

Я.В. Куликова, В.А. Литвиненко

РАЗРАБОТКА МЕТОДА ОПРЕДЕЛЕНИЯ ЭМОЦИОНАЛЬНОГО СОСТОЯНИЯ ЧЕЛОВЕКА С ПОМОЩЬЮ ЧАТ-БОТА

В настоящее время практически во всех сферах деятельности интенсивно применяются диалоговые системы (чат-боты), при этом стоит обратить внимание, что данные механизмы начали использовать не только в сфере развлечений, но и в более важных сферах – бизнес или даже медицина. В связи с этим появляется необходимость развития и совершенствования системы общения таких роботов на естественном языке. В данной статье предлагается метод определения эмоционального состояния человека с помощью чат-бота. В статье даётся определение чат-боту, рассматриваются виды чат-ботов, определяются основные принципы их работы. На основе выявленных различий в работе алгоритмов по определению текста чат-ботами описывается наиболее подходящая технология для решения поставленной задачи – работа с нейронными сетями. Выявлены и описаны недостатки существующих решений по сравнению с разрабатываемым методом. Важно отметить, что особенностью метода является соединение технологий интеллектуальных чат-ботов и дополненной реальности. В статье описан общий алгоритм работы метода определения эмоционального состояния человека с помощью чат-бота, включающий восемь основных этапов. Описаны разработанные и выделенные критерии оценки эмоций: валентность, интенсивность и стеничность. Представлена архитектура разработанного решения, которая имеет клиент-серверный подход. Серверная часть включает в себя также модуль определения тональности текста и модуль формирования ответа, в то время как клиент включает в себя чат и внешний вид «Аватара» разработанного чат-бота. Описаны основные шаги реализации, среди которых представлен первоначальный интерфейс, а также этапы разработки приложения дополненной реальности. В статье перечислены используемые средства для работы с дополненной реальностью (Unity 3D и фреймворк AR Vuforia). Представлены созданные 3D-модели. Показаны результаты обработки скелетной анимации при помощи оборудования Perception Neuron 3 и последующей обработки в Axis Studio. По итогам работы было сформулировано заключение, описывающее качественное отличие разработанной системы по отношению к существующим рассмотренным аналогам, а также приведены результаты проверки работы системы.

Чат-бот; нейронная сеть; тональность текста; эмоции.

Ya.V. Kulikova, V.A. Litvinenko

DEVELOPMENT OF A METHOD FOR DETERMINING THE EMOTIONAL STATE OF A PERSON USING A CHAT BOT

Currently, dialogue systems (chatbots) are being intensively used in almost all areas of activity, and it is worth noting that these mechanisms have begun to be used not only in the entertainment sector, but also in more important areas - business or even medicine. In this regard, there is a need to develop and improve the communication system of such robots in natural language. This article proposes a method for determining a person's emotional state using a chatbot. The article defines a chatbot, discusses the types of chatbots, and defines the basic principles of their work. Based on the identified differences in the operation of algorithms for text detection by chatbots, the most suitable technology for solving the task is described - working with neural networks. The shortcomings of existing solutions in comparison with the method being developed are identified and described. It is important to note that the peculiarity of the method is the combination of technologies of intelligent chatbots and augmented reality. The article describes the general algorithm of the method for determining the emotional state of a person using a chatbot, which includes eight main stages. The developed and identified criteria for assessing emotions are described: valence, intensity and sthenicity. The architecture of the developed solution, which has a client-server approach, is presented. The server part also includes a text sentiment detection

module and a response generation module, while the client includes the chat and the appearance of the "Avatar" of the developed chatbot. The main implementation steps are described, including the initial interface, as well as the stages of developing an augmented reality application. The article lists the tools used for working with augmented reality (Unity 3D and the AR Vuforia framework). The created 3D models are presented. The results of processing skeletal animation using Perception Neuron 3 equipment and subsequent processing in Axis Studio are shown. Based on the results of the work, a conclusion was formulated describing the qualitative difference of the developed system in relation to the existing analogues considered, and the results of testing the operation of the system were also presented.

Chatbot; neural network; text sentiment; emotions.

Введение. В современном мире все сферы жизнедеятельности связаны с внедрением информационных технологий и автоматизации рабочих процессов. Предприятия, не придерживающиеся современных тенденций, обречены на полную потерю интереса к их деятельности, поэтому им необходимо развиваться. Одним из потенциальных направлений такого развития является внедрение интеллектуальных систем, помогающих в работе, например, чат-бота как электронного помощника или консультанта в различных видах деятельности.

Чат-бот – виртуальная программа-робот собеседник. Данные программы наиболее часто используются в бизнес сфере или сфере развлечений в качестве «консультантов», помогающих наиболее быстро найти нужную для человека информацию.

Авторами предлагается описание разработанного чат-бота, распознающего текст сообщения, определяющего его эмоцию и осуществляющего подбор подходящего сообщения и соответствующего «аватара» в качестве ответа.

Актуальность темы подтверждается не только востребованностью данной технологии, но и универсальностью предлагаемого решения, так как может быть востребовано в совершенно разных сферах деятельности: от сферы развлечения до сложно рекомендательных систем в образовании. Разработка чат-бота, на данный момент, является почти необходимостью для многих организаций и пользователей, что подтверждается различными социологическими исследованиями [1, 2].

Автором были изучены основные методы автоматического определения тональности текста: с использованием словарей или на основе нейронных сетей [3, 19, 20]. Нейронные сети дают возможность обрабатывать нелинейные алгоритмы управления при недостаточном, неточном описании объекта (или даже при отсутствии описания), создавать устойчивую систему при нестабильных параметрах [4, 5]. Учитывая данную информацию, а также то, что важным критерием для разрабатываемого бота является обучаемость, наиболее подходящим методом является использование нейросети. Дополнительно, можно отметить, что формирование комфортного диалога для собеседника возможно в том случае, когда к собеседнику-роботу предъявлены следующие требования: чат-боты должны использовать естественный язык [6–8], должны быть эмоционально грамотными, должны уметь анализировать [9, 10], а также быть ориентированы на пользователя [11, 12]. Для реализации всех требований наиболее оптимальным вариантом является использование нейросети [13–15].

Важно отметить, что чат-бот – это, как правило, собеседник, которого не видно человеку, что может вызывать трудности при общении у некоторого количества людей. Поэтому, для достижения эффекта присутствия собеседника авторами было выбрано использование технологии дополненной реальности [16]. Данная технология позволит создать визуальную часть – 3-D «аватара», с которым и происходит общение собеседника чат-бота.

Таким образом, в работе описывается новый метод, который представляет собой объединение технологий интеллектуальный ботов и дополненной реальности, а также эмоциональной окраски текста сообщений.

Постановка задачи. Автором были выделены следующие задачи:

- ◆ анализ и определение основных проблем существующих решений;
- ◆ выделение основных критериев обработки текста для определения эмоционального анализа текста;
- ◆ проведение подробного анализа построения последовательной обработки сообщений;
- ◆ разработка алгоритмов работы метода и анализа, учитывающего выделенные критерии оценки;
- ◆ построение архитектуры системы;
- ◆ описание разработанного приложения.

Для оценки эмоций автором были выделены следующие основные критерии: валентность, интенсивность и стеничность.

Для определения валентности предлагается задать вес каждого положительного и отрицательного коэффициента тона и определить результат как разницу средних арифметических взвешенных сумм положительных и отрицательных коэффициентов.

Интенсивность сообщений предлагается считать как суммы средневзвешенных средних всех коэффициентов тональности каждого сообщения, деленное на количество этих сообщений.

Эмоции делятся на стенические и астенические. Стенические – положительные, астенические – отрицательные. Следовательно, отношение отрицательных к положительным эмоциям даёт стеничность текста.

Предлагаемое решение обработки потока сообщений пользователей чат-ботом. На данный момент для множества организаций использование мессенджеров и чат-ботов стало не просто удобством, а практической необходимостью для полноценной и эффективной работы. Согласно исследованию Accenture Digital [2] чат-боты позволяют более эффективно решать задачи сотрудников, ускоряют обработку запросов от клиентов, обеспечивают более быстрый и персонализированный ответ, дают возможность быстрее привлекать большее количество клиентов.

Но при использовании чат-ботов выявляются определённые проблемы [17–19].

Первое, все имеющиеся методы рассматривают обработку либо голоса, либо видео и редко учитывают обработку текста.

Второе, и самое главное, общение с ботом (переписка с ботом) не заменяет общение с живым человеком, потому что чат-бот не анализирует эмоциональную составляющую диалогов.

Если рассмотреть существующие решения по определению эмоциональной окраски текстовой информации можно отметить, что используется группа методов анализа тональности текста, однако у этих методов есть ряд ограничений:

- ◆ наиболее эффективны для большой выборки (немаленьких текстов);
- ◆ чаще всего это бинарный показатель – анализирует процент позитива и негатива;
- ◆ анализируют весь текст целиком;
- ◆ предобработка текста очищает от дополнительных слов (предлогов, частиц, союзов).

Поскольку больший интерес представляет многокритериальная оценка текста и последовательный анализ группы сообщений, а не целостного большого текста, так как разрабатываемый метод применяется в рамках внедрения концепции чат-

ботов, то для оценки эмоционального состояния пользователя необходимо использовать дополнительные инструменты, предоставляющие возможность произвести эту оценку.

Сравнение методов обработки сообщений представлено на рис. 1.



Рис. 1. Сравнение классических методов анализа тональности текста и метода оценки эмоционального состояния пользователя чат-бота

В работе автором предлагается метод последовательной обработки сообщений, позволяющий:

- ◆ составить общий анализ группы сообщений;
- ◆ автоматически связывать сообщения в группы для комплексного анализа;
- ◆ определить эмоциональное состояние пользователя, а также динамику изменения и поведения пользователя.

◆ сформировать метаинформацию на основе групп сообщений (таким образом бот может не хранить историю переписки, а только ключевые показатели, на основе которых впоследствии можно будет принимать решение о динамике изменения эмоционального состояния).

Анализ сообщений пользователя. Сообщения пользователя формируют поток коротких текстов. Сообщения распределены по времени. Одним из вариантов обработки потока сообщений может выступать метод последовательной группировки сообщений, основанный на времени прихода сообщений и поиске N ближайших соседей. Однако группировка по времени подходит для статистической обработки сообщений, но не подходит для выявления взаимосвязанных цепочек сообщений, поэтому для последовательного анализа сообщений и автоматической группировки их с целью анализа групп сообщений предложен алгоритм анализа и группировки, основанный на механизме нейронных сетей и их последовательного применения [20].

Таким образом, анализ всего диалога сводится к последовательной обработке поступающих сообщений.

Общий алгоритм работы метода представлен на рис. 2.

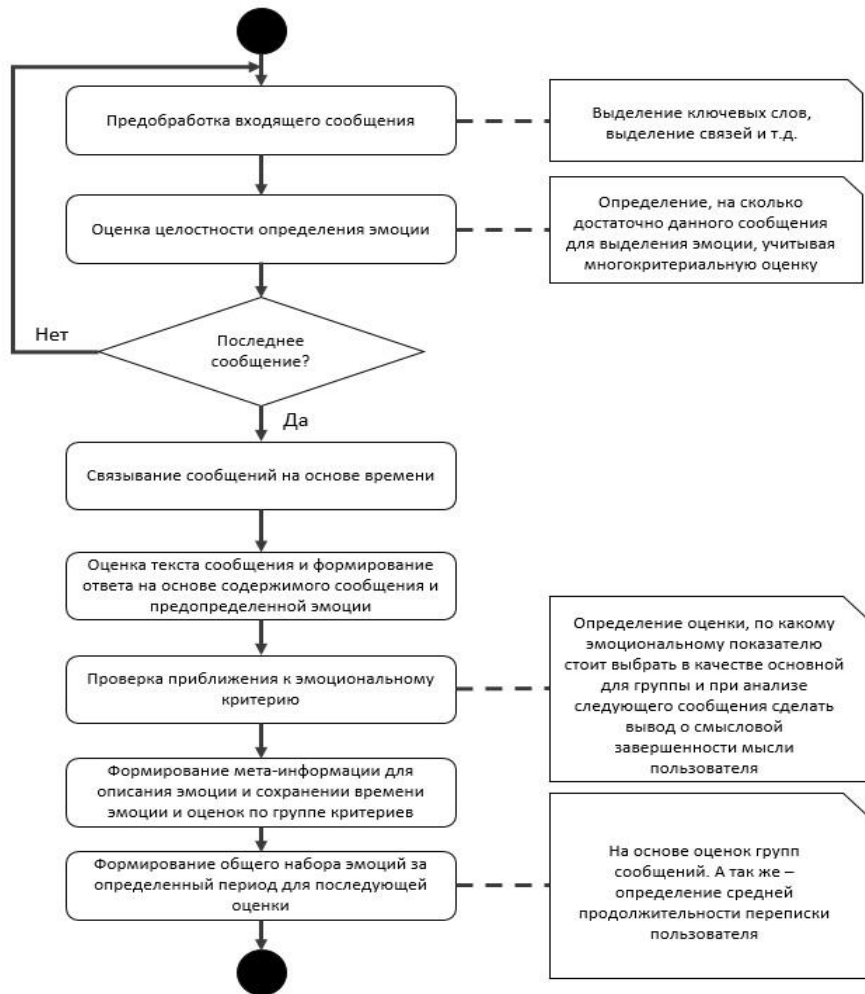


Рис. 2. Общий алгоритм работы метода

Данный метод включает в себя 8 основных этапов. Среди них имеются следующие: предварительная обработка, работа с ключевыми словами и связями; оценка целостности; проработка первых двух шагов для каждого последующего сообщения; проведение критериальной оценки и анализа сообщений; подготовка ответа; анализ смысловой завершенности сообщений; формирование мета-информации для завершенной группы сообщений; подготовка общего комплекта эмоций.

Алгоритм и схема работы нейронной сети. Нейронная сеть, лежащая в основе многофакторной классификации, работает комплексно и обрабатывает последовательно поступающую информацию в порядке обработки «смайлов», общих выражений, специальных конструкций, затем выделение особенных слов, очистка текста, классификация на основе найденных слов, а затем выделение ключевых слов и конструкций и классификация для конкретной эмоции или определения смещения к эмоциональным показателям в многокритериальном пространстве.

Алгоритм работы нейросети представлен на рис. 3.

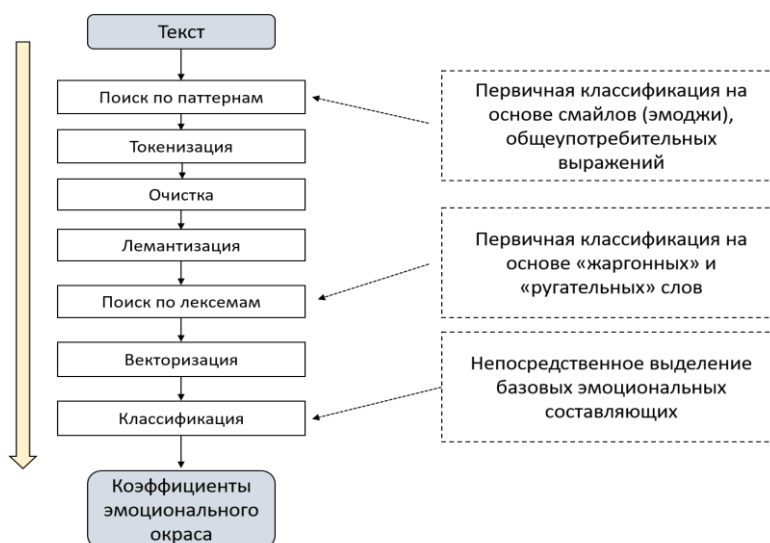


Рис. 3. Общий алгоритм работы нейронной сети оценки смещения в многокритериальном пространстве эмоциональных показателей

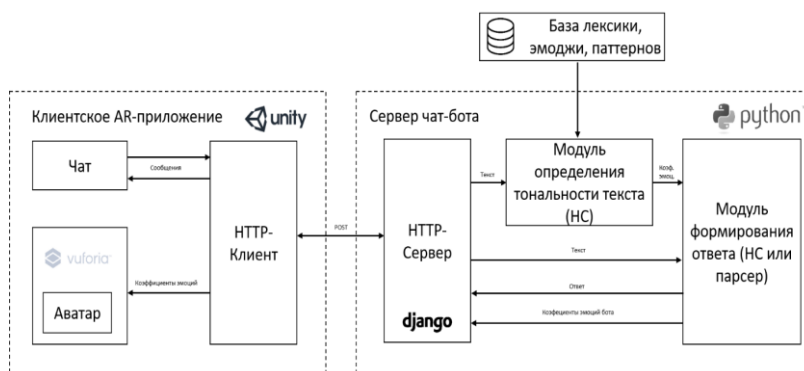


Рис. 4. Архитектура системы

На рис. 4 представлена первоначальная архитектура системы, позволяющая организовать поддержку работы интеллектуального бота. Данная архитектура основывается на классическом клиент-серверной подходе, при этом основные элементы обработки данных работают в рамках серверной части. Также серверная часть несёт ответственность за организацию многопользовательской многопоточной работы в системе. Существенной частью системы является модуль хранения информации, осуществляющий связывание текстовых сообщений и корректно описывающий изменение эмоционального фона пользователя во времени, а также хранящий информацию об эмоциональной тональности всей беседы. Последовательная обработка входящих сообщений увеличивает нагрузку на сервер и на систему коммуникаций. Однако необходима для того, чтобы корректно обрабатывать изменения во времени эмоционального фона пользователя и связывание входящих сообщений в группы сообщений по возможности выделения единой эмоции из этой группы, а также в беседы по набору определённых эмоций и по времени общения с ботом.

Одним из ключевых моментов разрабатываемого метода является формирование унифицированного интерфейса для постобработки метаинформации об эмоциональном состоянии пользователя. Данный интерфейс позволяет другим системам, программам и автоматизированным средствам в режиме реального времени или в режиме постобработки получать метаинформацию и использовать эти данные для дальнейшего прогнозирования поведения пользователя, а также комплексной оценки его эмоционального состояния при работе в сфере, в которой происходит общение с ботом. При этом на практике данный подход может применяться в любой сфере, требующей поддержки заинтересованностью или последовательного отслеживания эмоционального состояния пользователя.

Важная проблема при разработке любого метода распознавания – это оценка результатов распознавания. Учитывая, что бот должен дообучаться и переобучаться по мере общения с пользователем, а также выстраивания диалога, необходимо формировать набор метрик которые позволят оценивать качество распознавания эмоции при общении бота с пользователем.

Условно весь процесс оценки распознавания разделён на два этапа. На первом этапе мы проводим обучение нейронной сети по принципу обучения с учителем. На этом этапе обучения точность распознавания оценивается человеком и формируется индекс качество распознавания, на основе этого индекса корректируется работа нейронной сети и формируются алгоритмы до обучения и переобучения. На втором этапе нейронная сеть обучается автоматически на основе сформированных алгоритмов и индекса качества распознавания. Второй этап продолжается всё время работы бота. Таким образом, бот является самообучаемым алгоритмом анализа текста в многофакторном пространстве.

Результаты. Для наиболее полной и комплексной оценки эмоций были выделены и разработаны критерии, такие как валентность, интенсивность, стеничность. Например, для интенсивности предлагается использовать следующую формулу, в которой представлены базовые эмоции по теории Роберта Плутчика (согласно табл. 1):

$$K_n = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{2P_i+0,5V_i+0,5Pr_i+1D_i}{4} + \frac{2\Gamma_i+0,5C_i+0,2\Pi_i+10T_i}{3,7}}{n}$$

Первый вариант разработанной программы представлял собой интерфейс чат – бота, состоящий из поля ввода сообщения, поля отображения диалога и поля отображения картинки-эмоции чат-бота (представлен на рис. 5).

Далее были проработаны детали дополненной реальности: создана 3D-модель, проработаны наборы эмоций, модель экспортирована в Unity, задана обработка анимации. 3D-модель представлена на рис. 6.

Таблица 1

Базовые эмоции Плутчика с обозначениями для предлагаемой формулы интенсивности

№	Наименование базовой эмоции	Обозначение	Вес
	Гнев	Г	2
	Страх	С	0,5
	Печаль	П	0,2
	Радость	Р	2
	Отвращение	От	1
	Удивление	У	0,5
	Предвкушение	Пр	0,5
	Доверие	Д	1

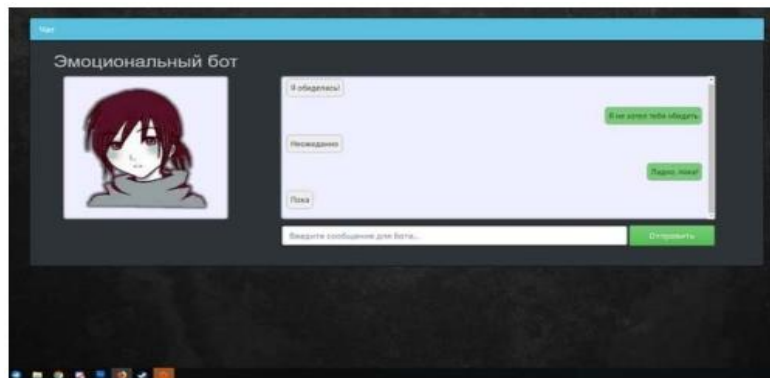


Рис. 5. Первоначальный интерфейс чат-бота

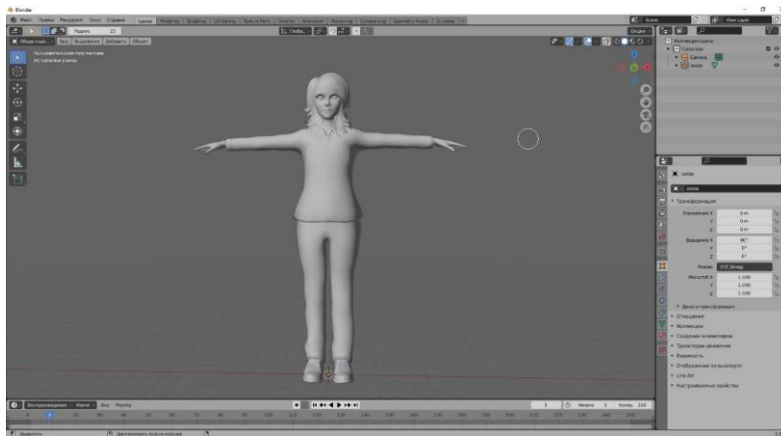


Рис. 6. 3D модель

Приложение-клиент написано на Unity с использованием фреймворка AR Vuforia (рис. 7). Создание анимаций производилось с использованием оборудования Perception Neuron 3. Обработка скелетной модели проводилась в Axis Studio, после чего переносился в Unity. Пример двигающейся модели представлен на рис. 8.



Рис. 7. 3D модель в среде Unity

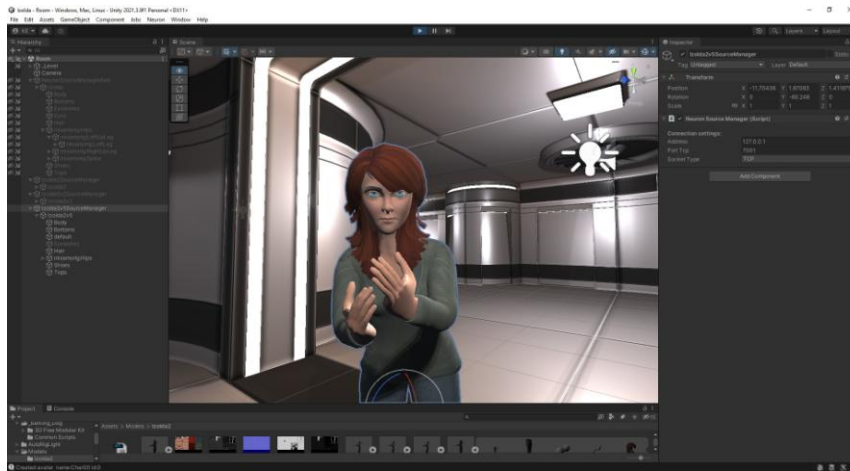


Рис. 8. «Аватар» в движении

Разработанный метод сравнивался с существующими решениями (Ассистент Google Now, Siri от компании Apple, Amazon Alexa, Microsoft Cortana и Алиса), в которых были выделены основные недостатки в виде предоставления избыточной информации, направленность на определённую ОС и, самый главный – невысокая «человечность», которая проявляется в основном функционале систем – вопросно-ответная с умением говорить некоторой базой шуток. С качественной точки зрения самое главное преимущество метод имеет именно в плане «человечности», потому что его главная задача правильно определить эмоции собеседника и корректно на них отреагировать.

В количественном отношении проверка работоспособности системы осуществлялась путем проведения тестовых экспериментов. В тестировании участвовало 120 человек.

Таблица 2

Результаты тестирования системы

Эмоция	Худший результат	Лучший результат	Достоверность
гнев	0,81	0,96	0,9
радость	0,69	0,87	0,8
отвращение	0,63	0,81	0,7
презрение	0,59	0,78	0,7
страх	0,44	0,66	0,6
удивление	0,42	0,61	0,5
печаль	0,36	0,58	0,5

Предложено было пообщаться с чат-ботом, причём с проявлением эмоций, необходимых для определения коэффициента тональности, после чего сообщить правильность определения ботом эмоций.

Заключение. Разработан новый метод, объединяющий технологии интеллектуальных чат-ботов и визуализации данных путем использования технологии дополненной реальности, а также анализа тональности текста сообщения, а не голосовых данных или изображения, отправляемого чат-боту.

Используемые технологии интеллектуальных чат-ботов, основывающиеся на последовательном применении нейронных сетей позволяют обрабатывать потоковые данные в виде цепочек пользовательских сообщений, а также определять тональность текста в сообщениях пользователя.

Метод позволяет определять тональность сообщений и формировать ответ пользователю в автоматическом режиме в зависимости от просчитанных показателей. При этом, ответ должен увеличивать эффективность восприятия информации собеседником чат-бота.

В результате выявлено, что, на данный момент, чат бот определяет эмоции со следующей точностью: радость 0.8; удивление 0.5; печаль 0.5; гнев 0.9; отвращение 0.7; презрение 0.7; страх 0.6.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Humanity in the Machine. – URL: mindshareworld.com/sites/default/files/MINDSHARE_HUDDLE_HUMANITY_MACHINE_2016.pdf (дата обращения: 14.12.2021).
2. Digital 2022 Russian Federation // Data Sources and Methodologies. – URL: datareportal.com/ (дата обращения: 10.03.2022).
3. *Стребков Д.О., Шевчук А.В., Спирина М.О.* Самостоятельная занятость на рынке удалённой работы: распространение инновационной трудовой практики // Мониторинг общественного мнения: Экономические и социальные перемены. – 2016. – № 6. – С. 89-106.
4. *Tarasov D. [et al.]*. Language models for unsupervised acquisition of medical knowledge from natural language texts: application for diagnosis // Proceedings of the International Conference “Dialogue 2019”. – 2019. – 11 p.
5. *Razzaki S.* A comparative study of artificial intelligence and human doctors for the purpose of triage and diagnosis. – 2018.
6. *Samyak S., Gupta A., Raj T., Karnam A., Mamatha HR.* Speech Emotion Analyzer // Innovative Data Communication Technologies and Application. – 2022. – P. 113-124.
7. *Arumugam R. Shanmugamani.* Hands-On Natural Language Processing with Python. – Packt Publishing, 2018.
8. *Ryazanov VV.* Modeli, metody, algoritmy i arkhitektury sistem raspoznavaniya rechi. – Moscow: Vychislitel'nyi tsentr im. A.A. Dorodnitsyna; 2006. – 138 p. (In Russ.)
9. *Pérez J.Q., Daradoumis T., and Puig J.M.M.* Rediscovering the use of chatbots in education: A systematic literature review // Computer Applications in Engineering Education. – 2020. – Vol. 28, No. 6. – P. 1549-1565.
10. *Alm A., and Nkomo L.M.* Chatbot experiences of informal language learners: A sentiment analysis // International Journal of Computer-Assisted Language Learning and Teaching (IJCALLT). – 2020. – Vol. 10, No. 4. – P. 51-56.
11. *Miner A., Laranjo L., Kocaballi A.B.* Chatbots in the fight against the COVID-19 pandemic // npj Digit. Med. – 2020. – Vol. 3. – P. 65.
12. *Chen H. [et al.]*. A Survey on Dialogue Systems: Recent Advances and New Frontiers // ACM SIGKDD Explorations Newsletter. Association for Computing Machinery (ACM). – 2017. – Vol. 19, No. 2. – P. 25-35.
13. *Shukla S. [et al.]*. Conversation Learner – A Machine Teaching Tool for Building Dialog Managers for Task-Oriented Dialog Systems // Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: System Demonstrations. Association for Computational Linguistics. – 2020. – P. 343-349.
14. *Xu G. [et al.]*. Optimizing Policy via Deep Reinforcement Learning for Dialogue Management // 2018 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp). – IEEE, 2018. – P. 582-589.
15. *Alvaro N.E.* Implementing ChatBots using Neural Machine Translation techniques: Bachelor thesis. – Universitat Politècnica de Catalunya, 2017. – 44 p.
16. *Куликова Я.В., Куликов Е.А.* Применение технологии дополненной реальности для обучения детей с особенностями развития // Инновационные научные исследования: теория, методология, практика: Сб. статей XIII Международной научно-практической конференции: в 2 ч. Том Ч. 2. Пенза, 20 марта 2018 года. – Пенза: Наука и Просвещение (ИП Гуляев Г.Ю.), 2018. – С. 165-170. – EDN YTKTDQ.

17. Song Y. [et al.]. An Ensemble of Retrieval-Based and Generation-Based Human-Computer Conversation Systems // IJCAI. – 2018.
18. Yang L. [et al.]. A Hybrid Retrieval-Generation Neural Conversation Model // Proceedings of the 28th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. – 2019. – P. 1341-1350.
19. Venkatesh A. [et al.]. On Evaluating and Comparing Conversational Agents // arXiv preprint arXiv:1801.03625. – 2018.
20. Serban I. [et al.]. Multiresolution Recurrent Neural Networks: An Application to Dialogue Response Generation // AACL. – 2017.

REFERENCES

1. Humanity in the Machine. Available at: mindshareworld.com/sites/default/files/MINDSHARE_HUDDLE_HUMANITY_MACHINE_2016.pdf (accessed 14 Desember 2021).
2. Digital 2022 Russian Federation, *Data Sources and Methodologies*. Available at: datareportal.com/ (accessed 10 March 2022).
3. Strebkov D.O., Shevchuk A.V., Spirina M.O. Samostoyatel'naya zanyatost' na rynke udalennyi raboty: rasprostranenie innovatsionnoi trudovoi praktiki [Self-employment in the remote work market: the spread of innovative labor practices], *Monitoring obshchestvennogo mneniya: Ekonomicheskie i sotsial'nye peremeny* [Monitoring of public opinion: Economic and social changes], 2016, No. 6, pp. 89-106.
4. Tarasov D. [et al.]. Language models for unsupervised acquisition of medical knowledge from natural language texts: application for diagnosis, *Proceedings of the International Conference "Dialogue 2019"*, 2019, 11 p.
5. Razzaki S. A comparative study of artificial intelligence and human doctors for the purpose of triage and diagnosis, 2018.
6. Samyak S., Gupta A., Raj T., Karnam A., Mamatha HR. Speech Emotion Analyzer, *Innovative Data Communication Technologies and Application*, 2022, pp. 113-124.
7. Arumugam R. Shanmugamani. Hands-On Natural Language Processing with Python. Packt Publishing, 2018.
8. Ryazanov VV. Modeli, metody, algoritmy i arkhitektury sistem raspoznavaniya rechi. Moscow: Vychislitel'nyi tsentr im. A.A. Dorodnitsyna; 2006, 138 p. (In Russ.)
9. Pérez J.Q., Daradoumis T., and Puig J.M.M. Rediscovering the use of chatbots in education: A systematic literature review, *Computer Applications in Engineering Education*, 2020, Vol. 28, No. 6, pp. 1549-1565.
10. Alm A., and Nkomo L.M. Chatbot experiences of informal language learners: A sentiment analysis, *International Journal of Computer-Assisted Language Learning and Teaching (IJCALLT)*, 2020, Vol. 10, No. 4, pp. 51-56.
11. Miner A., Laranjo L., Kocaballi A.B. Chatbots in the fight against the COVID-19 pandemic, *npj Digit. Med.*, 2020, Vol. 3, pp. 65.
12. Chen H. [et al.]. A Survey on Dialogue Systems: Recent Advances and New Frontiers, *ACM SIGKDD Explorations Newsletter. Association for Computing Machinery (ACM)*, 2017, Vol. 19, No. 2, pp. 25-35.
13. Shukla S. [et al.]. Conversation Learner – A Machine Teaching Tool for Building Dialog Managers for Task-Oriented Dialog Systems, *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: System Demonstrations. Association for Computational Linguistics*, 2020, pp. 343-349.
14. Xu G. [et al.]. Optimizing Policy via Deep Reinforcement Learning for Dialogue Management, *2018 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp)*. IEEE, 2018, pp. 582-589.
15. Alvaro N.E. Implementing ChatBots using Neural Machine Translation techniques: Bachelor thesis. Universitat Polit'ecnica de Catalunya, 2017, 44 p.
16. Kulikova Ya.V., Kulikov E.A. Primenenie tekhnologii dopolnennoi real'nosti dlya obuchenii detey s osobennostyami razvitiya [Application of augmented reality technology for teaching children with special needs], *Innovatsionnye nauchnye issledovaniya: teoriya, metodologiya, praktika: Sb. statey XIII Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii: v 2 ch. Tom*

- СН. 2. Penza, 20 marta 2018 goda [Innovative scientific research: theory, methodology, practice: Collection of articles of the XIII International Scientific and Practical Conference: in 2 parts. Volume Part 2. Penza, March 20, 2018]. Penza: Nauka i Prosveshchenie (IP Gulyaev G.YU.), 2018, pp. 165-170. EDN YTKTDQ.
17. Song Y. [et al.]. An Ensemble of Retrieval-Based and Generation-Based Human-Computer Conversation Systems, *IJCAI*, 2018.
18. Yang L. [et al.]. A Hybrid Retrieval-Generation Neural Conversation Model, *Proceedings of the 28th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, 2019, pp. 1341-1350.
19. Venkatesh A. [et al.]. On Evaluating and Comparing Conversational Agents, *arXiv preprint arXiv:1801.03625*, 2018.
20. Serban I. [et al.]. Multiresolution Recurrent Neural Networks: An Application to Dialogue Response Generation, *AAAI*, 2017.

Статью рекомендовала к опубликованию д.т.н., профессор М.А. Бутакова.

Куликова Яна Владимировна – Волгоградский государственный технический университет; e-mail: cul.jana@yandex.ru; г. Волгоград, Россия; кафедра программного обеспечения автоматизированных систем; старший преподаватель.

Литвиненко Владимир Алексеевич – e-mail: vladimirlit00.00@mail.ru; бакалавр.

Kulikova Yana Vladimirovna – Volgograd State Technical University; e-mail: cul.jana@yandex.ru; Volgograd, Russia; the department software engineering, senior lecturer.

Litvinenko Vladimir Alekseevich – e-mail: cul.jana@yandex.ru; the department software engineering; student.

УДК 004.421.6

DOI 10.18522/2311-3103-2023-5-104-118

И.И. Левин, К.Н. Алексеев

ПРЕОБРАЗОВАНИЕ СОРТИРУЮЩИХ СЕТЕЙ ДЛЯ РАЗНОЙ СТЕПЕНИ ПАРАЛЛЕЛИЗМА

Одни известные алгоритмы сортировки могут быть эффективнее других по какому-либо из основных критериев: число выполняемых операций, время выполнения элементарных операций, объем используемой памяти, степень параллелизма, функциональная регулярность связей в информационном графе алгоритма и т.д. При этом, имеется возможность выбрать такой алгоритм сортировки, который после выполнения операции редукции производительности вычислительной структуры, будет занимать минимум аппаратного ресурса. Выбор конкретного алгоритма напрямую зависит степени его распараллеливания, заданного временем обработки данных, коэффициента редукции и латентности вычислительной структуры, количества и разрядности сортируемых элементов. Алгоритмы сортировки являются информационно-эквивалентными, так как они выполняют одну и ту же математическую функцию. Однако каждый из алгоритмов рассматривается как автономный и независимый подход к решению задачи упорядочивания данных. Известно, что алгоритмам сортировки «пузырьком», «вставками» и «выбором» соответствует одна и та же сортирующая сеть, однако переход от одного алгоритма к другому до сих пор не описан в виде математических преобразований. Можно утверждать, что в настоящее время математический аппарат для описания различных алгоритмов сортировки и сортирующих сетей не формализован в полной мере, из-за чего не существует методологических основ перехода от одного алгоритма к другому. Иным способом описания алгоритма решения задачи является его представление в виде информационного графа, где выполняемые операции являются вершинами, которые объединены дугами, отражающими информационную зависимость между операциями. Преобразование информационного графа может приводить к получению иных информационно-эквивалентных алгоритмов. Пре-