

О программной реализации когнитивных интероперабельных агентно-базированных систем

Н.С. Карамышева¹, А.С. Милованов¹, М.А. Митрохин¹, С.А. Зинкин¹ ✉

¹ Пензенский государственный университет
ул. Красная, д. 40, г. Пенза 440026, российская федерация

✉ e-mail: zsa49@yandex.ru

Резюме

Цель исследования. Целью работы является разработка рекомендаций по программной реализации когнитивных агентно-базированных систем, обеспечивающих интероперабельность при взаимодействии программных когнитивных агентов, обладающих различными свойствами. Программная реализация, определяющая семантическую близость на основе машинного обучения, выделяет ключевые понятия, строит ассоциации, упрощая и ускоряя процесс работы с текстовыми данными в процессе диалога агентов, одним из которых является человек. Предлагаемый подход основан на предположении, что компьютерные системы могут выполнять некоторые «антропоморфные» функции, похожие на способности человека мыслить.

Методы. Знания о предметной области определяются на основе обучения искусственной нейронной сети. Для обозначения семантики реплик и другой информации предложено использовать тегирование и определение семантической близости ключевых фраз из речей, представленных в письменной форме.

Результаты. Система была реализована на языке программирования Python. В качестве нейросетевой модели векторизации текста использовалась модель Word2Vec с архитектурой Skip-gram. Для обучения использовались два текстовых набора с информацией о компьютерной науке и зоологии. По результатам сравнения текстов двух тематик можно судить о работоспособности системы определять семантическую близость текстовой информации.

Заключение. Положенная в основу программной реализации когнитивных интероперабельных агентно-базированных систем подсистема определения семантической близости текстовой информации на основе технологий машинного обучения позволяет повысить эффективность существующих или разрабатываемых приложений, в работе которых задействован большой объем текстовой информации.

Ключевые слова: когнитивные агенты; мультиагентные системы; диалоговые системы; семантическая близость фраз; антропоморфизм; нейросетевая модель; машинное обучение; программная реализация.

Конфликт интересов: Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Для цитирования: О программной реализации когнитивных интероперабельных агентно-базированных систем / Н.С. Карамышева, А.С. Милованов, М.А. Митрохин, С.А. Зинкин // Известия Юго-Западного государственного университета. 2024; 28(1): 100-122. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2024-28-1-100-122>.

Поступила в редакцию 08.02.2024

Подписана в печать 04.03.2024

Опубликована 27.03.2024

© Карамышева Н.С., Милованов А.С., Митрохин М.А., Зинкин С.А., 2024

On the Software Implementation of Cognitive Interoperable Agent-Based Systems

Nadezhda S. Karamysheva ¹, Anton S. Milovanov ¹,
Maksim A. Mitrokhin ¹, Sergey A. Zinkin ¹ ✉

¹ Penza State University
40 Krasnaya str., Penza 440026, Russian Federation

✉ e-mail: zsa49@yandex.ru

Abstract

Purpose of research. The purpose of the work is to develop recommendations for the software implementation of cognitive agent-based systems that ensure interoperability in the interaction of software cognitive agents with different properties. A software implementation that determines semantic proximity based on machine learning can automatically and quickly highlight important key concepts and find associations, simplifying and speeding up the process of working with text data during a dialogue between agents, one of which is a human. The proposed approach is based on the assumption that computer systems can perform some “anthropomorphic” functions, similar to human ability to think.

Methods. Domain knowledge is determined by training an artificial neural network. To indicate the semantics of remarks and other information, it is proposed to use tagging and determining the semantic proximity of key phrases from speeches presented in written form.

Results. The system was implemented in the Python programming language. The Word2Vec model with Skip-gram architecture was used as a neural network model for text vectorization. For training, two text sets with information about computer science and zoology were used. Based on the results of comparing texts on two topics, one can judge the performance of the system to determine the semantic proximity of textual information.

Conclusion. The subsystem for determining the semantic proximity of text information based on machine learning technologies, which forms the basis for the software implementation of cognitive interoperable agent-based systems, will improve the efficiency of existing or developed applications that involve a large amount of text information.

Keywords: cognitive agents; multi-agent systems; dialogue systems; semantic proximity of phrases; anthropomorphism; neural network model; machine learning; software implementation.

Conflict of interest. The authors declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

For citation: Karamysheva N. S., Milovanov A. S., Mitrokhin M. A., Zinkin S. A. On the Software Implementation of Cognitive Interoperable Agent-Based Systems. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*. 2024; 28(1): 100-122 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2024-28-1-100-122>.

Received 08.02.2024

Accepted 04.03.2024

Published 27.03.2024

Введение

Под когнитивным стилем познавательной деятельности человека обычно подразумевают особенности его интел-

лектуального поведения. Когнитивный стиль лежит в основе и определяет результат любого познавательного процесса [1, 2].

При анализе когнитивного стиля познавательной деятельности, отражаемой во взаимодействии обучающего (например, преподавателя вуза) и обучающегося (например, студента) удобно воспользоваться специальными абстракциями для обозначения акторов (деятелей, активностей) определенного рода – так называемых агентов [3]. Когнитивные агенты могут моделировать объекты живой или неживой природы, способные «рассуждать», «принимать решения» и «действовать» [4].

Учет когнитивных стилей, как следует, например, из опубликованных ранее работ [5, 6, 7], позволяет повысить результативность образовательного процесса за счет учета индивидуальных способностей студентов.

Когнитивным агентом может быть человек, робот-автомат или программа. Разнообразие компетенций интеллектуальных когнитивных агентов вызвано тремя видами презумпций [7, 8, 9] – дедуктивными презумпциями, связанными с тем, каким образом в базовой (немодалной) системе задано определение логического следования; эпистемическими презумпциями — знаниями, убеждениями, включающими компетенции агентов по доступу к информации и ее хранению, а также способностями модифицировать множество своих убеждений; целевыми презумпциями, или интенциями и предпочтениями, влияющими на действия и поведение агентов.

Материалы и методы

Эпистемические, целевые и дедуктивные презумпции когнитивных и реактивных агентов. Дедуктивным презумпциям агентов соответствуют дедуктивные умозаключения, в которых переход от общего знания к частному является логически необходимым. Эпистемические презумпции определяют знания агентов об окружении (предметной области, области экспертизы) и о других агентах и их когнитивных презумпциях; целевые презумпции связаны с практическими рассуждениями и содержат цели, намерения и желания агентов во взаимодействии и моделируется в рамках BDI-логики [3, 4, 7, 8, 9, 10].

Цитируя, например, статью [10], опишем модель BDI-логики: «Модель убеждений, желаний и намерений (англ. Belief, Desire, and Intention – BDI-model) – это известная модель программирования интеллектуальных агентов. Убеждения (Belief), в отличие от знаний, описывают степень субъективной информированности агента об окружающем мире (включающем также его самого и прочих агентов). Набор убеждений хранится в базе данных – в так называемой базе убеждений. Желания (Desire) отражают мотивационное состояние агента и представляют собой цели или ситуации, которых агент желал бы достичь. Цель – это желание, выбранное агентом к исполнению. Намерения (Intention) отражают осознанный выбор агента, то есть тот план, который агент предпочел выполнять.

Намерения – это те желания которые агент вменил себе в обязанность».

Различают когнитивные и реактивные агенты. На самом деле классификация агентов, в том числе программных, достаточно велика, но в настоящей работе мы ограничиваемся двумя упомянутыми видами агентов по степени обладания ими когнитивными (эпистемическими или целевыми) свойствами. Подробные описания типов агентов и мультиагентных систем дано в работах [3, 4, 11, 12, 13]. Когнитивный агент – это агент, способный воспринимать информацию и интерпретировать ее в соответствии со своей моделью знаний [14, 15]. Реактивный агент, в отличие от когнитивного агента, обладает ограниченными когнитивными свойствами или не обладает ими вовсе. При поступлении входной информации реактивный выдает на выходе некоторую типовую реакцию, заложенную в него вызывающим агентом или внешней средой [14, 16].

Уточняя использованные термины, отметим, что понятие «Когнитивный агент» в целом соответствует понятию «Интеллектуальный агент». Реактивный агент в принципе может обладать некоторым набором простых когнитивных функций. Однако его работа жестко привязана к окружающей среде, в том числе, возможно, и к другим агентам. Реактивный агент может обладать развитыми коммуникационными способностями, а его работа может быть описана при помощи аппарата конечных

автоматов и сетей Петри. Работа реактивного агента может быть описана также семантической сетью с событиями, сетью фреймов, системой продукций, пригодными для представления дедуктивных презумпций. Таким образом, можно без ограничения общности считать, что когнитивный и реактивный агенты различаются по составу и количеству реализуемых когнитивных и дедуктивных презумпций.

Антропоморфные презумпции когнитивных агентов. Есть полное основание считать модель убеждений, желаний и намерений BDI-логики результатом исследования проблемы антропоморфизма. Приведем определение из работы [17], известное также и из других источников: «Антропоморфизм – (греч. anthropos «человек» и morphe «вид, форма»)» – это мировоззренческая форма, фиксируемая главным образом в языке, в которой происходит процесс «переноса» качеств человека и качеств природной стихии друг на друга».

Человек в человеко-машинных (эргатических) системах, таких как справочные системы, интеллектуальные чаты, различные клиент-серверные архитектуры, гибкие автоматизированные производства и во многих других приложениях с использованием методов искусственного интеллекта реализует собственные когнитивные презумпции. Из числа этих презумпций можно выделить часть, которые могут быть реализованы в интеллектуальных человеко-машинных системах.

Основные когнитивные презумпции человека. Рассматриваемый состав данных презумпций выбран из источников [18, 19]) и проиллюстрирован концептуальным графом, представленным на рис. 1.

Концептуальный граф отличается от обычных графов классификаций тем, что он представляет собой графическую форму записи высказываний в первопорядковой логике предикатов [20]. Психические процессы, представленные на графе, разделены на четыре группы (на самом деле групп больше, но в дополнительных группах было бы трудно интерпретировать когнитивные презумпции как антропоморфные). Предикаты и одноименные отношения *Группа_1*, *Группа_2*, *Группа_3* и *Группа_4* определяют принадлежность элементов групп когнитивных презумпций к их общему числу (отношения типа «множество – подмножество»). Предикат и одноименное отношение *Элем* определяет принадлежность конкретных когнитивных презумпций к числу элементов определенной группы (отношение типа «множество – элемент множества»).

Когнитивными эпистемическими презумпциями считаются презумпции, представляющие знания агентов о положении дел и о других агентах и их когнитивных презумпциях, а также убеждения агентов и способности агентов, влияющие на способы получения, хранения и изменения информации, в частности *знаний* и *убеждений* [7, 8, 9]. Некоторые презумпции отражают практически одни и те же понятия. Например,

убеждение, мнение и *знание* могут означать одно и то же, если все эти презумпции представляют субъективное *мнение* одного и того же агента. С другой стороны, *знание* в стандартной эпистемической логике не может быть ложным [21, 22]. Некоторые презумпции могут быть отнесены и к другим группам. Например, презумпции *желание* и *намерение* можно отнести к эмоционально-волевой сфере. В общем случае когнитивные функции *убеждений, желаний* и *намерений* агента определяют, каким образом следует интерпретировать для него уже сформированные ранее дедуктивные умозаключения.

Автоматическое формирование базы знаний. На основании концептуального графа на рис. 1 можно создать базу знаний о когнитивных презумпциях модели агента-человека, которую в дальнейшем можно использовать при организации диалога человека с интеллектуальной программой, или с программным агентом:

Base_1: Human Agent Software Model.

Группа_1(Психические_процессы,_состояния_и_свойства, Познавательная_сфера).

Группа_2(Психические_процессы,_состояния_и_свойства, Эмоционально_волевая_сфера).

Группа_3(Психические_процессы,_состояния_и_свойства, Психические_свойства).

Группа_4(Психические_процессы,_состояния_и_свойства, Психические_образования).

Элем(Познавательная_сфера, Внимание).

Элем(Познавательная_сфера, Воображение).

Элем(Познавательная_сфера, Восприятие).

Элем(Познавательная_сфера, Мышление).

Элем(Познавательная_сфера, Ощущения).
 Элем(Познавательная_сфера, Память).
 Элем(Познавательная_сфера, Представления).
 Элем(Познавательная_сфера, Речь).
 Элем(Психические_образования, Взгляды).
 Элем(Психические_образования, Желания).
 Элем(Психические_образования, Знания).
 Элем(Психические_образования, Мнения).
 Элем(Психические_образования, Навыки).
 Элем(Психические_образования, Намерения).
 Элем(Психические_образования, Опыт).
 Элем(Психические_образования, Привычки).
 Элем(Психические_образования, Суждения).
 Элем(Психические_образования, Убеждения).
 Элем(Психические_образования, Умения).
 Элем(Психические_образования, Установки).
 Элем(Психические_свойства, Направленность).
 Элем(Психические_свойства, Способности).
 Элем(Психические_свойства, Темперамент).
 Элем(Психические_свойства, Характер).
 Элем(Эмоционально_волевая_сфера, Воля).
 Элем(Эмоционально_волевая_сфера, Эмоции_ (чувства)).

Использование базы фактов о когнитивной сфере агента позволяет улучшить диалог человека с программным агентом. Для учета эпистемических и целевых презумпций организуется использование тегов и ключевых слов или фраз, которые используются программным агентом-собеседником в диалоге человек-машина.

Для программной реализации когнитивного антропоморфного агента рекомендованы следующие факты:

Base_2: Programmable Anthropomorphic Cognitive Agent.

Элем(Познавательная_сфера, Внимание).
 Элем(Познавательная_сфера, Восприятие).

Элем(Познавательная_сфера, Мышление).
 Элем(Познавательная_сфера, Память).
 Элем(Познавательная_сфера, Речь).
 Элем(Психические_образования, Желания).
 Элем(Психические_образования, Знания).
 Элем(Психические_образования, Мнения).
 Элем(Психические_образования, Навыки).
 Элем(Психические_образования, Намерения).
 Элем(Психические_образования, Опыт).
 Элем(Психические_образования, Привычки).
 Элем(Психические_образования, Суждения).
 Элем(Психические_образования, Убеждения).
 Элем(Психические_образования, Умения).

В обоих случаях неявно заданные коммуникативные функции реализуются через презумпцию *речи*, которая относится к речевым психическим познавательным процессам и включает *слушание, говорение, письмо, чтение*. По количеству участников речевой деятельности различают *монолог, диалог и полилог*.

Принципы программной реализации когнитивных интероперабельных агентно-базируемых систем. Целью создания программной реализации является обеспечение интероперабельности когнитивных и реактивных агентов в целях реализации на этой основе различных систем, возможно, человеко-машинных, где одной или несколькими сторонами интеллектуального диалога может быть человек. Для обеспечения взаимодействия агентов возможно использование естественного языка, как наиболее привычного и универсального способа общения в системе, где агентами выступают люди. При этом возникает ряд проблем во взаимодействии

2. Определение схожести текстов. При векторном представлении текстов можно использовать метрики близости векторов [26]. Наиболее известным и часто используемым методом для вычисления подобия семантической близости текстов считается косинусная мера¹. Используя косинусную меру, можно определить, насколько два текста близки по содержанию. Для двух векторов A и B косинусное сходство вычисляется по формуле:

$$\begin{aligned} \text{cosine similarity}(A,B) &= \frac{A \cdot B}{\|A\| \cdot \|B\|} = \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}}, \end{aligned} \quad (1)$$

где A и B являются векторами, A_i и B_i являются компонентами этих векторов A и B соответственно. Выделяются три основных случая для косинусного сходства.

2.1. Если подобие $(A, B) = 0$, т. е. угол между векторами $= 90^\circ$, то это означает, что между двумя текстами очень мало сходства.

2.2. Если подобие $(A, B) = -1$, т. е. угол между векторами $= 180^\circ$, то это означает, что два текста полностью не похожи.

2.3. Если подобие $(A, B) = 1$, т. е. угол между векторами $= 0^\circ$, то это означает, что два текста очень похожи друг на друга.

3. Извлечение семантических связей между словами текста. Некоторые нейросетевые модели обработки текстов, та-

кие как *Word2vec*, *SentenceToVec*, *Doc2Vec*, *ELMO*, *BERT*, *FastText* [27] построены на принципах обучения, позволяющих извлекать семантические связи в тексте. Выбор используемой модели зависит от размера данных, специфики задачи и требований к точности и интерпретируемости результатов. Так, например, модель *FastText* позволяет эффективно работать с редко встречающимися словами, а также с опечатками и различными грамматическими формами, а модель *Word2Vec* обучается на основе контекста каждого слова, сохраняя семантические связи между словами даже в длинных последовательностях [28].

Архитектура системы на основе нейросети. Архитектура предлагаемого варианта реализации системы представлена на рис. 2. Для работы требуется наличие модуля внешнего взаимодействия, который позволит произвести интеграцию в уже существующие приложения и системы или сделать будущие разработки с использованием данной системы более гибкими и эффективными. В данный модуль поступают запросы с различными наборами текстов (возможно, реплики агентов-участников диалога). В качестве основы для внешнего взаимодействия используются *API* и шина данных [29].

Модуль формирования обучающих данных, связанный с пополняемой базой знаний, выполняет критически важную роль в обеспечении точных и эффективных результатов обработки текстовой информации с помощью нейросетевого модуля. Этот модуль позволяет форми-

¹ URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Векторная_модель/ (Дата обращения: 02.12.2023).

ровать данные для дообучения программного агента.

Нейросетевой модуль реализует основную функционал извлечения признаков из текста. Результатом работы данного модуля является массив векторов для соответствующих слов, которые

были задействованы в процессе обучения. Данное векторное пространство должно храниться в векторном словаре, так как для получения векторного представления слов достаточно обучить нейросетевую модель лишь один раз.

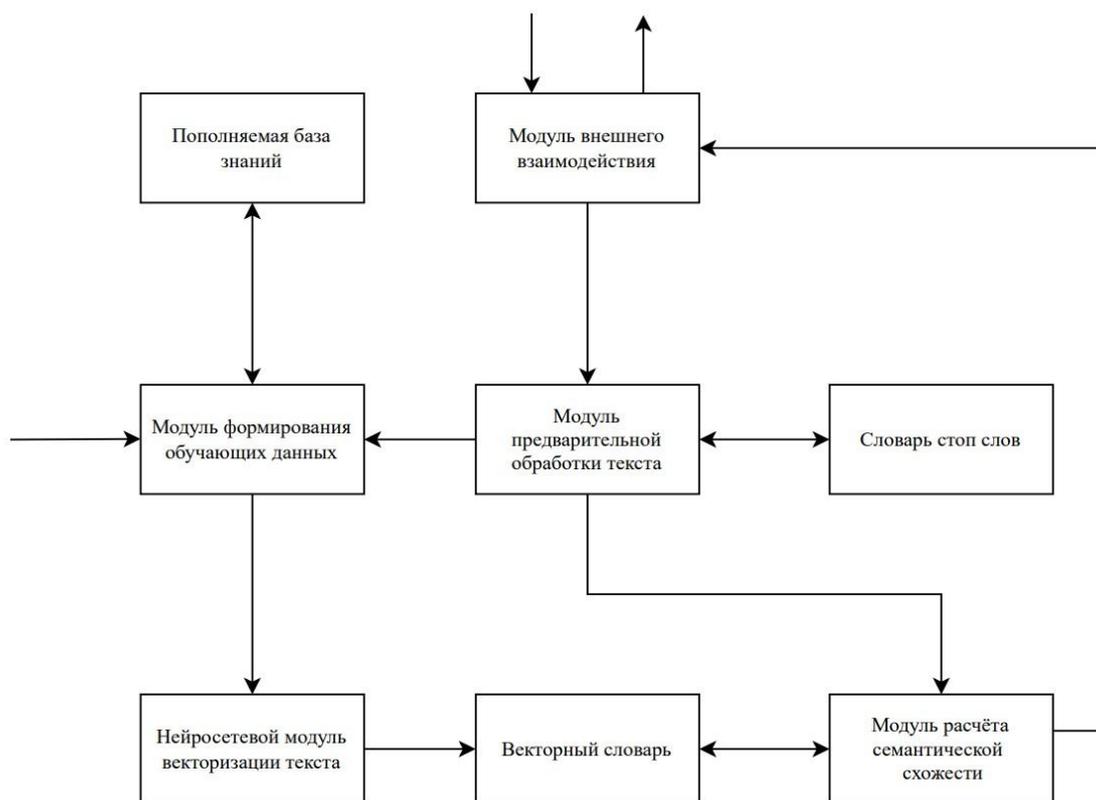


Рис. 2. Архитектура программного когнитивного агента

Fig. 2. Architecture of software cognitive agent

Модуль расчета семантической схожести сопоставляет поступающий набор слов с имеющимися векторными представлениями, хранящимися в векторном словаре. На основе векторных представлений производится расчет семантической схожести, который затем с помощью модуля внешнего взаимодействия отправляется различным получателям. В реализованной системе имеется модуль для реализации конвейера предварительной обработки текста.

Конвейер предварительной обработки текста реализует последовательность действий, применяемых к исходной текстовой информации с целью привести ее к виду, более подходящему для дальнейшего анализа и обработки алгоритмами машинного обучения [30].

В модуле предварительной обработки текста производится избавление от несущественных для анализа символов, таких как знаки препинания, цифры, технические разделители и лишние

пробелы. В большинстве случаев эти данные могут быть удалены без большой потери текстового контекста [31].

Затем из текстовой информации удаляются стоп-слова. Чаще всего стоп-слова – это слова, которые не несут большой информативной нагрузки. Такие слова, как «а» и «и», с большой долей вероятности, не оказывают большего влияния в задачах естественной обработки языка. Следовательно, можно произвести удаление стоп-слов, чтобы сэкономить время вычислений и затрат памяти при обработке больших объемов текста. Для повышения быстродействия обработки обязательно необходимо наличие внутрисистемного словаря, в котором хранится информация о существующих стоп-словах [32].

Лемматизация превращает слова в их каноническую (словарную) форму, учитывая морфологические особенности [33]. С помощью лемматизации возможно уменьшить размерность векторного словаря без значительной потери определения семантической схожести. Предварительную обработку текста должна проходить текстовая информация, поступающая в модуль формирования обучающих данных, и информация, поступающая в модуль внешнего взаимодействия.

Программная реализация системы на основе нейронной сети.

В качестве примера реализации программного агента по обозначенным ранее принципам рассмотрим реализацию программного агента, который ин-

тегрирован в «Автоматизированную систему планирования учебных занятий преподавателей вуза» [34]. Программным агентом в этой системе является модуль, реализующий функционал интеллектуального помощника, который позволяет оценить близость научных интересов преподавателя к преподаваемым дисциплинам для повышения эффективности планирования учебной нагрузки и повышения качества преподаваемых дисциплин.

Входными данными для анализа интеллектуальным помощником является информация о научной деятельности преподавателя (статьи, диссертации, выпускные квалификационные работы его студентов и др.) и рабочие программы учебных дисциплин. Выходной информацией является ранжированный по степени близости научным интересам преподавателя список учебных дисциплин.

В качестве языка программирования для создания модели *Word2Vec* использовался язык *Python* и библиотека *NumPy* [35], примененная при работе с массивами и матрицами числовых данных. UML-диаграммы основных классов представлены на рис. 3, рис. 4 и рис. 5.

В качестве нейросетевой модели для векторизации текстовой информации была выбрана модель *Word2Vec* с архитектурой *Skip-gram* [36]. Класс *Word2vecSkipGram* хранит в себе две матрицы весов первого и второго слоя нейросети. Имеется метод *forward* для реализации прямого прохода. Данный

метод возвращает значения выходов всего вычислительного графа нейросетевой модели, так как они будут необходимы для формирования градиента методом обратного распространения ошибки [37]. Данные с выходного слоя преобразуются в распределение вероятности с помощью функции *softmax* [38]. В качестве функции потерь использовалась кросс-энтропия.

Общее уравнение кросс-энтропии имеет вид, представленный следующей формулой [39]:

$$\text{loss} = -\sum_{i=1}^N y_i \cdot \log(\hat{y}_i), \quad (2)$$

где N – общее количество выборок, y_i – ожидаемый результат для i выборки, \hat{y}_i – прогнозируемый результат для i -й выборки.

За обучение модели отвечает класс *Learner* [40], который выполняет обучение нейросети путем минимизации ее функции потерь различными вариациями градиентного спуска:

1) градиентный спуск, реализованный в классе *GradientOptimizer*;

2) пакетный стохастический градиентный спуск, реализованный в классе *StochasticGradientOptimizer*;

3) минипакетный стохастический градиентный спуск, реализованный в классе *MiniBatchStochasticGradientOptimizer*.

Классы оптимизаторы на основе градиента полученного с помощью метода *backward* класса *Word2VecSkipGram* производят необходимые вычисления для минимизации функции потерь нейросети. В дальнейшем оптимизаторы могут быть расширены, путем добавления новых классов, унаследованных от абстрактного класса *OptimizerAbstract*.

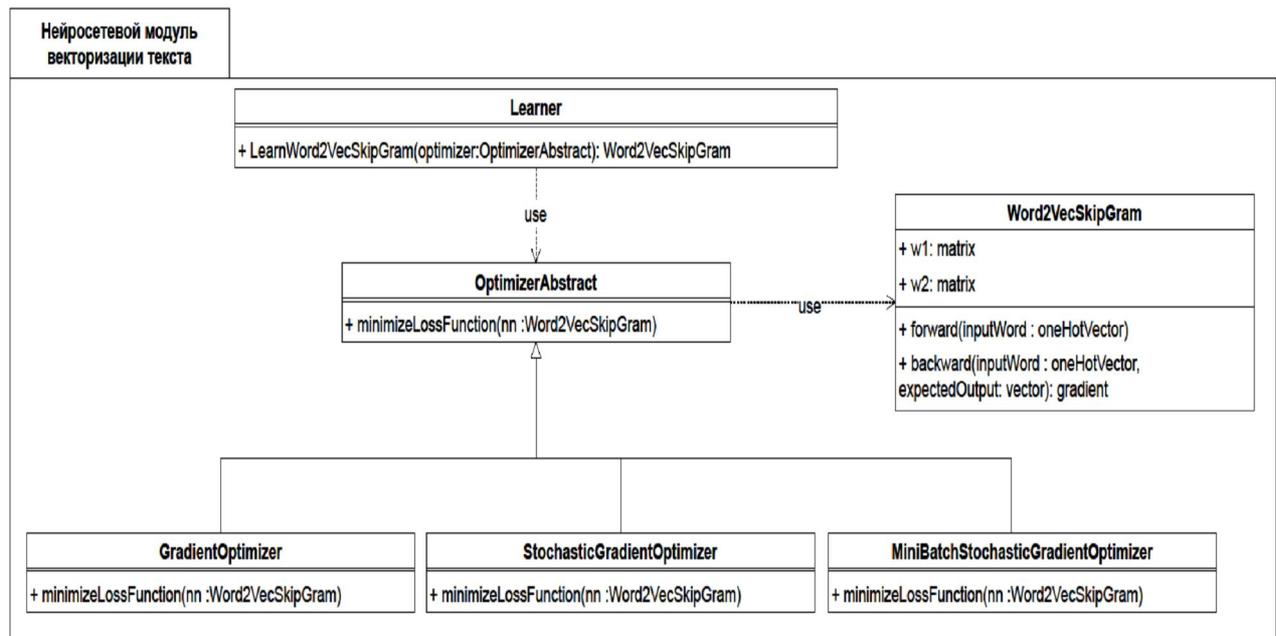


Рис. 3. Диаграмма классов нейросетевого модуля векторизации текста

Fig. 3. Class diagram of the neural network text vectorization module

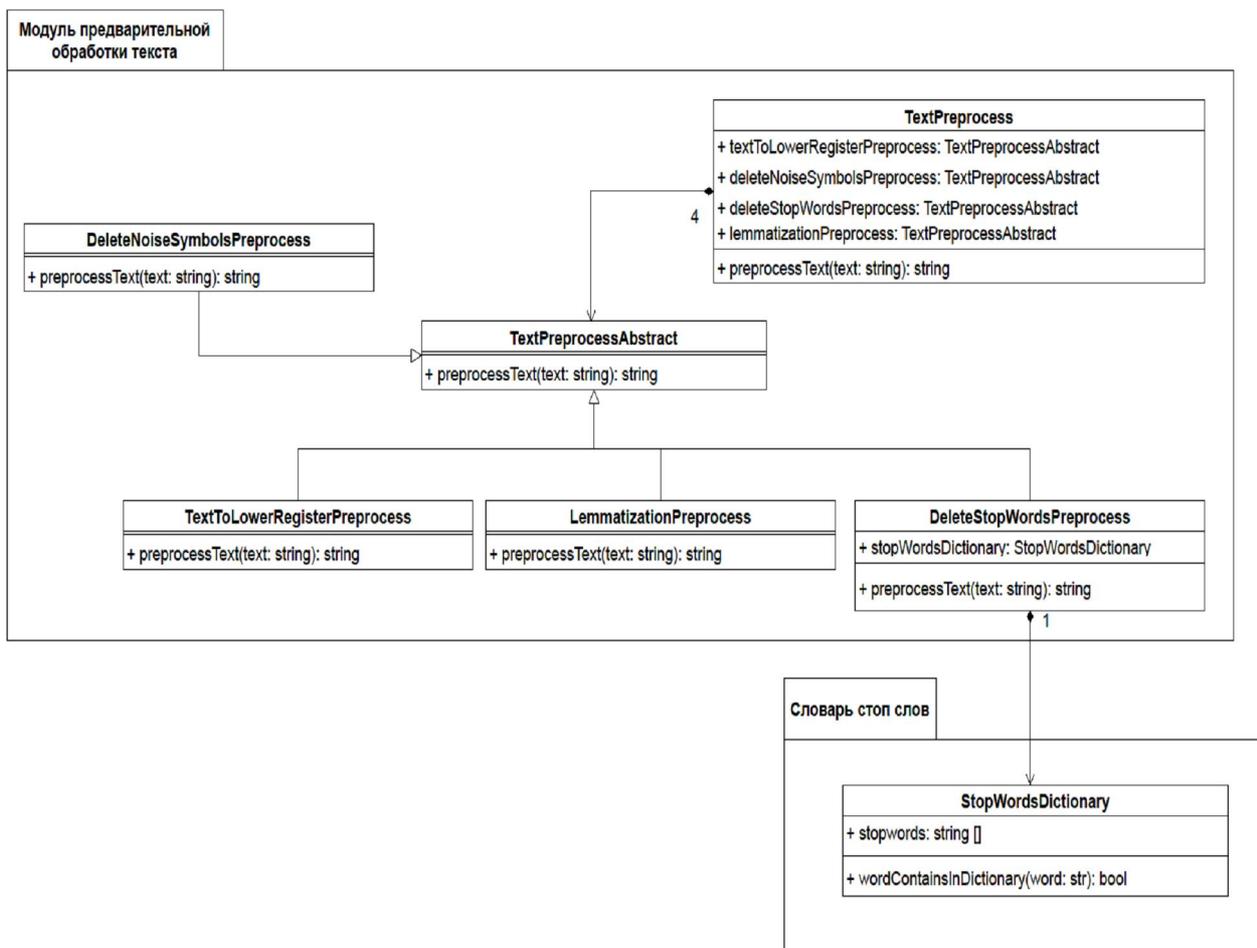


Рис. 4. Диаграмма классов модуля предварительной обработки текста

Fig. 4. Class diagrams of the text preprocessing module

Каждый этап конвейера предварительной обработки текста был реализован отдельными классами, унаследованными от абстрактного класса *TextPreprocessAbstract*, который связан с классом *TextPreprocess* отношением композиции:

- 1) класс *LemmatizationPreprocess* выполняет лемматизацию слов;
- 2) класс *TextToLowerRegisterPreprocess* преобразует текстовую информацию в нижний регистр для того чтобы одно и то же слово, представленное в верхнем и нижнем регистре, не идентифицировалось системой как разные слова;

3) класс *DeleteNoiseSymbolsPreprocess* реализует логику удаление шумовых символов;

4) класс *DeleteStopWordsPreprocess*. содержит в себе объект класса *StopWordsDictionary*, который, в свою очередь, содержит в себе информацию о стоп словах. Класс *StopWordsDictionary* также может выступать в роли промежуточно звена для использования существующих библиотек с функционалом определения стоп слов;

5) класс *SemanticSimiliary* преобразует каждое слово входных текстов в соответствующее векторное представ-

ление. Затем на основе сумм векторных представлений слов первого и второго текста производится расчёт косинусной схожести по формуле (1).

Модель *Word2Vec* с архитектурой *Skip-gram* была обучена на двух текстовых корпусах с информацией о компьютерной науке и зоологии. Размерность векторного пространства для слов была равна 200.

Результаты и их обсуждение

Примеры определения семантической близости двух текстов представлены на рис. 6, 7 и 8.

По результатам на рис. 6 и рис. 7 видно, что два текста с общей тематикой, имеют значение косинусного сходства больше 0. Тем самым можно судить о их семантической близости. По рис. 8 видно, если два текста имеют разную тематику, то их косинусное сходство имеет отрицательное значение, которое можно интерпретировать как отсутствие семантической близости.

Пример расчета семантической близости на основе текстовой информации о рабочей программе учебной дисциплины и аннотации научной статьи условного преподавателя представлены на рис. 9.

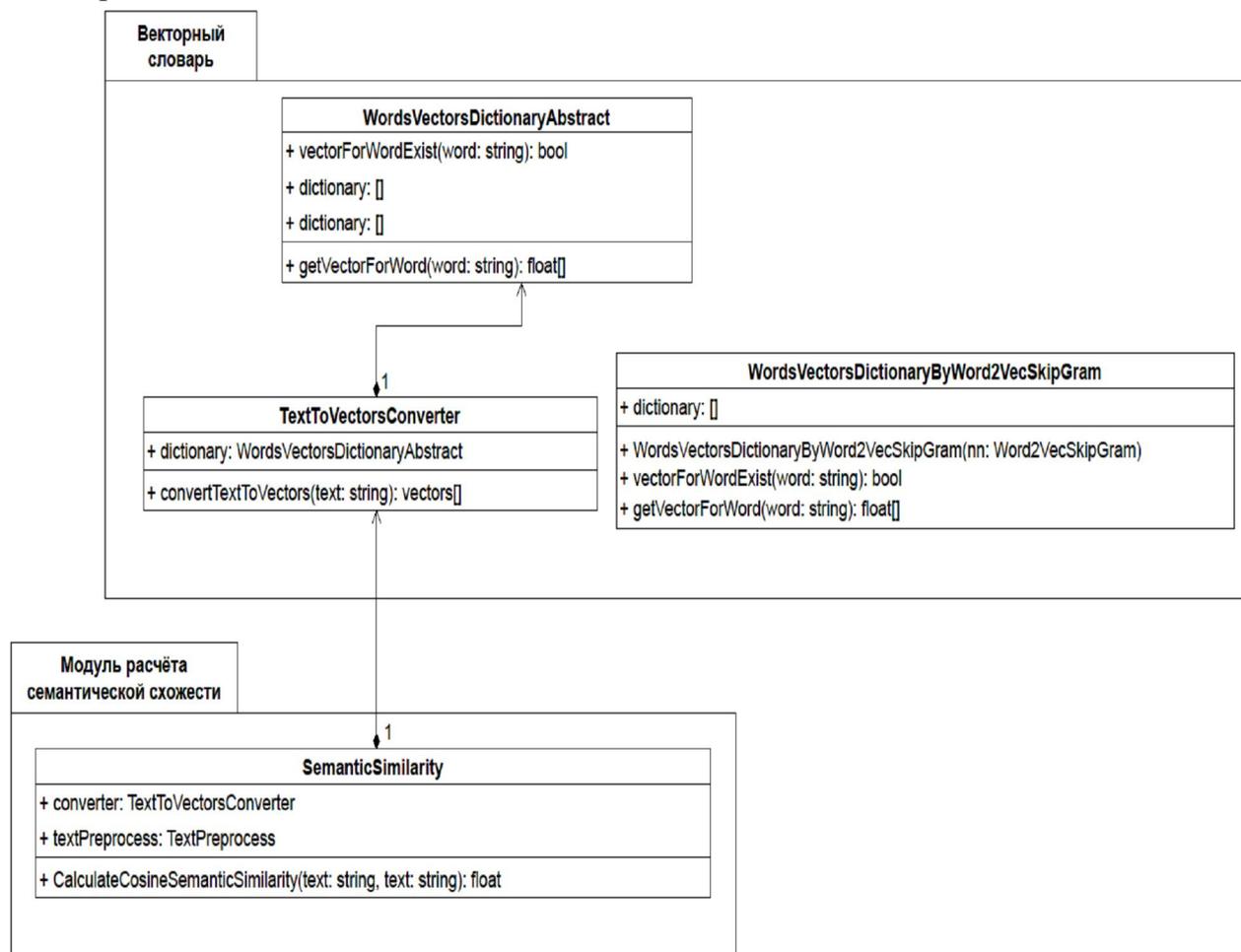


Рис. 5. Диаграмма классов модулей векторного словаря и модуля расчета семантической схожести

Fig. 5. Class diagrams of vector dictionary modules and semantic similarity calculation module

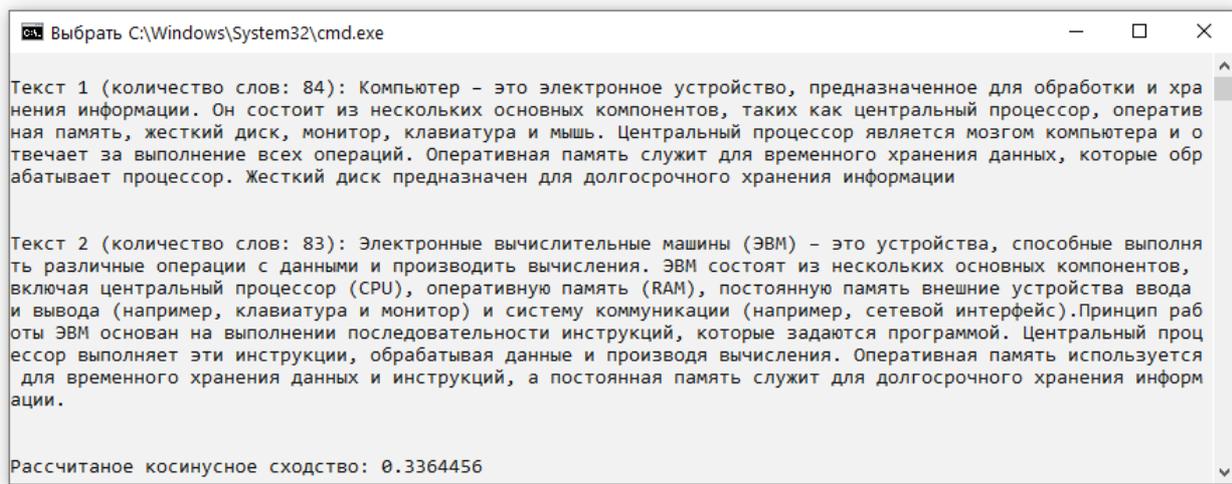


Рис. 6. Косинусное сходство для текстов компьютерной тематики

Fig. 6. Cosine similarity for computer texts

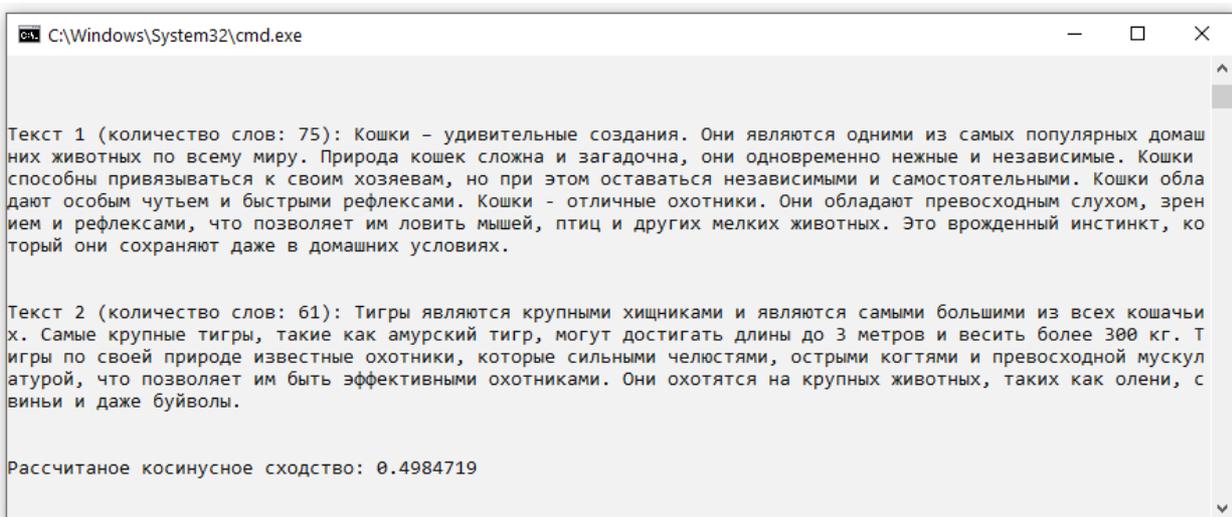


Рис. 7. Косинусное сходство для текстов зоологической тематики

Fig. 7. Cosine similarity for texts on zoological topics

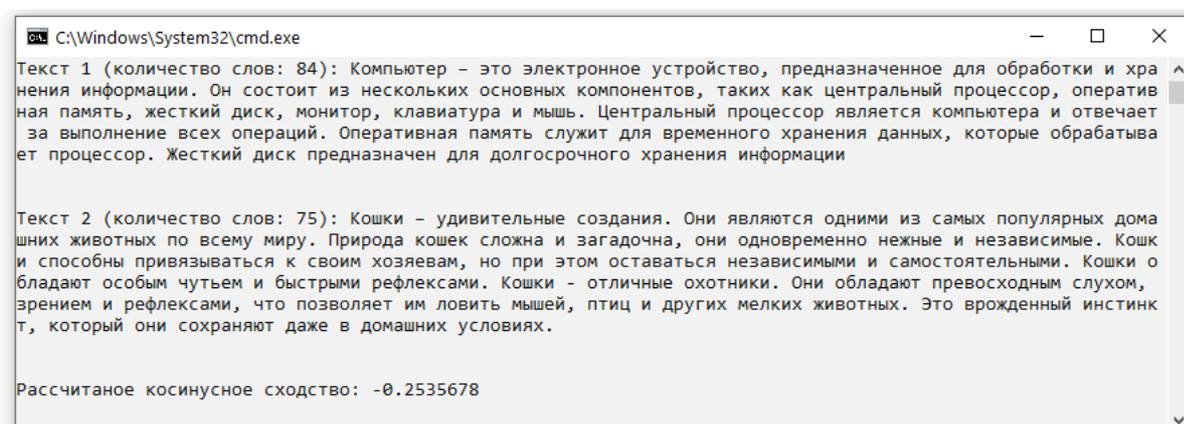


Рис. 8. Косинусное сходство для текстов различной тематики

Fig. 8. Cosine similarity for texts of various subjects

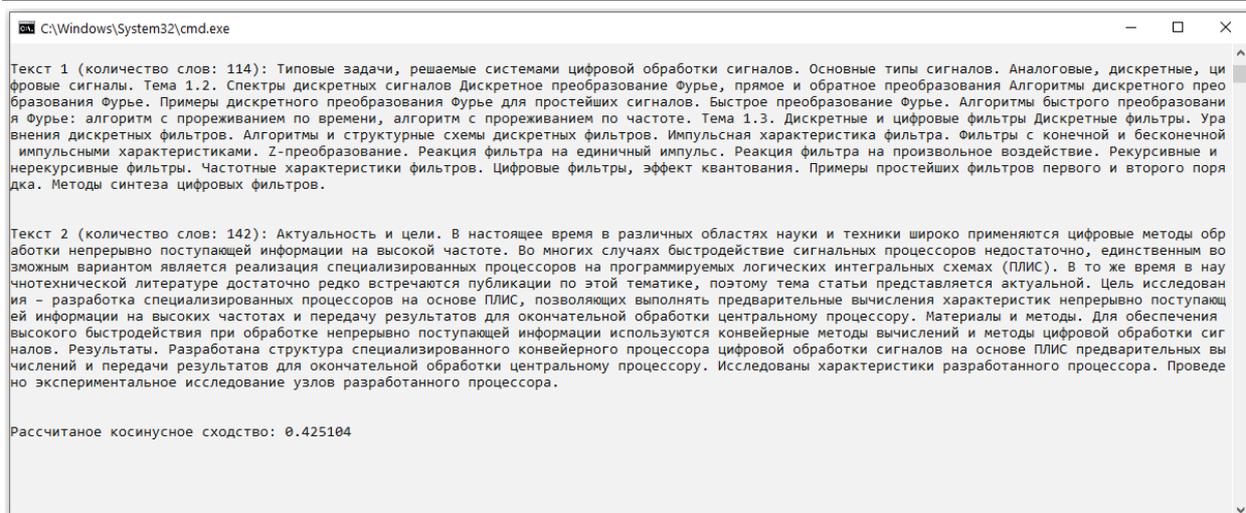


Рис. 9. Косинусное сходство для рабочей программы учебной дисциплины и аннотации научной статьи

Fig. 9. Cosine similarity for the curriculum work program disciplines and abstracts of scientific articles

Результаты косинусного сходства в процессе планирования учебной нагрузки преподавателей могут интерпретироваться следующим образом:

- значение косинусного сходства меньше 0: научные интересы преподавателя и рабочая программа учебной дисциплины не пересекаются, следовательно, преподаватель не может быть назначен к проведению учебных занятий по дисциплине;

- значение косинусного сходства находится в диапазоне от 0 до 0.3: научные интересы преподавателя и рабочая программа учебной дисциплины обладают довольно малой степенью сходства, преподаватель не рекомендуется к проведению учебных занятий по дисциплине;

- значение косинусного сходства находится в диапазоне от 0.4 до 0.6: научные интересы преподавателя имеют сходство, преподаватель может быть

назначен к проведению учебных занятий по дисциплине;

- значение косинусного сходства находится в диапазоне от 0.7 до 1: научные интересы преподавателя обладают значительной степенью сходства, преподаватель рекомендуется к проведению учебных занятий по дисциплине.

Результаты внутреннего тестирования первоначального этапа внедрения предлагаемой в данной статье системы показывают, что определение семантической близости позволит повысить скорость и результативность работ в процессе учебного планирования.

Выводы

Предложен и реализован программно-агентный модуль системы для определения семантической близости текстовой информации с использованием технологий машинного обучения, продемонстрирована работоспособность подобной системы.

Данная система может быть задействована для выполнения задач по анализу текстовой информации и обработки естественного языка в различных областях. Продемонстрировано, что организация диалогов в человеко-машинной системе требует проведения анализа когнитивных презумпций как человека, так и взаимодействующего с ним агента. Для обозначения семантики реплик и другой информации предложено использовать тегирование и определение семантической близости фрагментов текста.

Результаты настоящей работы предназначены для реализации в ограниченном сегменте Интернета или в корпоративной сети. В этой связи отметим, что в течение последних десяти лет активно развивается концепция когнитивного Интернета вещей [41]. «Обычный» Интернет вещей (англ. IoT – Internet of Things) определяется как гибкая и футуристическая сеть, в которой различные типы устройств и интеллектуальных объектов могут соединяться друг с другом и активно участвовать во всех типах процессов. Новая

парадигма, получившая название «когнитивный Интернет вещей» (англ. CIoT – Cognitive Internet of Things), на первый взгляд еще более футуристична [42]: общие объекты должны иметь возможность самостоятельно «учиться», «думать» и «понимать» как физический, так и социальный мир; предпосылки к этому уже имеются – когнитивный Интернет имеет возможность соединить физический мир (с объектами, ресурсами и т. д.) и социальный мир (с человеческим спросом, социальным поведением и т. д.) и улучшить разумное распределение ресурсов. В перспективе должна быть организована автоматическая работа сети и интеллектуальное предоставление услуг. Поэтому в плане продолжения настоящей работы актуально распространение когнитивной агентно-базированной технологии на распределенную компьютерную систему (например, на пиринговую компьютерную сеть), интегрированную с реализованными программно искусственными нейросетями и базами знаний.

Список литературы

1. Холодная М.А. Когнитивные стили. О природе индивидуального ума. СПб.: Питер, 2004. 384 с.
2. Лобанов А.П. Психология интеллекта и когнитивных стилей. Минск: Агентство В. Гревцова, 2008. 296 с.
3. Shoham Y., Leyton-Brown K. Multiagent systems: algorithmic, game-theoretic, and logical foundations. Cambridge University Press, 2008. 532 p.
4. Wooldridge M. J. An Introduction to Multiagent Systems. John Willey&Sons, 2009. 484 p.

5. Лисанюк Е. Н. Когнитивные характеристики агентов аргументации // Вестник СПбГУ. Сер. 6. Вып. 1. 2013. С. 13–21.
6. Павлова А. М. Истинность в диалоговой логике и теоретико-игровой семантике (GTS) // Логические исследования. 2015. Т. 21, № 2. С. 107–133.
7. Лисанюк Е. Н., Павлова А. М. Логические аспекты многообразия агентов // Вестник УрФУ. Серия: Экономика и управление. 2016. Т. 11. № 4. С. 45-60.
8. Pacuit E. Dynamic Epistemic Logic I: Modeling Knowledge and Belief // Philosophy Compass. 2013. Vol. 8, № 9. P. 798–814.
9. Pacuit E. Dynamic Epistemic Logic II: Logics of Information Change // Philosophy Compass. 2013. Vol. 8, № 9. P. 815–833.
10. Модель убеждений, желаний и намерений. URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Модель_убеждений,_желаний_и_намерений. (дата обращения: 12.12.2023).
11. Тарасов В. Б. От многоагентных систем к интеллектуальным организациям: философия, психология, информатика. М.: Эдиториал УРСС, 2002. 352 с.
12. Тарасов В. Б. Агенты, многоагентные системы, виртуальные сообщества: стратегическое направление в информатике и искусственном интеллекте // Новости искусственного интеллекта. 1998. №2. С. 5-63.
13. Швецов А. Н. Агентно-ориентированные системы: от формальных моделей к промышленным приложениям. EDU.RU: Всеросс. конкурс. отбор обзор.-аналит. ст. по приоритет. направл.: Информационно-телекоммуникационные системы. 101 с. URL: http://window.edu.ru/window_catalog/files/r56179/62333e1-st20.pdf. (дата обращения: 12.12.2023).
14. Макаренко С.И., Соловьева О.С. Основные положения концепции семантической интероперабельности сетевых систем // Журнал радиоэлектроники [электронный журнал]. 2021. №4. 24 с. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2021.4.10>.
15. Макаренко С.И. Справочник научных терминов и обозначений. СПб.: Научно-емкие технологии, 2019. 254 с.
16. Systems, Capabilities, Operations, Programs, and Enterprises (SCOPE) Model for Interoperability Assessment. Version 1.0. NCOIC, 2008. 154 p.
17. Титова Т. А. Антропоморфизм как форма познания мира // Ученые записки Казанского государственного университета. Гуманитарные науки, 2010. Т. 152, кн. 1. С. 172-179.
18. Маклаков А. Г. Общая психология. СПб.: Питер, 2016. 583 с.
19. Психология / под общ. ред. В. Н. Дружинина. СПб.: Питер, 2009. 656 с.
20. Логический подход к искусственному интеллекту: от классической логики к логическому программированию / А. Тейз, П. Грибомон, Ж. Луи [и др.]. М.: Мир, 1990. 429 с.
21. Лисанюк Е. Н. Лояльный агент и отменяемость в деонтической логике // Изв. Урал. федер. ун-та. Серия 3: Общественные науки. 2014. Вып. 1(125). С. 32–44.

22. Караваев Э. Ф. Вера и знание: Наследие Канта в философии и логике сегодня // Вестн. Санкт-Петербург. ун-та. Серия 17: Философия. Конфликтология. Культурология. Религиоведение. 2014. № 3. С. 5–15.

23. Найденова К. А., Невзорова О. А. Машинное обучение в задачах обработки естественного языка: обзор современного состояния исследований // Ученые записки Казанского университета. Серия Физико-математические науки. 2008. Т. 150. №. 4. С. 5-24. URL: <http://dspace.kpfu.ru/xmlui/handle/net/27150>.

24. Shahmirzadi O., Lugowski A., Younge K. Text similarity in vector space models: a comparative study // 2019 18th IEEE international conference on machine learning and applications (ICMLA). IEEE, 2019. P. 659-666. <https://doi.org/10.1109/ICMLA.2019.00120>.

25. Кравченко Ю. А., Мансур А. М., Хуссейн М. Ж. Векторизация текста с использованием методов интеллектуального анализа данных // Известия Южного федерального университета. Технические науки. 2021. №. 2 (219). С. 154-167.

26. Siolas G., d'Alché-Buc F. Support vector machines based on a semantic kernel for text categorization // Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks. IJCNN 2000. Neural Computing: New Challenges and Perspectives for the New Millennium. IEEE, 2000. Vol. 5. P. 205-209. <http://doi.org/10.1109/IJCNN.2000.861458>.

27. Singh A. K., Shashi M. Vectorization of text documents for identifying unifiable news articles // International Journal of Advanced Computer Science and Applications. 2019. Vol. 10. No. 7. P. 305-310. <http://doi.org/10.14569/IJACSA.2019.0100742>.

28. Thavareesan S., Mahesan S. Sentiment lexicon expansion using Word2vec and fastText for sentiment prediction in Tamil texts // Moratuwa engineering research conference (MERCCon). IEEE, 2020. P. 272-276. <https://doi.org/10.1109/MERCCon50084.2020.9185369>.

29. Дроняева В. В., Хроль Е. В. Способы взаимодействия и обмена данными с помощью программного интерфейса веб-приложений // Актуальные вопросы современной науки и образования. Пенза, 2023. С. 42-44.

30. Rahimi Z., Nomayounpour M. M. The impact of preprocessing on word embedding quality: A comparative study // Language Resources and Evaluation. 2023. Vol. 57. No. 1. P. 257-291. <http://doi.org/10.1007/s10579-022-09620-5>.

31. Мельчук И.А. Опыт теории лингвистических моделей «Смысл-Текст». М.: Языки русской культуры, 1999. 346 с.

32. Чельшев Э. А., Оцоков Ш. А., Раскатова М. В. Автоматическая рубрикация текстов с использованием алгоритмов машинного обучения // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ, управление». 2021. № 4. С. 185-193. <https://doi.org/10.18137/RNU.V9187.21.04.P.175>

33. Построение частотных словарей на основе исходных текстов с применением лемматизации / И.В. Ковалев, А.И. Середин, М.В. Карасева, П.В. Зеленков, В.В. Хра-

пунова // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. академика М.Ф. Решетнева. 2013. №4. С. 39-41.

34. Милованов А. С., Карамышева Н. С., Митрохин М. А. Автоматизированная система планирования учебных занятий преподавателей вуза // Новые информационные технологии и системы (НИТиС-2022). Пенза, 2022. С. 438-444.

35. Numpy. URL: <https://numpy.org/> (дата обращения: 02.12.2023).

36. Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space / T. Mikolov, G. Corrado, K. Chen, J. Dean // Proceedings of the International Conference on Learning Representations ICLR, 2013. P. 1–12. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1301.3781>.

37. Hecht-Nielsen R. Theory of the backpropagation neural network. Neural networks for perception. Academic Press, 1992. P. 65-93. <https://doi.org/10.1016/0893-6080%2888%2990469-8>.

38. Large-margin softmax loss for convolutional neural networks / Weiyang Liu, Yandong Wen, Zhiding Yu, Meng Yang. 2016. Pp. 1-10. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1612.02295>.

39. De Boer P. T. et al. A tutorial on the cross-entropy method // Annals of operations research. 2005. Vol. 134. P. 19-67. <https://doi.org/10.1007/S10479-005-5724-Z>.

40. Ruder S. An overview of gradient descent optimization algorithms. 2016. Pp. 1-14. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1609.04747>.

41. Raj P., Raman A.C., Subramanian H. Cognitive Internet of Things. Enabling Technologies, Platforms, and Use Cases. CRC Press. Auerbach Publications. Pub. Location New York, 2022. 326 p. <https://doi.org/10.1201/9780429328220>.

42. Cognitive Internet of Things: A New Paradigm beyond Connection / Qihui Wu, Guoru Ding, Yuhua Xu, Shuo Feng, Zhiyong Du, Jinlong Wang, Keping Long. IEEE Internet of Things Journal. March 2014. 1(2). P. 129-143. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6766209>. DOI:10.1109/JIOT.2014.2311513.

References

1. Kholodnaya M.A. *Kognitivnye stili. O prirode individual'nogo uma* [Cognitive styles. On the nature of the individual mind]. St. Petersburg, Peter Publ., 2004. 384 p.

2. Lobanov A.P. *Psihologiya intellekta i kognitivnyh stilej* [Psychology of intelligence and cognitive styles]. Minsk, 2008. 296 p.

3. Shoham Y., Leyton-Brown K. *Multiagent systems: algorithmic, game-theoretic, and logical foundations*. Cambridge University Press, 2008, 532 p.

4. Wooldridge M. J. *An Introduction to Multiagent Systems*. John Willey&Sons, 2009. 484 p.

5. Lisanyuk E. N. Kognitivnye karakteristiki agentov argumentacii [Cognitive characteristics of agents of argumentation]. *Vestnik. SPbGU. Ser. 6. Vyp. 1. = Bulletin St. Petersburg State University. Series 6*, 2013, is. 1, pp. 13–21.

6. Pavlova A. M. Istinnost' v dialogovoj logike i teoretiko-igrovoy semantike [Truth in dialogue logic and game-theoretic semantics (GTS)]. *Logicheskie issledovaniya = Logical Research*, 2015, vol. 21, no. 2, pp. 107–133.

7. Lisanyuk E. N., Pavlova A. M. Logicheskie aspekty mnogoobraziya agentov [Logical aspects of the diversity of agents]. *Vestnik UrFU. Seriya: Ekonomika i upravlenie = Bulletin of UrFU. Series: Economics and management*, 2016, vol. 11, no. 4, pp. 45-60.

8. Pacuit E. Dynamic Epistemic Logic I: Modeling Knowledge and Belief. *Philosophy Compass*, 2013, vol. 8, no. 9, pp. 798–814.

9. Pacuit E. Dynamic Epistemic Logic II: Logics of Information Change. *Philosophy Compass*, 2013, vol. 8, no. 9, pp. 815–833.

10. *Model' ubezhdenij, zhelanij i namerenij* [Model of beliefs, desires and intentions] Available at: https://ru.wikipedia.org/wiki/Model_of_beliefs,_desires_and_intentions (accessed 12.12.2023).

11. Tarasov V. B. *Ot mnogoagentnyh sistem k intellektual'nym organizacijam: filozofiya, psihologiya, informatika* [From multi-agent systems to intelligent organizations: philosophy, psychology, computer science]. Moscow, Editorial URSS Publ., 2002. 352 p.

12. Tarasov V. B. Agenty, mnogoagentnye sistemy, virtual'nye soobshchestva: strategicheskoe napravlenie v informatike i iskusstvennom intellekte [Agents, multi-agent systems, virtual communities: strategic direction in computer science and artificial intelligence]. *Novosti iskusstvennogo intellekta = Artificial Intelligence News*, 1998, no. 2, pp. 5-63.

13. Shvetsov A. N. *Agentno-orientirovannye sistemy: ot formal'nyh modelej k promyshlennym prilozheniyam. EDU.RU: Vseross. konkurs. otbor obzor.-analit. st. po prioritet. napravl.: Infor-macionno-telekommunikacionnye sistemy* [Agent-based systems: from formal models to industrial applications. EDU.RU: All-Russian. contest. selection review.-analyst. Art. by priority direction: Information and telecommunication systems]. 101 p. Available at: http://window.edu.ru/window_catalog/files/r56179/62333e1-st20.pdf (accessed: 12.12.2023).

14. Makarenko S.I., Solovyova O.S. Osnovnye polozheniya koncepcii semanticheskoy interoperabel'nosti setecentricheskikh sistem. [Basic provisions of the concept of semantic interoperability of network-centric systems]. *Zhurnal radioelektroniki = Journal of Radioelectronics*, 2021, no. 4, 24 p. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2021.4.10>.

15. Makarenko S.I. *Spravochnik nauchnyh terminov i oboznachenij* [Directory of scientific terms and notations]. St. Petersburg, Naukoemkie tekhnologii Publ., 2019, 254 p.

16. Systems, Capabilities, Operations, Programs, and Enterprises (SCOPE) Model for Interoperability Assessment. Version 1.0. NCOIC, 2008. 154 p.

17. Titova T. A. Antropomorfizm kak forma poznaniya mira [Anthropomorphism as a form of knowledge of the world]. *Uchenye zapiski Kazanskogo gosudarstvennogo universiteta. Gumanitarnye nauki. = Scientific notes of the Kazan State University. Humanitarian sciences*. 2010, vol. 152, book 1, pp. 172-179.

18. Maklakov A. G. *Obshchaya psihologiya* [General psychology]. St. Petersburg, Peter Publ., 2016, 583 p.

19. *Psychology* [Psychology]; ed. by V. N. Druzhinin. St. Petersburg, Peter Publ., 2009. 656 p.

20. Teiz A., Gribomon P., Louis J. et al. *Logicheskij podhod k iskusstvennomu intellektu: ot klassicheskoy logiki k logicheskomu programmirovaniyu* [Logical approach to artificial intelligence: from classical logic to logic programming]. Moscow, Mir Publ., 1990. 429 p.

21. Lisanyuk E. N. Loyal'nyj agent i otmenyaemost' v deonticheskoy logike [Loyal agent and cancelability in deontic logic]. *Izv. Ural. feder. un-ta. Seriya 3: Obshchestvennyye nauki.* = *Izv. Ural. federal un-ty. Series 3: Social Sciences*, 2014, vol. 1(125), pp. 32–44.

22. Karavaev E.F. Vera i znanie: Nasledie Kanta v filosofii i logike segodnya [Faith and knowledge: Kant's legacy in philosophy and logic today]. *Vestn. Sankt-Peterburg. un-ta. Seriya 17: Filosofiya. Konfliktologiya. Kul'turologiya. Religiovedenie* = *Bulletin Saint Petersburg. un-ty. Series 17: Philosophy. Conflictology. Culturology. Religious Studies*, 2014, no. 3, pp. 5–15.

23. Naydenova K. A., Nevzorova O. A. Mashinnoe obuchenie v zadachah obrabotki estestvennogo yazyka: obzor sovremennogo sostoyaniya issledovanij. [Machine learning in natural language processing problems: a review of the current state of research]. *Uchenye zapiski Kazanskogo universiteta. Seriya Fiziko-matematicheskie nauki* = *Scientific notes of Kazan University. Series: Physics and Mathematics*, 2008, vol. 150, no. 4, pp. 5-24. Available at: <http://dspace.kpfu.ru/xmlui/handle/net/27150>.

24. Shahmirzadi O., Lugowski A., Younge K. Text similarity in vector space models: a comparative study. *18th IEEE international conference on machine learning and applications (ICMLA)*. IEEE, 2019, pp. 659-666. <https://doi.org/10.1109/ICMLA.2019.00120>.

25. Kravchenko Yu. A., Mansur A. M., Hussain M. Zh. Vektorizaciya teksta s ispol'zovaniem metodov intellektual'nogo analiza dannyh [Text vectorization using data mining methods]. *Izvestiya Yuzhnogo federal'nogo universiteta. Tekhnicheskie nauki* = *News of the Southern Federal University. Technical science*. 2021, no. 2 (219), pp. 154-167.

26. Siolas G., d'Alché-Buc F. Support vector machines based on a semantic kernel for text categorization. *Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks. IJCNN 2000. Neural Computing: New Challenges and Perspectives for the New Millennium*. IEEE, 2000, vol. 5, pp. 205-209. <http://doi.org/10.1109/IJCNN.2000.861458>.

27. Singh A. K., Shashi M. Vectorization of text documents for identifying unifiable news articles. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2019, vol. 10, no. 7, pp. 305-310. <http://doi.org/10.14569/IJACSA.2019.0100742>.

28. Thavareesan S., Mahesan S. Sentiment lexicon expansion using Word2vec and fastText for sentiment prediction in Tamil texts. *Moratuwa engineering research conference (MERCon)*. IEEE, 2020, pp. 272-276. <https://doi.org/10.1109/MERCon50084.2020.9185369>.

29. Dronyaeva V. V., Khrol E. V. [Methods of interaction and data exchange using a software interface for web applications]. *Aktual'nye voprosy sovremennoj nauki i obrazovaniya* [Current issues of modern science and education]. Penza, 2023, pp. 42-44 (In Russ.).
30. Rahimi Z., Homayounpour M. M. The impact of preprocessing on word embedding quality: A comparative study. *Language Resources and Evaluation*, 2023, vol. 57, no. 1, pp. 257-291. <http://doi.org.10.1007/s10579-022-09620-5>.
31. Melchuk, I.A. *Opyt teorii lingvisticheskikh modelej «Smysl-Tekst»* [Experience in the theory of linguistic models “Meaning-Text”]. Moscow, Yazyki russkoj kul'tury Publ., 1999, 346 p.
32. Chelyshev E. A., Otsokov Sh. A., Raskatova M. V. Avtomaticheskaya rubrikaciya tekstov s ispol'zovaniem algoritmov mashinnogo obucheniya. [Automatic rubrication of texts using machine learning algorithms]. *Vestnik Rossijskogo novogo universiteta seriya «Slozhnye sistemy: modeli, analiz, upravlenie» = Bulletin of the Russian New University. Series: “Complex systems: models, analysis, management”*, 2021, no. 4, pp. 185-193. <https://doi.org/10.18137/RNU.V9187.21.04.P.175>.
33. Kovalev I.V., Seredin A.I., Karaseva M.V., Zelenkov P.V., Khrapunova V.V. Postroenie chastotnyh slovaroj na osnove iskhodnyh tekstov s primeneniem lemmatizacii [Construction of frequency dictionaries based on source texts using lemmatization]. *Vestnik Sibirskogo gosudarstvennogo aerokosmicheskogo universiteta im. akademika M.F. Reshetneva = Bulletin of the Siberian State Aerospace University named after Academician M.F. Reshetnev*, 2013, no. 4, pp. 39-41.
34. Milovanov A.S., Karamysheva N.S., Mitrokhin M.A. [Automated system for planning training sessions for university teachers]. *Novye informacionnye tekhnologii i sistemy (NITIS-2022)* [New information technologies and systems (NITIS-2022)]. Penza, 2022, pp. 438-444 (In Russ.).
35. Numpy. Available at: <https://numpy.org/> (accessed: 12.12.2023).
36. Mikolov T., Corrado G., Chen K., Dean J. Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space. *Proceedings of the International Conference on Learning Representations ICLR*, 2013, pp. 1–12. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1301.3781>.
37. Hecht-Nielsen R. *Theory of the backpropagation neural network. Neural networks for perception*. Academic Press, 1992, pp. 65-93. <https://doi.org/10.1016/0893-6080%2888%2990469-8>.
38. Weiyang Liu, Yandong Wen, Zhiding Yu, Meng Yang. *Large-margin softmax loss for convolutional neural networks*. 2016, pp. 1-10. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1612.02295>.
39. De-Boer P.T., Kroese D.P., Mannor S., Rubinstein R.Y. A tutorial on the cross-entropy method. *Annals of operations research*. 2005, vol. 134, pp. 19-67. <https://doi.org/10.1007/S10479-005-5724-Z>.

40. Ruder S. An overview of gradient descent optimization algorithms, 2016, pp. 1-14. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1609.04747>.

41. Raj P., Raman A.C., Subramanian H. *Cognitive Internet of Things. Enabling Technologies, Platforms, and Use Cases*. CRC Press. Auerbach Publications. Pub. Location New York, 2022, 326 p. <https://doi.org/10.1201/9780429328220>.

42. Qihui Wu, Guoru Ding, Yuhua Xu, Shuo Feng, Zhiyong Du, Jinlong Wang, Keping Long Cognitive Internet of Things: A New Paradigm beyond Connection. *IEEE Internet of Things Journal*, March 2014. 1(2), pp. 129-143. Available at: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6766209>. (accessed: 12.12.2023). DOI:10.1109/IJOT.2014.2311513.

Информация об авторах / Information about the Authors

Карамышева Надежда Сергеевна, кандидат технических наук, доцент, Пензенский государственный университет, г. Пенза, Российская Федерация, e-mail: karamyshevans@yandex.ru

Nadezhda S. Karamysheva, Cand. of Sci. (Engineering), Associate Professor, Penza State University, Penza, Russian Federation, e-mail: karamyshevans@yandex.ru

Милованов Антон Сергеевич, магистрант, Пензенский государственный университет, г. Пенза, Российская Федерация, e-mail: vt@pnzgu.ru

Anton S. Milovanov, Master Student, Penza State University, Penza, Russian Federation, e-mail: vt@pnzgu.ru

Митрохин Максим Александрович, доктор технических наук, профессор, зав. кафедрой «Вычислительная техника», Пензенский государственный университет, г. Пенза, Российская Федерация, e-mail: vt@pnzgu.ru

Maksim A. Mitrokhin, Dr. of Sci. (Engineering), Professor, head of the Sub-Department of Computer Engineering, Penza State University, Penza, Russian Federation, e-mail: vt@pnzgu.ru

Зинкин Сергей Александрович, доктор технических наук, профессор, Пензенский государственный университет, г. Пенза, Российская Федерация, e-mail: zsa49@yandex.ru

Sergey A. Zinkin, Dr. of Sci. (Engineering), Professor, Penza State University, Penza, Russian Federation, e-mail: zsa49@yandex.ru