сентимент-анализа [3, 4] эти подпространства могут быть использованы для получения простых метрик объектно-ориентированной тональности. Кроме того, характерные экземпляры таких пространств могут выполнять функцию признаков, присутствие которых указывает на соответствующую тональность текста по отношению к ключевому объекту. Тональные подпространства также предоставляют вспомогательное средство для генерации эмоционально окрашенных текстов [22, 23]. Близость к объектно-ориентированным подпространствам не означает требуемой при этом логической связности, однако позволяет сформировать или уточнить исходный словарь для составления текста желаемой тональности по отношению к целевому объекту.

В обоих случаях основным достоинством разработанного подхода является его вычислительная эффективность. В отличие от больших языковых моделей, требующих значительных вычислительных ресурсов, предложенный метод ограничивается простой векторной арифметикой и поиском ближайших соседей. В этой связи разработанный подход применим в условиях жестких ограничений по вычислительной мощности или в задачах, требующих сверхбыстрой предварительной обработки текста (например, в реальном времени). Кроме того, подход обеспечивает интерпретируемость создаваемых на его основе алгоритмов, которой часто не хватает методам глубокого обучения.

Основным недостатком представленного подхода является его ограниченность статическими векторными моделями, не учитывающими контекстуальную многозначность слов естественного языка. Для работы с динамическими моделями (семейств

BERT, GPT и др.) целесообразно построение контекстно-зависимых тональных пространств. Возможность такого развития может стать объектом дальнейших исследований.

Другим направлением развития разработанного метода является задача обобщенного сентимент-анализа, различающего не только положительность и отрицательность, но и другие факторы эмоциональных состояний. Для этого кроме фактора оценки можно использовать остальные два семантических фактора Осгуда, а именно *активность* и *потенциал* [10, 11]. Соответствующие векторы и их линейные комбинации в пространстве машинной языковой модели [12, 13] прибавляются к ключевому слову аналогично схеме на рис. 2, *b*. В результате вокруг ключевого слова формируется не одномерное, а трехмерное подпространство, охватывающее весь спектр его эмоционально-смысловых отношений [13, 24]. Психологически интерпретируемая алгебра этих отношений могла бы дополнить методы векторного логического вывода [25–27], в том числе с использованием падежно-смысловых структур [28].

Помимо отмеченных областей представленный подход востребован в психологии, где машинные языковые модели позволяют во многом заменить и (или) дополнить дорогостоящие и трудно воспроизводимые натурные эксперименты [13, 29, 30]. Кроме того, объектно-ориентированные семантические пространства могут стать основой для информативных и достоверных измерений общественного мнения по конкретному вопросу [31]. Для приложения к этим задачам разработанный подход целесообразно адаптировать для работы с современными архитектурами языковых моделей.

**Вклад авторов.** К. М. Черников осуществил разработку метода, компьютерную реализацию алгоритма, проведение экспериментов, визуализацию и интерпретацию результатов. И. А. Суров придумал концепцию исследования, разработал метод и реализовал интерпретацию результатов, подготовил текст к публикации.

#### Список использованных источников

1. Clynes, M. The communication of emotion: Theory of sentics / M. Clynes ; ed.: R. Plutchik, H. Kellerman // *Theories of Emotion*. – Academic Press, 1980. – P. 271–301. – <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-558701-3.50017-X>.
2. Smetanin, S. The applications of sentiment analysis for Russian language texts: Current challenges and future perspectives / S. Smetanin // *IEEE Access*. – 2020. – Vol. 8. – P. 110693–110719. – <https://doi.org/10.1109/access.2020.3002215>.
3. Brauwers, G. A survey on aspect-based sentiment classification / G. Brauwers, F. Frasincar // *ACM Computing Surveys*. – 2021. – Vol. 55. – P. 1–37. – <https://doi.org/10.1145/3503044>.
4. A summary of aspect-based sentiment analysis / S. Fan, J. Yao, Y. Sun, Y. Zhan // *Journal of Physics: Conference Series*. – 2020. – Vol. 1624, no. 2. – URL: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/1624/2/022051> (date of access: 07.12.2025). – <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1624/2/022051>.
5. Tang, D. Deep learning for sentiment analysis: successful approaches and future challenges / D. Tang, B. Qin, T. Liu // *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*. – 2015. – Vol. 5, no. 6. – P. 292–303. – <https://doi.org/10.1002/widm.1171>.
6. van der Sluis, I. Affective text: Generation strategies and emotion measurement issues / I. van der Sluis, C. Mellish, G. Doherty // *Proc. of the Twenty-Fourth Intern. Florida Artificial Intelligence Research Society Conf.*, Palm Beach, Florida, USA, 18–20 May 2011. – Palm Beach, 2011. – P. 123–128.

7. Adapting a language model for controlled affective text generation / I. Singh, A. Barkati, T. Goswamy, A. Modi // Proc. of the 28th Intern. Conf. on Computational Linguistics, Barcelona, Spain (Online), Dec. 2020. – Barcelona, 2020. – P. 2787–2801. – <https://doi.org/10.48550/arXiv.2011.04000>.
8. Nie, G. A review of affective generation models / G. Nie, Y. Zhan. – 2022. – URL: <https://arxiv.org/pdf/2202.10763> (date of access: 07.12.2025). – <https://doi.org/10.48550/arXiv.2202.10763>.
9. Explainable AI / V. C. Storey, R. Lukyanenko, W. Maass, J. Parsons // Communications of the ACM. – 2022. – Vol. 65, no. 4. – P. 27–29. – <https://doi.org/10.1145/3490699>.
10. Tanaka, Y. Cross-culture, cross-concept, and cross-subject generality of affective meaning systems / Y. Tanaka, C. E. Osgood // Journal of Personality and Social Psychology. – 1965. – Vol. 2, no. 2. – P. 143–153. – <https://doi.org/10.1037/h0022392>.
11. Osgood, C. E. On the whys and wherefores of E, P, and A / C. E. Osgood // Journal of Personality and Social Psychology. – 1969. – Vol. 12, no. 3. – P. 194–199. – <https://doi.org/10.1037/h0027715>.
12. Суков, И. А. Открытие черного ящика: извлечение семантических факторов Осгуда из языковой модели word2vec / И. А. Суков // Информатика и автоматизация. – 2022. – Т. 21, № 5. – С. 916–936. – <https://doi.org/10.15622/ia.21.5.3>.
13. Груздева, А. С. Машинно-семантический дифференциал: картирование эмоций посредством векторных языковых моделей / А. С. Груздева, И. А. Суков // Ученые записки Института психологии РАН. – 2025. – Т. 5, № 4. – С. 86–99. – [https://doi.org/10.38098/proceedings\\_2025\\_05\\_04\\_10](https://doi.org/10.38098/proceedings_2025_05_04_10).
14. Surov, I. A. Process-semantic analysis of words and texts / I. A. Surov // Artificial Intelligence in Models, Methods and Applications / ed.: O. Dolinina [et al.]. – Cham : Springer, 2023. – С. 247–260. – [https://doi.org/10.1007/978-3-031-22938-1\\_17](https://doi.org/10.1007/978-3-031-22938-1_17).
15. Mikolov, T. Linguistic regularities in continuous space word representations / T. Mikolov, W. Yih, G. Zweig // Proc. of the 2013 Conf. of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Atlanta, Georgia, 9–14 June 2013. – Atlanta, 2013. – P. 746–751.
16. Distributed representations of words and phrases and their compositionality / T. Mikolov, I. Sutskever, K. Chen [et al.] // NIPS'13: Proc. of the 26th Intern. Conf. on Neural Information Processing Systems, Lake Tahoe, Nevada, 5–10 Dec. 2013. – Lake Tahoe, 2013. – Vol. 2. – P. 3111–3119.
17. McLachlan, G. J. Discriminant Analysis and Statistical Pattern Recognition / G. J. McLachlan. – N. Y. : Wiley, 2004. – 526 p.
18. Pennington, J. Glove: Global vectors for word representation / J. Pennington, R. Socher, C. D. Manning // Proc. of the 2014 Conf. on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), Doha, Qatar, 25–29 Oct. 2014. – Doha, 2014. – P. 1532–1543.
19. Kukushkin, A. Navec\_hudlit\_v1\_12B\_500K\_300d\_100q.tar / A. Kukushkin. – 2023. – URL: <https://github.com/natasha/navec> (date of access: 07.12.2025).
20. Enriching word vectors with subword information / P. Bojanowski, E. Grave, A. Joulin, T. Mikolov // Transactions of the Association for Computational Linguistics. – 2017. – Vol. 5. – P. 135–146. – <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1607.04606>.
21. Koltsova, O. Y. An opinion word lexicon and a training dataset for Russian sentiment analysis of social media / O. Y. Koltsova, S. V. Alexeeva, S. N. Kolcov // Computational Linguistics and Intellectual Technologies. – 2016. – Vol. 2016. – P. 277–287.
22. From extraction to generation: Multimodal emotion-cause pair generation in conversations / H. Ma, J. Yu, F. Wang [et al.] // IEEE Transactions on Affective Computing. – 2025. – Vol. 16, no. 2. – P. 586–597. – <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2024.3446646>.

23. Text-based fine-grained emotion prediction / G. Singh, D. Brahma, P. Rai, A. Modi // *IEEE Transactions on Affective Computing*. – 2024. – Vol. 15, no. 2. – P. 405–416. – <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2023.3298405>.
24. Surov, I. A. Quantum core affect. Color-emotion structure of semantic atom / I. A. Surov // *Frontiers in Psychology*. – 2022. – Vol. 13. – <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.838029>.
25. Widdows, D. Should semantic vector composition be explicit? Can it be linear? / D. Widdows, K. Howell, T. Cohen // *Proc. of the Workshop on Semantic Spaces at the Intersection of NLP, Physics, and Cognitive Science, Groningen, The Netherlands, 14–18 June 2021*. – Groningen, 2021. – P. 76–86. – <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.06555>.
26. Schlegel, K. A comparison of vector symbolic architectures / K. Schlegel, P. Neubert, P. Protzel // *Artificial Intelligence Review*. – 2022. – Vol. 55, no. 6. – P. 4523–4555. – <https://doi.org/10.1007/s10462-021-10110-3>.
27. Vector symbolic architectures as a computing framework for emerging hardware / D. Kleyko, M. Davies, E. P. Frady [et al.] // *Proceedings of the IEEE*. – 2022. – Vol. 110, no. 10. – P. 1538–1571. – <https://doi.org/10.1109/JPROC.2022.3209104>.
28. Суров, И. А. Геометрическая семиотика падежей русского языка / И. А. Суров // *Вестник Московского государственного университета. Гуманитарные науки*. – 2026. (В печати)
29. Predicting survey responses: How and why semantics shape survey statistics on Organizational Behaviour / J. K. Arnulf, K. R. Larsen, Ø. L. Martinsen, C. H. Bong // *PLoS ONE*. – 2014. – Vol. 9, no. 9. – <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0106361>.
30. Arnulf, J. K. Measuring the menu, not the food: “psychometric” data may instead measure “lingometrics” (and miss its greatest potential) / J. K. Arnulf, U. H. Olsson, K. Nimon // *Frontiers in Psychology*. – 2024. – Vol. 15. – P. 1308098. – <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1308098>.
31. Lukyanenko, R. Integrating LLMs and psychometrics: Global construct validity / R. Lukyanenko, K. R. Larsen // *Forty-Fifth Intern. Conf. on Information Systems, Bangkok, Thailand, 15–18 Dec. 2024*. – Bangkok, 2024. – URL: [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=5341306](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=5341306) (date of access: 07.12.2025).

## References

1. Clynes M. The communication of emotion: Theory of sentics. *Theories of Emotion*. In R. Plutchik, H. Kellerman (eds.). Academic Press, 1980, pp. 271–301. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-558701-3.50017-X>.
2. Smetanin S. The applications of sentiment analysis for Russian language texts: Current challenges and future perspectives. *IEEE Access*, 2020, vol. 8, pp. 110693–110719. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3002215>.
3. Brauwere G., Frasincar F. A survey on aspect-based sentiment classification. *ACM Computing Surveys*, 2021, vol. 55, pp. 1–37. <https://doi.org/10.1145/3503044>.
4. Fan S., Yao J., Sun Y., Zhan Y. A summary of aspect-based sentiment analysis. *Journal of Physics: Conference Series*, 2020, vol. 1624, no. 2. Available at: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/1624/2/022051> (accessed 07.12.2025). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1624/2/022051>.
5. Tang D., Qin B., Liu T. Deep learning for sentiment analysis: successful approaches and future challenges. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 2015, vol. 5, no. 6, pp. 292–303. <https://doi.org/10.1002/widm.1171>.

6. van der Sluis I., Mellish C., Doherty G. Affective Text: Generation Strategies and Emotion Measurement Issues. *Proceedings of the Twenty-Fourth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, Palm Beach, Florida, USA, 18–20 May 2011*. Palm Beach, 2011, pp. 123–128.
7. Singh I., Barkati A., Goswamy T., Modi A. Adapting a language model for controlled affective text generation. *Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics, Barcelona, Spain (Online), December 2020*. Barcelona, 2020, pp. 2787–2801. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2011.04000>.
8. Nie G., Zhan Y. *A review of affective generation models*, 2022. Available at: <https://arxiv.org/pdf/2202.10763> (accessed 07.12.2025). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2202.10763>.
9. Storey V. C., Lukyanenko R., Maass W., Parsons J. Explainable AI. *Communications of the ACM*, 2022, vol. 65, no. 4, pp. 27–29. <https://doi.org/10.1145/3490699>.
10. Tanaka Y., Osgood C. E. Cross-culture, cross-concept, and cross-subject generality of affective meaning systems. *Journal of Personality and Social Psychology*, 1965, vol. 2, no. 2, pp. 143–153. <https://doi.org/10.1037/h0022392>.
11. Osgood C. E. On the whys and wherefores of E, P, and A. *Journal of Personality and Social Psychology*, 1969, vol. 12, no. 3, pp. 194–199. <https://doi.org/10.1037/h0027715>.
12. Surov I. A. *Opening the black box: finding Osgood's semantic factors in word2vec space*. *Informatika i avtomatizacija [Informatics and Automation]*, 2022, vol. 21, no. 5, pp. 916–936 (In Russ.). <https://doi.org/10.15622/ia.21.5.3>.
13. Gruzdeva A. S., Surov I. A. *Machine-semantic differential: emotion mapping through vector language models*. *Uchenye zapiski Instituta psihologii Rossijskoj akademii nauk [Proceedings of the Institute of Psychology of the Russian Academy of Sciences]*, 2025, vol. 5, no. 4, pp. 86–99 (In Russ.). [https://doi.org/10.38098/proceedings\\_2025\\_05\\_04\\_10](https://doi.org/10.38098/proceedings_2025_05_04_10).
14. Surov I. A. Process-semantic analysis of words and texts. *Artificial Intelligence in Models, Methods and Applications*. In O. Dolinina, I. Bessmertny, A. Brovko, V. Kreinovich, V. Pechenkin, ..., V. Zhmud (eds.). Cham, Springer, 2023, pp. 247–260. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-22938-1\\_17](https://doi.org/10.1007/978-3-031-22938-1_17).
15. Mikolov T., Yih W., Zweig G. Linguistic regularities in continuous space word representations. *Proceedings of the 2013 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Atlanta, Georgia, 9–14 June 2013*. Atlanta, 2013, pp. 746–751.
16. Mikolov T., Sutskever I., Chen K., Corrado G., Dean J. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. *NIPS'13: Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems, Lake Tahoe, Nevada, 5–10 December 2013*. Lake Tahoe, 2013, vol. 2, pp. 3111–3119.
17. McLachlan G. J. *Discriminant Analysis and Statistical Pattern Recognition*. New York, Wiley, 2004, 526 p.
18. Pennington J., Socher R., Manning C. D. Glove: Global vectors for word representation. *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), Doha, Qatar, 25–29 October 2014*. Doha, 2014, pp. 1532–1543.
19. Kukushkin A. *Navec\_hudlit\_v1\_12B\_500K\_300d\_100q.tar*, 2023. Available at: <https://github.com/natasha/navec> (accessed 07.12.2025).
20. Bojanowski P., Grave E., Joulin A., Mikolov T. Enriching word vectors with subword information. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 2017, vol. 5, pp. 135–146. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1607.04606>.

21. Koltsova O. Y., Alexeeva S. V., Kolcov S. N. An opinion word lexicon and a training dataset for Russian sentiment analysis of social media. *Computational Linguistics and Intellectual Technologies*, 2016, vol. 2016, pp. 277–287.
22. Ma H., Yu J., Wang F., Cao H., Xia R. From extraction to generation: Multimodal emotion-cause pair generation in conversations. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2025, vol. 16, no. 2, pp. 586–597. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2024.3446646>.
23. Singh G., Brachma D., Rai P., Modi A. Text-based fine-grained emotion prediction. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2024, vol. 15, no. 2, pp. 405–416. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2023.3298405>.
24. Surov I. A. Quantum core affect. Color-emotion structure of semantic atom. *Frontiers in Psychology*, 2022, vol. 13. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.838029>.
25. Widdows D., Howell K., Cohen T. Should semantic vector composition be explicit? Can it be linear? *Proceedings of the Workshop on Semantic Spaces at the Intersection of NLP, Physics, and Cognitive Science, Groningen, The Netherlands, 14–18 June 2021*. Groningen, 2021, pp. 76–86. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.06555>.
26. Schlegel K., Neubert P., Protzel P. A comparison of vector symbolic architectures. *Artificial Intelligence Review*, 2022, vol. 55, no. 6, pp. 4523–4555. <https://doi.org/10.1007/s10462-021-10110-3>.
27. Kleyko D., Davies M., Frady E. P., Kanerva P., Kent S. J., Olshausen B. A. Vector symbolic architectures as a computing framework for emerging hardware. *Proceedings of the IEEE*, 2022, vol. 110, no. 10, pp. 1538–1571. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2022.3209104>.
28. Surov I. A. *Geometrical semiotics of Russian cases*. Vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo universiteta. Gumanitarnye nauki [*Vestnik of Moscow State Linguistic University. Humanities*], 2026. (In press). (In Russ.).
29. Arnulf J. K., Larsen K. R., Martinsen Ø. L., Bong C. H. Predicting survey responses: How and why semantics shape survey statistics on Organizational Behaviour. *PLoS ONE*, 2014, vol. 9, no. 9. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0106361>.
30. Arnulf J. K., Olsson U. H., Nimon K. Measuring the menu, not the food: “psychometric” data may instead measure “lingometrics” (and miss its greatest potential). *Frontiers in Psychology*, 2024, vol. 15, p. 1308098. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1308098>.
31. Lukyanenko R., Larsen K. R. Integrating LLMs and Psychometrics: Global Construct Validity. *Forty-Fifth International Conference on Information Systems, Bangkok, Thailand, 15–18 December 2024*. Bangkok, 2024. Available at: [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=5341306](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=5341306) (accessed 07.12.2025).

### Информация об авторах

Черников Кирил Михайлович, студент факультета технологий искусственного интеллекта, Университет ИТМО.  
E-mail: kmchernikov@itmo.ru

Суров Илья Алексеевич, кандидат физико-математических наук, доцент, старший научный сотрудник факультета технологий искусственного интеллекта, Университет ИТМО.  
E-mail: ilya.a.surov@itmo.ru

### Information about the authors

Kirill M. Chernikov, Undergraduate of Department of Artificial Intelligence Technologies, ITMO University.  
E-mail: kmchernikov@itmo.ru

Ilya A. Surov, Cand. Sci. (Phys.-Math.), Assoc. Prof., Senior Researcher of Department of Artificial Intelligence Technologies, ITMO University.  
E-mail: ilya.a.surov@itmo.ru