Amirkabir Journal of Mechanical Engineering

Amirkabir J. Mech. Eng., 55(8) (2023) 193-196
DOI: 10.22060/mej.2023.22001.7553

Designing and building a dialogue mechanism suitable for RoboPuppet with using deep inference learning

M. Amirkhani, H. Shahbazi*

Department of Mechanical Engineering, University of Isfahan, Isfahan, Iran

ABSTRACT: This research endeavors to construct a mechanism, blending text mining and natural language processing, to apply a deep learning dialogue and deep reasoning approach to "Puppet robot." Historically, tent dolls have been an ancient method of interacting with audiences, being directly managed by an operator. With breakthroughs in artificial intelligence and deep learning, it is now possible to reduce the dependence of tent dolls on operators, thereby enabling them to communicate intelligently with audiences. The robot, by identifying the audience's Persian speech, ascertains a fitting answer to their inquiries and broadcasts it in audible Persian. The dialogue mechanism, deeply ingrained in a deep learning algorithm, identifies the user's question and proffers a range of possible answers from the robot's dataset categories. Utilizing the highest probability, the category containing the user's question is identified, and responses to those questions are selected at random. Additionally, the Robo Tent Dialogue mechanism comprises several uncomplicated conditional sections that can furnish suitable responses to repetitive or inappropriate questions. Through diverse training and by altering parameters in the robot's deep learning model, using a 64-class dataset, results reveal that the application of technologically advanced, high-neuron layers outperforms multi-layers without detrimentally impacting the model's final accuracy.

Review History:

Received: Dec. 09, 2022
Revised: Jul. 19, 2023
Accepted: Oct. 03, 2023
Available Online: Nov. 27, 2023

Keywords:

Puppet robot
artificial intelligence
deep learning
neural network
intelligent response

1- Introduction

Lee et al. emphasized the importance of semantic analysis in English question classification [1]. Xiong et al. proposed DMN+, a model for question answering without fact labels [2]. Chang et al. discussed issues in voice-controlled robot development and introduced a new model [3]. A study [4] described a robot that can engage in natural conversations and was perceived as human-like. Another research [5] presented a superior multilingual ASR model supporting 53 languages. Lastly, [6] delved into the possibilities of BCI technology in the Metaverse, suggesting a brain-to-speech system using imaginary speech.

In the study, a human-robot dialogue interaction is designed using a fabric doll as shown in Figure1. The robot picks up human speech via its microphone and sends the audio to a computer through Bluetooth. This audio is converted into text by a conversational model which then determines the robot's audible response. This system promotes fluent two-way communication, leveraging the latest in machine dialogue technology. The robot's interaction is further enriched with features like servo motors for movement, a camera for the operator to view the user, and an ESP32 processor to manage these functions.

This article outlines various dialogue mechanism methods and then selects the most suitable method for tent placement based on the pros and cons of each. By adjusting parameters in the deep learning network model, like the number of layers, neural neurons, and activation functions, the most optimized model is developed and its results are showcased.

2- Methodology

This model has 64 different classes and can answer 64 different questions. The model architecture consists of two compressed layers and a Dropout with the random deletion rate of the first Dense layer neurons of 0.4.

Experiments with labeled questions identified an overfitting problem, causing the model to require exact matches and struggle with minor variations. Increasing question quantity under labels allows the model to focus on key sentence terms, enhancing label identification. Shuffling words within sentences didn't significantly boost learning. A method for question answering uses auxiliary text from which relevant questions and answers are derived, helping the model identify patterns between text and answers. Sajjad Ayoubi introduced a Persian-specific model, PersianQA, containing around 9,000 titles, each with 5 to 10 questions. A drawback is its 500-word text limit. For robot integration, shorter texts are stored in its memory. When queried, the robot seeks answers internally or, if needed, uses PersianQA.

*Corresponding author's email: shahbazi@eng.ui.ac.ir

Copyrights for this article are retained by the author(s) with publishing rights granted to Amirkabir University Press. The content of this article is subject to the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC-BY-NC 4.0) License. For more information, please visit https://www.creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/legalcode.

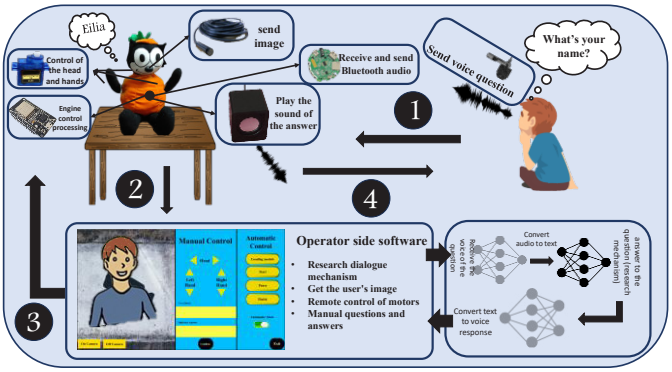


Fig. 1. The robot was designed and built to implement the research question and answer mechanism

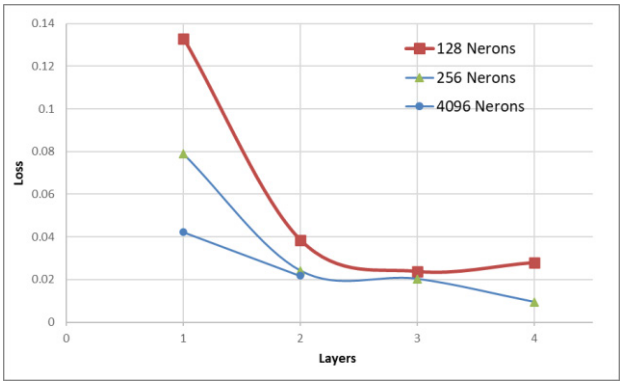


Fig. 2. Error diagram according to the number of layers in three values of 128, 256, and 4096 Dense network neurons

3- Discussion and Results

The random Q&A approach was selected for the tent's Q&A system, enhancing the robot's conversational ability. The neural network uses Fully Connected and Dropout layers to prevent data overlap. The SGD algorithm, aimed at minimizing the cost function reflecting the difference between predicted and actual labels, is employed. The optimizer's primary parameters include a learning rate of 0.01, a factor of , and momentum of 0.9. The cost function, cross-entropy, targets categorization tasks. The objective is to minimize this function to better match predictions to actual labels. The network's effectiveness was assessed through 10 tests over 100 training sessions across 64 to 78 categories. Figure 2 showcases error rates and the effect of layer increases, respectively. Training sessions took between 80 to 1200 milliseconds each.

According to this form, increasing the number of layers in the number of neurons above 128 has no effect on educational accuracy. This can be due to the small number of Q&A classes. Also, with the increase in the number of educational neurons, accuracy increases. In network architecture with the low number of neurons, increasing layers do not necessarily increase accuracy. According to the results, the random Q&A network architecture, with the number of neurons 4096 and a dense training layer, reached 0.042 and 0.98.

To improve this model, well-regarded evaluation metrics like Precision, Recall, and F1 -Measure are employed. Table 1 compares the evaluation of a random Q&A mechanism with other models from the literature. Analysis indicates that the unique feature of the random Q&A mechanism in Robo Tent is its support for Persian, unlike other models that focus on English. This specific focus on Persian enhances its capability to process and comprehend the language semantically. Table1. Comparing evaluation criteria of random question and answer dialogue mechanism

Experiments adjusted the question-answer mechanism for 64 classes in audio mode, aiming to reduce unanswered questions. The strategy allows the robot to respond even if uncertain, enhancing user interaction, as continuous answers, even if potentially erroneous, boost user engagement. Table 1 reveals significant results for the Dialogue and Random Q&A mechanism. The model excelled in Precision at 85%, confirming its accuracy, and in Recall at 90.65%, indicating its capacity to address a vast array of questions. The Robo Tent model scored 87.73% in the F1-Measure, representing a balance between Precision and Recall. The survey suggests the Robo Tent model's efficacy in providing accurate answers and covering numerous questions. The F1-Measure affirms its balanced performance. The model processes a sentence input, outputting a numerical value between 0 and 5, indicating the detected emotion.

Table 1. Comparing evaluation criteria of random question and answer dialogue mechanism

Evaluation models/criteria	Precision %	Recall %	F1-measure %
Ref [7]	51.50	80.41	55.9
Ref [8] no T5 method	62.62	72.50	70.75
Ref [8] with T5 method	77.78	77.75	77.78
Ref [1] MultinomialNB method	78	71	74
Ref [1] BernoulliNB method	73	75	74
Ref [21] Logistic regression method	83	82	82
Ref [21] LinearSVC method	80	80	80
Ref [21] The hybrid model method	83	83	83
This article	85	90.65	87.73

4- Conclusions

In this article, the mechanism of dialogue mechanisms was designed and implemented for a tental robot. Among these mechanisms, the question diagnosis method was examined by random answers and the feelings of emotions. All questions and answers have been implemented in Farsi and the user can communicate with the Robo Tent. The error is 0.998 and the error is 0.042. Therefore, by identifying the user's question, the class is selected by the deep learning model and the random response from the set of answers intended for that class is shown as an output.

References

[1] E.H. Almansor, F.K. Hussain, O.K. Hussain, Supervised ensemble sentiment-based framework to measure chatbot quality of services, Computing, 103 (2021) 491-507.

[2] C. Xiong, S. Merity, R. Socher, Dynamic memory networks for visual and textual question answering, in: International conference on machine learning, PMLR, 2016, pp. 2397-2406.

[3] P. Chang, S. Liu, D.L. McPherson, K. Driggs-Campbell, Learning visual-audio representations for voice-controlled robots, in: 2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2023, pp. 9508-9514.

[4] T. Minato, K. Sakai, T. Uchida, H. Ishiguro, A study of interactive robot architecture through the practical implementation of conversational android, Frontiers in Robotics and AI, 9 (2022) 905030.

[5] A. Conneau, A. Baevski, R. Collobert, A. Mohamed, M. Auli, Unsupervised cross-lingual representation learning for speech recognition, arXiv preprint arXiv:2006.13979, (2020).

[6] S.-H. Lee, Y.-E. Lee, S.-W. Lee, Toward imagined speech based smart communication system: potential applications on metaverse conditions, in: 2022 10th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI), IEEE, 2022, pp. 1-4.

[7] J.C. Vasquez-Correa, J.C. Guerrero-Sierra, J.L. Pemberty-Tamayo, J.E. Jaramillo, A.F. Tejada-Castro, One system to rule them all: A universal intent recognition system for customer service chatbots, arXiv preprint arXiv:2112.08261, (2021).

[8] J.J. Bird, A. Ekárt, D.R. Faria, Chatbot Interaction with Artificial Intelligence: human data augmentation with T5 and language transformer ensemble for text classification, Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 14(4) (2023) 3129-3144.

HOW TO CITE THIS ARTICLE

M. Amirkhani, H. Shahbazi, Designing and building a dialogue mechanism suitable for RoboPuppet with using deep inference learning , Amirkabir J. Mech Eng., 55(8) (2023) 193-196.

DOI: 10.22060/mej.2023.22001.7553

This page intentionally left blank

نشریه مهندسی مکانیک امیرکبیر

نشریه مهندسی مکانیک امیرکبیر، دوره ۵۵، شماره ۸، سال ۱۴۰۲، صفحات ۹۱۹ تا ۹۴۲
DOI: 10.22060/mej.2023.22001.7553

طراحی و ساخت یک مکانیزم گفت‌وگو مناسب روبو خیمه‌شب‌باز با قابلیت یادگیری عمیق

مسعود امیرخانی، حامد شهبازی*

گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران.

خلاصه: هدف از این پژوهش، طراحی و ساخت یک مکانیزم گفتوگو بر مبنای متنکاوی و پردازش زبان طبیعی بر روی یک روبو خیمه‌شب‌باز با قابلیت یادگیری عمیق گفت‌وگو با رویکرد استدلال عمیق است. عروسک‌های خیمه‌شب‌باز یکی از قدیمی‌ترین عروسک‌ها در حوزه تعامل با مخاطبین است که به صورت مستقیم توسط یک گرداننده کنترل می‌شود. با توجه به پیشرفت‌های بیان‌شده در هوش مصنوعی و یادگیری عمیق، می‌توان شرایطی را فراهم کرد که وابستگی عروسک‌های خیمه‌شب‌باز به گرداننده کاهش یابد و با هوشمندی با مخاطبین ارتباط برقرار کند. این ربات، با تشخیص گفتار فارسی مخاطب، یک پاسخ مناسب برای پرسش تعیین می‌کند و به صورت صوتی و با زبان فارسی پخش می‌کند. اهمیت این موضوع در ایجاد مکانیزم گفت‌وگو مناسب است. این مکانیزم، یک الگوریتم یادگیری عمیق است که با تشخیص سوال مطرح‌شده توسط کاربر، یک مجموعه احتمالات از دسته‌بندی‌های قرارگرفته در مجموعه داده ربات ارائه می‌دهد و با در نظر گرفتن بالاترین احتمال، دسته موردنظر که پرسش کاربر در آن قرار می‌گیرد مشخص می‌شود و از بین پاسخ‌هایی که برای آن دسته سوال در نظر گرفته شده‌است، یک پاسخ به صورت تصادفی انتخاب می‌گردد. علاوه‌براین، مکانیزم گفت‌وگو روبو خیمه‌شب‌باز دارای چند بخش ساده شرطی است که می‌تواند به سوالات تکراری یا نامفهوم پاسخ مناسبی ارائه دهد. در نتایج حاصل از آموزش‌های مختلف با تغییر پارامترها در مدل یادگیری عمیق این ربات با مجموعه داده ۶۴ کلاسی مشخص شد که استفاده از لایه‌های مزدحم با نرون‌های زیاد بهتر از چند لایه از آنها عمل می‌کند و میزان دقت آنها تاثیر زیادی در دقت نهایی مدل ندارد.

تاریخچه داوری:
دریافت: ۱۴۰۱/۰۹/۱۸
بازنگری: ۱۴۰۲/۰۵/۲۸
پذیرش: ۱۴۰۲/۰۷/۱۱
ارائه آنلاین: ۱۴۰۲/۰۹/۰۶

کلمات کلیدی:
روبو خیمه شب باز
پردازش زبان طبیعی
هوش مصنوعی
یادگیری عمیق، شبکه عصبی
پاسخ هوشمند

۱- مقدمه

یک بازگفت مشهور است که می‌گوید: «آیا ماشین‌ها می‌توانند فکر کنند؟». این سوال موجب شده‌است تا دانشمندان علوم کامپیوتر، سیستم‌هایی بسازند که نه‌تنها قدرت تفکر دارند، بلکه می‌توانند به صورت طبیعی نیز با انسان‌ها ارتباط برقرار کنند. امروزه ماشین‌های مکالمه‌محور به صورت تخصصی پیرامون یک موضوع خاص ساخته می‌شوند. از چالش‌های مکالمه موفق یک ماشین، می‌توان به منطقی و اجتماعی‌بودن آن اشاره کرد که یکی از پارامترهای مهم در آن دریافت معنی و مفهوم جملات است. بیان کلمه‌ها در یک جمله، بسته به موقعیت آن می‌تواند معنای متفاوتی را ایجاد کند. از طرفی، برخی از کلمات برای هر فرد معنای به‌خصوصی دارد که از زندگی اجتماعی او سرچشمه می‌گیرد [۱]. علاقه و نیاز روزافزون به تولید رابطهای کاربری بین سیستم و کاربر منجر به توسعه ماشین‌های مکالمه‌محور می‌شود. این ماشین‌ها برای تبدیل اطلاعات استفاده می‌شود. بنابراین، کاربر با زبان طبیعی و حرکات، مکالمه را در هر زمان و مکان آغاز می‌کند و انتظار می‌رود ماشین بتواند مانند یک دستیار صوتی هوشمند نیازهای کاربر خود را عملی کند [۲].

در گذشته، وجود یک دستیار صوتی هوشمند که توانایی درک و توضیح مطالب مختلف را داشته باشد، تنها در فیلم‌های علمی‌تخیلی دیده می‌شد اما امروزه، ساخت سیستم مکالمه خودکار بین انسان و کامپیوتر به عنوان دستیار شخصی دیگر یک توهم نیست. به دلیل وجود داده‌های بزرگ در وب، می‌توان سیستم‌های مکالمه‌محور هوشمند برای ارتباط با انسان طراحی نمود [۳]. تنها کافی است که بر روی دیتاهای موجود پردازش‌های لازم متناسب با هدف مکالمه ربات صورت گیرد. پرسش مطرح‌شده توسط کاربر، با مراحلی مثل تجزیه جمله، نشانه‌گذاری، ریشه‌یابی و استخراج کلمات کلیدی که توسط

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: shahbazi@eng.ui.ac.ir

حقوق مؤلفین به نویسندگان و حقوق ناشر به انتشارات دانشگاه امیرکبیر داده شده است. این مقاله تحت لیسانس آفرینندگی مردمی (Creative Commons License) در دسترس شما قرار گرفته است. برای جزئیات این لیسانس، از آدرس https://www.creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/legalcode دیدن فرمائید.

پردازش زبان طبیعی[1] طراحی می‌شود برای ماشین مورد تحلیل قرار می‌گیرد تا بتواند با تطبیق الگو و قوانین از پیش نوشته‌شده برای آن، مفهوم سوال را درک کرده و پاسخ مناسبی برای آن تولید کند. موارد بیان‌شده راهکاری برای ساخت سیستم‌های پرسش و پاسخ سنتی است. امروزه، روش‌های یادگیری عمیق، توانایی‌های بهتری برای پاسخ به سوال‌های پیچیده در سیستم‌های پرسش و پاسخ ارائه می‌دهد [۲]. استفاده از این روش‌ها می‌تواند تاثیر بسزایی در آینده ربات‌های انسان‌نما و عروسک‌های هوشمند داشته باشد.

امروزه ربات‌های انسان‌نما و عروسک‌های هوشمند سخن‌گو، نقش زیادی در تعامل با مخاطبین دارند. آمکا[2] یکی از پیشرفته‌ترین ربات‌های جهان با شکل انسانی است که توسط شرکت هنرهای مهندسی‌شده[3] تولید شده‌است. آمکا می‌تواند توسعه فناوری‌های جدید هوش مصنوعی و یادگیری ماشین ارائه دهد. صورت و دست‌های سیلیکونی با رنگ پوست انسان، ظاهر بی‌نظیری را برای این ربات بیان می‌کند. این ربات دارای هوش ابری است که به آن اجازه می‌دهد با پیشرفت فناوری ارتقا یابد [۴]. کلیه این ربات‌ها، با یک الگوریتم خاصی از گفت‌وگو به یک ماشین مکالمه طبیعی تبدیل شده‌اند.

آندری چواندا[4] و همکاران [۱] با روش‌های یادگیری عمیق با استفاده از شبکه‌های بازگشتی[5] و حافظه کوتاه‌مدت طولانی[6]، تلاش کرده‌اند تا یک ماشین با مکالمه طبیعی به زبان اندونزی تولید کنند. بر طبق این پژوهش‌ها، استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق نسبت به سایر روش‌های یادگیری ماشینی ارجحیت دارد زیرا روش‌ها در یادگیری عمیق این اجازه را به الگوریتم می‌دهد تا ویژگی‌های مهم در تشخیص توسط آن تهیه شود اما در روش‌های دیگر یادگیری ماشینی، نیاز به محققانی است که ویژگی‌های زیادی را برای یادگیری شبکه تهیه کنند. نتیجه این مدل با معیار خطای سردرگمی[7] برابر ۱/۱۲ شده‌است.

شارما[8] و همکاران [۵]، در مورد توسعه سیستم‌های پرسش و پاسخ با تکنیک‌های یادگیری عمیق جهت بیان رویکردهای مختلف با مبانی پردازش زبان طبیعی[9] اشاره می‌کند. مدل پیشنهادی با مجموعه داده بابی[10] فیس‌بوک پیاده‌سازی و ارزیابی شده‌است. نتایج به دست‌آمده نشان می‌دهد که استفاده از بهینه‌ساز ریشه میانگین مربعات انتشار[11] و تابع هزینه آنتروپی متقاطع طبقه ای پراکنده[12]، هیچ بهبود عمده‌ای در نتایج نداشته است. دراین مقاله مشاهده شد که نتایج پیاده‌سازی شبکه‌های حافظه[13] نسبت به شبکه حافظه طولانی کوتاه‌مدت[14] بهبود یافته‌اند و شبکه‌های حافظه پویا[15] پیشرفت بیشتری نسبت به شبکه‌های حافظه دارند که ثابت شد یک فرضیه درست است. در نتایج این پژوهش، از ۲۰ روش با در نظرگرفتن پارامترهای مختلف در سه شبکه حافظه طولانی کوتاه‌مدت، شبکه حافظه[16] و شبکه حافظه دینامیکی[17] استفاده شده و میانگین دقت در این سه شبکه به ترتیب ۴۹٪، ۷۵٪ و ۹۱٪ رسیده‌است. مینگ تان[18] و همکاران [۶]، یک مدل یادگیری عمیق برای پاسخ به سوالات پیچیده بر اساس پاسخ‌های متوالی و انتخاب آن از متن پیشنهاد شده‌است. این مدل، ترکیبی از شبکه‌های عصبی کانولوشن[19] و بازگشتی را برای تطبیق پرسش و پاسخ با حفظ روابط معنایی پیشنهاد می‌کند. نتایج به دست‌آمده، با مجموعه داده‌های کنفرانس بازیابی متن[20] و پرسش و پاسخ داده‌های بیمه[21] آموزش و ارزیابی شده‌اند. همه مدل‌های پیشنهادی در این مقاله، از معماری شبکه‌های حافظه طولانی کوتاه‌مدت دوطرفه ساخته شده‌اند. داده‌های تجربی برتری عملکرد مدل‌های پیشنهادی بر مدل‌های مبنایی را تأیید می‌کنند. در نتایج این پژوهش، ۱۴ روش با در نظرگرفتن پارامترهای مختلف و در دو مرحله تست انجام شده‌است. بیشترین دقت به دست‌آمده مربوط به مدل حافظه طولانی کوتاه‌مدت توجه[22] با حداکثر تجمع[23] ۵۰ است که در مرحله ارزیابی هنگام یادگیری به ۶۸/۹٪ و در دو مرحله تست به ترتیب ۶۹/۰٪ و ۶۴/۸٪ رسیده‌است. لی[24] و همکاران [۲۱]، در مورد روش‌های طبقه‌بندی سوال در زبان انگلیسی بحث شده‌است. در این روش‌ها، نوع سوال طبقه‌بندی می‌شود و می‌تواند پاسخ‌هایی را برای سوالات پرسشی[25] از منابع مختلف دانش ارائه کند. نتایج تجربی در این مقاله

1 Natural Language Processing (NLP)
2 Ameca
3 Engineered Arts
4 Andry Chowanda
5 Recurrent Neural Network (RNN)
6 Long-Short Term Memory (LSTM)
7 Perplexity
8 Sharma
9 Natural Language Processing (NLP)
10 Babi

11 Root Mean Squared Propagation (RMSProp)
12 Sparse Categorical Cross Entropy
13 Memory Networks
14 Long Short-Term Memory (LSTM)
15 Dynamic Memory Networks (DMN)
16 Memory Network
17 Dynamic Memory Network
18 Ming Tan
19 Convolutional Neural Network (CNN)
20 Text REtrieval Conference (TREC)
21 Insurance QA
22 Attention LSTM
23 Max-Pooling
24 Li
25 What, When, Where, Who, Whom, Which, Whose, Why and How

ثابت می‌کند که مسئله طبقه‌بندی سوال را می‌توان با استفاده از یک روش یادگیری کاملا دقیق حل کرد و مزایای ویژگی‌های مبتنی بر تحلیل معنایی را نشان داد. شیونگ[1] و همکاران [۷]، شبکه‌های حافظه پویا جدیدی پیشنهاد می‌کند که از یک رمزگذار دو سطحی با یک جمله‌خوان و لایه ترکیبی ورودی استفاده می‌شود تا جریان اطلاعات بین جملات را امکان‌پذیر کند که با نام شبکه‌های حافظه پویا پلاس معرفی شده‌است. برای بخش حافظه، از لایه واحد بازگشتی گیتی[2] استفاده می‌شود. با این حساب، شبکه جدید حافظه پویا پلاس برخلاف قبل، نیازی به برچسب‌گذاری حقایقی که برای پاسخ به یک سوال خاص مرتبط است ندارد.

در [۸]، نمونه‌ای از یک ربات اندرویدی خودکار ارائه شده است که قادر به برقراری گفتگوی طبیعی و روزانه با انسان است. سیستم گفتگوی پیشنهادی از سیستم‌های گفتگوی وظیفه‌محور متمایز می‌شود، زیرا از هدف یا اطلاعات مشخصی بهره‌برداری نمی‌کند و در نتیجه، در شرایطی که از سوی انسان درخواست مشخصی نباشد، همچنان قادر به تولید جملات مناسب است. این نیازمند تغییر سیاست‌های مدیریت گفتگو نسبت به سیستم‌های گفتگوی کنونی است. هدف از این تحقیق، پیدا کردن سازنده‌ای برای سیستم گفتگو است که گفتگوی روزانه را با استفاده از ربات گفتگوی خودکار و طبیعی تحقق بخشد. این ربات توانست گفتگوی روزانه را برای مدت ۱۰ دقیقه در محیطی که ربات و مخاطب برای اولین بار به آزمایش گذاشته شده‌اند، انجام دهد. علاوه بر این، یک آزمون تورینگ چندجانبه نشان داد که نیمی از شرکت‌کنندگان احساس می‌کردند که ربات اندرویدی به طور جزئی از راه دور کنترل می‌شود، یعنی رفتار آن با انسان قابل مقایسه است. این یافته‌ها نشان می‌دهند که رویکرد پیشنهادی در این تحقیق برای تحقق گفتگوی روزانه موثر است.تشخیص خودکار گفتار[3] در سال‌های اخیر پیشرفت‌های چشمگیری داشته است. کونیو[4] و همکاران [۹] توانسته‌اند رویکردی جدید برای مدلی که بازنمایی گفتار بین زبانی را از طریق پیش‌آموزش بر روی شکل موج خام داده‌های گفتار در چندین زبان، یاد می‌گیرد معرفی کنند. این مقاله نشان داده می‌شود که پیش‌آموزش چند زبانه به‌طور قابل‌توجهی بهتر از پیش‌آموزش تک‌زبانه است. آزمایش‌های آنها بهبودهای قابل توجهی را در کاهش میزان خطای واج و میزان خطای کلمه در مقایسه با روش‌های پیشرفته نشان می‌دهد. علاوه‌براین، این مطالعه بازنمایی گفتار گسسته پنهان مشترک را در بین زبان‌ها تجزیه و تحلیل می‌کند. در نهایت، مدلی که ارائه شده‌است با پشتیبانی از ۵۳ زبان مختلف در زمینه درک گفتار با منابع کم مورد استفاده قرار گرفته و راه را برای سیستم‌های تشخیص گفتار خودکار[5] چند زبانه هموار می‌کند.

توسعه سریع جهان‌های مجازی مانند متاورس[6]، در تعامل و ارتباطات انسانی متحول می‌شود. لی و همکاران [۱۰] پتانسیل یکپارچه‌سازی فناوری رابط مغز و رایانه[7] با متاورس را برای ایجاد الگوی جدیدی از تعامل انسانی از طریق فکر بررسی کردند. در این مقاله یک سیستم مغز به گفتار[8] را پیشنهاد می‌کند که با استفاده از گفتار خیالی[9]، یک الگوی شبکه عصبی بصری برای ارتباط هوشمند با دنیای واقعی را با استفاده از سیگنال‌های مغزی فعال می‌کند. این مقاله امکان کنترل خانه هوشمند از طریق ارتباط خیالی مبتنی بر گفتار با یک دستیار مجازی را به نمایش گذاشته‌است که می‌تواند یک برنامه کاربردی آینده در یک سیستم متاورس مغزی باشد. این تحقیق پتانسیل ارتباطات هوشمند مبتنی بر گفتار خیالی را در متاورژن برجسته می‌کند.

توسعه ربات‌های کنترل‌شده با صدا تا حد زیادی به برچسب‌های صریح برای صداها و تصاویر و همچنین عملکردهای پاداش دستی تنظیم‌شده بستگی دارد. با این حال، این روش‌ها به طور دقیق توسعه حسی–حرکتی انسان را منعکس نمی‌کنند. چانگ[10] و همکاران [۱۱]، مدلی برای توسعه این مسئله پیشنهاد می‌کنند. این مقاله، تصاویر و دستورات صوتی را با حداقل نظارت مرتبط می‌کند و از آن برای ایجاد یک تابع پاداش ذاتی برای یادگیری تقویتی در وظایف روباتیک استفاده می‌کند. این مقاله بر روی بازوی رباتیک متمرکز بوده‌است و با خط مشی[11] آموخته‌شده از شبیه‌سازی و در دنیای واقعی توانسته است که راهی برای تعمیم بازنمایی‌های بصری– شنیداری، یادگیری خود نظارتی، و استفاده از تفسیر صدا در فراگیری زبان ربات و تعامل انسان و آن ایجاد کند.

در [۱۲] شهبازی، یک بازی رایانه‌ای تعاملی و جدیدی طراحی و ساخته است که با استفاده از سیستم رباتیک هوشمند، قادر به یادگیری و تقلید حرکات و صداهای بازی‌کننده است. این بازی جایگزینی نوین برای بازی‌های سنتی خیمه‌شب‌بازی است و می‌تواند در کاربردهای سرگرمی و تبلیغاتی استفاده شود. این ربات انسان‌نما از روش‌های یادگیری الهام‌گرفته از ساختار سیستم

1 Xiong
2 Gated Recurrent Unit (GRU)
3 Automatic Speech Recognition (ASR)
4 Conneau

5 Automatic Speech Recognition (ASR)
6 metaverse
7 Brain-Computer Interface (BCI)
8 Brain-To-Speech (BTS)
9 imagined speech
10 Chang
11 policy

عصبی انسان بهره می‌برد و ارتباط طبیعی میان انسان و ربات را فراهم می‌کند. این مطالعه از این روش خلاقانه برای کنترل ربات و کاربردهای صنعتی از راه دور بحث می‌کند و مسیری راحت برای برقراری ارتباط آسان بین افراد غیرمتخصص و ربات ارائه می‌دهد. این پژوهش به طراحی و ساخت یک مکانیزم گفت‌وگو با یادگیری عمیق برای روبو خیمه‌شب‌باز مرجع [۱۲] اشاره دارد که در شکل ۱ نشان داده شده‌است.

در این پژوهش یک مکانیزم گفت‌وگو با رویکردی نوین برای ربات خیمه شب باز ارائه شده است که وجه تمایز مکانیزم گفت‌وگو آن با موارد مشابه قبلی، قابلیت ادراک گفتار فارسی از طریق استدلال عمیق در شبکه عصبی طراحی‌شده برای آن است. از دیگر وجوه تمایز این سامانه، امکان کنترل برخط ربات تعاملی توسط کاربر انسانی در موارد خاص و یادگیری شیوه تفکر کاربر انسانی در موارد عام می‌باشد.

از کاربردهای راهبردی که این مکانیزم برای ربات ایجاد می‌کند، می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

۱) جایگزینی جهت مشاوره روانشناسی، خانوادگی، آموزشی و غیره

۲) کاربردهای تبلیغات و بازاریابی و سرگرمی

۳) تدریس دروس به کودکان و نوجوانان

۴) آموزش مفاهیم به بیماران کم‌توان ذهنی

در این پژوهش، روشی برای تعامل بین انسان و ربات با استفاده از مکانیزم گفت‌وگو پیاده‌سازی شده‌است که بر مبنای ساختار یک عروسک پارچه‌ای انجام گرفته است. در این روش، ارتباط صوتی بین انسان و ربات از طریق ماژول بلوتوث برقرار می‌شود. مطابق شکل ۲، ابتدا، داده‌های صوتی حاصل از گفتار انسان توسط میکروفون ربات دریافت و از طریق ماژول بلوتوث به نرم‌افزار توسعه‌داده‌شده ربات منتقل می‌شوند. سپس، مدل پیش‌آموزش‌دیده‌ی گفت‌وگویی که در این پژوهش توسعه داده شده‌است، به شکل یک نرم‌افزار گرافیکی بر روی کامپیوتر اجرا می‌شود و به تحلیل محتوای داده‌های صوتی ورودی و تبدیل به متن می‌پردازد. پس از تحلیل متن، پاسخ مناسب از مدل گرفته می‌شود که به صورت صوتی به ربات ارسال می‌شود. این پاسخ با استفاده از بلندگوی ربات پخش می‌شود و انسان می‌تواند پاسخ را به صورت صوتی از ربات دریافت کند. این روش تعاملی و دوطرفه، امکان یک تبادل اطلاعات مؤثر و طبیعی بین انسان و ربات را فراهم می‌کند و از جدیدترین پیشرفت‌ها در حوزه گفت‌وگوی ماشینی بهره می‌برد. به منظور ارتباط بیشتر بین اپراتور ربات و کاربر، از ابزار جانبی دیگری مانند سروو موتور (برای حرکت سر و دست‌ها)، دوربین شلنگی (برای مشاهده

شکل ۱. روبو خیمه‌شب‌باز [۱۲]

Fig. 1. puppeteer robot

کاربر توسط اپراتور) و پردازنده esp32 جهت کنترل سروو موتورها استفاده شده‌است.

رویکرد این مقاله به این صورت است که ابتدا روش‌های مختلفی پیرامون مکانیزم گفت‌وگو بیان می‌شود و در آخر، قابل اجراترین روش جهت قرارگیری در روبو خیمه‌شب‌باز با توجه به مزایا و معایبی که هر روش داشته‌است، انتخاب می‌شود. سپس، با تغییر پارامترهای مختلف مدل شبکه یادگیری عمیق (مثل تغییر در تعداد لایه‌ها، نرون‌های عصبی، توابع فعال‌ساز و غیره)، بهینه‌ترین مدل ساخته می‌شود و نتایج آن ارائه می‌گردد.

۲- روش‌های مکانیزم گفت‌وگو

روش‌های بررسی‌شده جهت گفت‌وگو هوشمند و تعامل فارسی ربات با انسان، شامل سه دسته می‌شود:

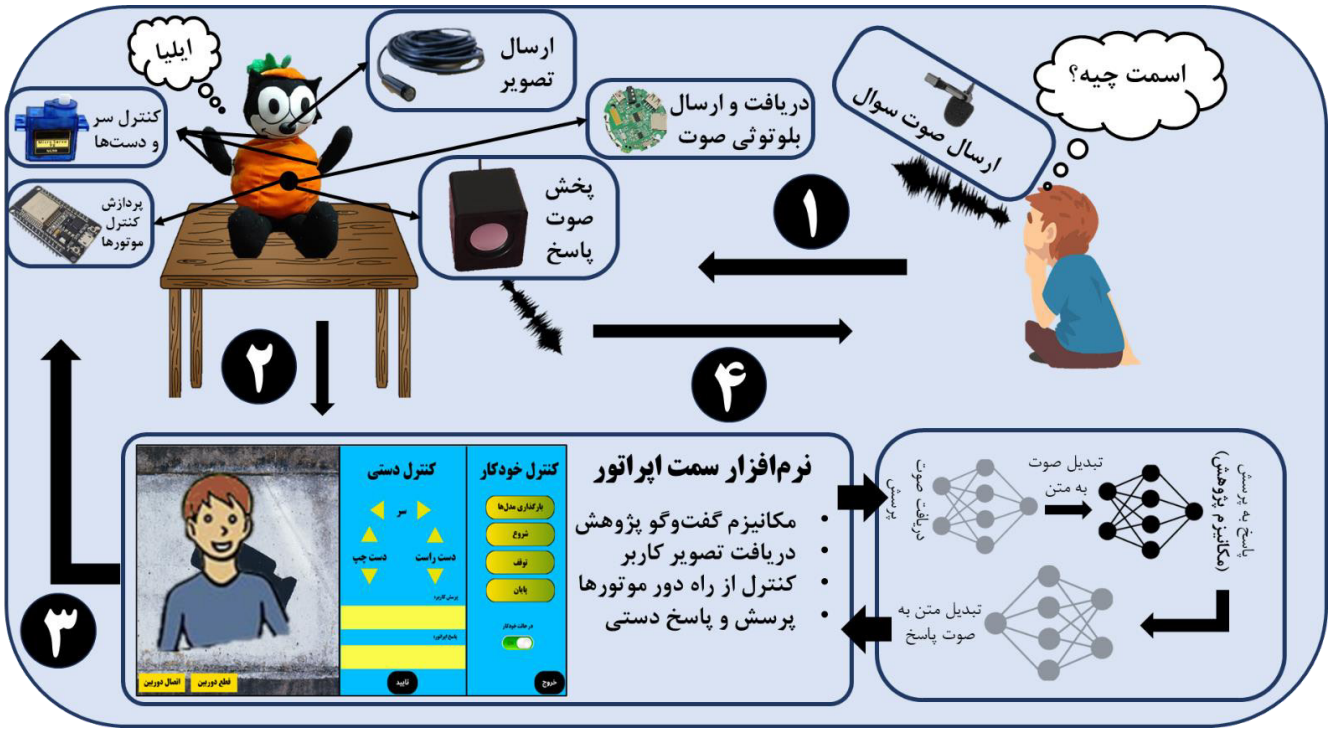
۱) مدل‌هایی که پیاده‌سازی و ارزیابی شده‌اند و به عنوان مدل نهایی و به عنوان مکانیزم مناسب در روبو خیمه‌شب‌باز قرار گرفته‌اند.

۲) مدل‌هایی که پیاده‌سازی و ارزیابی شده‌اند اما به دلیل معایب آنها در روبو خیمه‌شب‌باز قرار ندارند.

۳) مدل‌هایی که بر مبنای توضیح و شرحی از آنها می‌باشند و نتایج آن مورد بررسی واقع نشده‌است.

مطابق با بخش‌های بیان‌شده در مکانیزم‌های گفت‌وگوی بررسی‌شده در این مقاله، روش‌های زیر مورد بررسی قرار گرفته‌اند:

۱) ماشین حالت متناهی



شکل ۲. ربات طراحی و ساخته‌شده جهت اجرای مکانیزم پرسش و پاسخ پژوهش

Fig. 2. A robot designed and built to execute the question-and-answer mechanism of research

۲) همسایگی نیوتن

۳) همسایگی متن‌سریع[1]

۴) سوال و پاسخ تصادفی

۵) تشخیص سوال از متن

۶) پیاده‌سازی احساسات (تکامل‌یافته روش چهارم)

این بخش سعی دارد با بیان مزایا و معایبی هر یک از روش‌های بیان‌شده، قابل اجراترین روش را برای مکانیزم گفت‌وگوی هوشمند روبو خیمه‌شب‌باز پیشنهاد دهد.

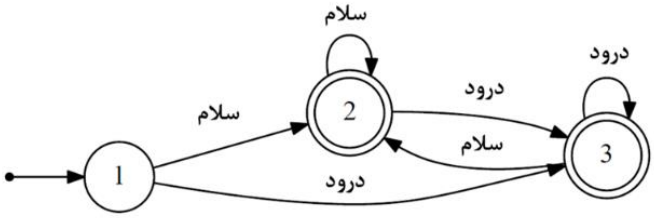
۲- ۱- روش ماشین‌های حالت محدود[2]

در این روش، برای تشخیص پاسخ مناسب، باید کلماتی که قرار است به عنوان ورودی و خروجی (پاسخ) در سیستم داده می‌شود، به‌صورت مشخص بیان شود. در هر بخش، ماشین انتظار دارد که کلمه ورودی که برای آن تعریف شده‌است به آن داده شود. پس از آن، شاخه بعدی توسط ماشین درنظر گرفته می‌شود. به این ترتیب، بر اساس مکانیزم گفت‌وگویی که از قبل پیش‌بینی شده‌است، می‌توان برای پاسخ به سوالات محدودی، جواب‌هایی تنظیم کرد.

مفهوم این بخش در کدنویسی، یک نوع کنترل فازی به حساب می‌آید. به این صورت که باید برای هر وضعیت، دستورات شرطی نوشته شود. این دستورات نه‌تنها باید وضعیت بعدی را مشخص کند، بلکه باید بتواند شرایط مختلفی مثل تکرار وضعیت‌ها، بروز خطاها و بازگشت به وضعیت قبلی را تحت کنترل قرار دهد تا سیستم دچار اشتباه نشود. در شکل ۳، نمونه ساده‌ای از نمودار ماشین حالت محدود نشان داده شده‌است.

آنچه که از نمودار شکل ۳ مشخص است، مرحله شروع همواره با نقطه توپر شروع شده و در پایان یک توالی، نقطه پایان دارای دو دایره هم‌مرکز می‌باشد. هر دایره منفرد، نشانگر وضعیت گفت‌وگو به‌ازای پاسخی که دریافت کرده‌است و هر پیکان، پاسخی است که برای وضعیت قبلی درنظر گرفته شده‌است. در این حالت باید مشخص شود که گفت‌وگو به چه صورت خواهد بود. اگر فردی که پاسخی را بیان می‌کند، مجبور به گفتن کلمات خاصی

1 Fasttext
2 Finite State Machine (FSM)



شکل ۳. نمودار روش FSM در گفت‌وگو

Fig. 3. Diagram of FSM method in conversation

باشد، می‌توان از این روش برای پیاده‌سازی یک گفت‌وگو ساده استفاده کرد.

یکی از نکات مهم در این نمودارها، وضعیت‌هایی است که یک کلمه خارج از لیست کلمات گفت‌وگو باشد. برای رفع این مشکل، باید دستورات به‌گونه‌ای تنظیم شود که اگر کلمه‌ای غیر از کلمه مورد انتظار نمودار مطرح شد، درخواست کلمه دیگر یا خطا را نشان دهد. این موضوع در شکل ۳ رعایت نشده‌است. برای مثال، اگر در وضعیت ۱، کلمه «چطوری» بیان شود، هیچ راهی برای حرکت در نمودار باقی نمی‌ماند و گفت‌وگو دچار ایستایی می‌شود.

برای بیان عملکرد نمونه‌ای که در شکل ۳ نشان داده شده‌است، می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

۱) در مرحله ۱، کلمه «سلام» گفته می‌شود.

۲) با دریافت کلمه «سلام»، مرحله دوم آغاز می‌شود. در این مرحله، می‌توان پاسخی برای کلمه «سلام» گفته‌شده درنظر گرفت.

۳) در این مرحله، دو انتخاب باعث ورود به مرحله جدید می‌شود.

۴) اگر مجدد کلمه «سلام» گفته شود، سیستم در مرحله ۲، باقی می‌ماند و می‌تواند مجدد پاسخی که در این مرحله دریافت می‌کرد را مجدد دریافت کند.

۵) اگر به‌جای کلمه سلام، کلمه «درود» بیان شود، مکانیزم گفت‌وگو وارد مرحله ۳ می‌شود و می‌تواند پاسخ مربوط به آن را از این مرحله دریافت کند.

۶) شرایط مرحله ۳ مانند مرحله ۲ است با دو تفاوت.

a. اگر از مرحله ۱ مستقیما کلمه «درود» بیان شود، سیستم مستقیما وارد مرحله ۳ می‌شود و پاسخ‌گویی از آن وضعیت ادامه می‌یابد.

b. این مرحله قابلیت بازگشت به مرحله ۲ را با بیان کلمه «سلام» دارد.

۷) هر دو مرحله ۲ و ۳ در این نمودار، پایان این حلقه می‌باشند و اتفاق دیگری رخ نمی‌دهد. می‌توان برای پایان نهایی، یک پاسخ یکتا تعریف کرد و از شروع مجدد حلقه جلوگیری کرد. این روش، بستگی به ساختاری دارد که برای نمودار تعریف شده‌است.

در این نمونه ساده از ماشین حالت محدود سعی شد پیچیدگی این روش برای اجرای گفت‌وگوهای حجیم و نزدیک‌تر به انسان نشان داده شود. بنابراین، اگر گفت‌وگویی که ربات انجام می‌دهد، از کلمات محدودی استفاده می‌شود و مکانزیم‌های گفت‌وگوی آن کوتاه و دارای پیچیدگی‌های بازگشت‌پذیر بین عبارات بیان‌شده نیست، می‌توان از این روش استفاده کرد اما همچنان در پایین‌ترین سطح هوشمندی قرار دارد و پیاده‌سازی آن نیاز به شناخت کلیه حالت‌های یک گفت‌وگو است که تقریبا غیرممکن به نظر می‌رسد.

این روش، مزایایی نیز دارد. یکی از چالش‌های گفت‌وگو، احساساتی است که در بیان کلمات منتقل می‌شود. یک کلمه ثابت، در هر وضعیت، با لحن مختلف، پیام‌های متفاوتی را بیان می‌کند. برای مثال، اگر کلمه «سلام»، سه مرتبه به شخصی گفته شود، پیام دریافتی آن می‌تواند برخلاف مفهوم خود کلمه باشد و شخص احساس کند که مورد تمسخر واقع شده‌است. در این لحظه، واکنشی که در پاسخ به «سلام» سوم دیده می‌شود، می‌تواند هرچیزی باشد. روش ماشین حالت محدود می‌تواند این چالش را در محدوده کوچکی، حل کند و سرعت بیان این مطلب را بسیار سریع‌تر از روش‌های پردازش زبان طبیعی و مدل‌های حجیم آن انجام دهد.

۲- ۲- روش همسایگی نیوتن

یکی از روش‌ها برای اینکه یک مکانیزم گفت‌وگو شکل بگیرد، استفاده از بردار اعداد به‌جای کلمات واقع در گفت‌وگو است. هر کلمه متناظر یک بردار قرار می‌گیرد و یک جمله شامل بردارهایی از کلمات می‌شود. حال می‌توان از این بردار کلمات مستقیم و با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین به یادگیری کلمات و تشخیص آنها پرداخت. همچنین این بردارها می‌توانند در تکنیک‌های یادگیری عمیق نیز مورد استفاده قرار گیرند. در همسایگی نیوتن، کلمات و حروف دو جمله تفکیک می‌شوند و با یکدیگر مقایسه می‌گردند و طبق رابطه (۱)، میزان فاصله آنها از یکدیگر محاسبه می‌شود. در نهایت یک بازه برای کلمه و حروف درکنترل نزدیکی دو جمله مطرح می‌شود.

$$d = \frac{n_{wq} - n_{sw}}{\max(n_{wq} - n_{sw})} \times 100 \quad (۱)$$

مشکلات این روش شامل موارد زیر می‌شود:

۱) عدم تشخیص شباهت کلمات مترادف

۲) تشخیص ضعیف کلمات داری پسوند (مثل بهار و بهاری)

۳) وابستگی به جایگاه کلمه در جمله

استفاده از همسایگی نیوتن دقت چندانی ندارد اما روش استخراج کلمات از جمله و شمارش آن که در ابتدای این روش استفاده می‌شود، می‌تواند برای روش‌های یادگیری عمیق مفید باشد.

۲- ۳- روش همسایگی متن‌سریع

روش همسایگی متن‌سریع، یک کتابخانه منبع‌باز رایگان و سبک است که به کاربران اجازه می‌دهد تا بازنمایی متن و طبقه‌بندی متن را یاد بگیرند. این کتابخانه روی سخت‌افزارهای عمومی کار می‌کند. از ویژگی‌هایی که مدل‌های همسایگی متن‌سریع دارند این است که می‌توان اندازه مدل‌ها را کاهش داد تا حتی در دستگاه‌های تلفن همراه هم قابل اجرا باشند. یکی دیگر از قابلیت‌های جذاب این کتابخانه، آموزش مدل اختصاصی با توابع از پیش نوشته آن می‌باشد [۱۳].

این کتابخانه مدلی برای برای زبان فارسی نیز ارائه داده‌است و از آن در این پژوهش، برای دسترسی به همسایگی کلمات استفاده شد. یکی از مشکلاتی که در اجرای این مدل به‌وجود می‌آید، حجم بالای آن است. اگرچه مدل‌های همسایگی متن‌سریع قابلیت کاهش ابعاد و حجم را دارند اما با کاهش حجم مدل، دقت آن نیز کاهش می‌یابد.

همسایگی متن‌سریع نسبت به روش‌های مشابه کشف همسایگی‌های کلمات نظیر Word2vec و GloVe انعطاف‌پذیرتر است زیرا هر کلمه ترکیبی از حروف یا کلمات پشت‌سرهم است در حالی که در دو مدل دیگر، کلمات کوچک‌ترین واحدها هستند. در واقع، در همسایگی متن‌سریع با یک مقداردهی اولیه و تشکیل شبکه عصبی بازگشتی[1]، تجزیه‌وتحلیل متن با دقت بهتری انجام می‌شود، به‌خصوص در مواردی که اندازه مجموعه داده کوچک باشد [۱۴].

حامد همتی، یک نمونه از همسایگی و طبقه‌بندی کلمات را با مدل همسایگی متن‌سریع انجام داده‌است که در شکل ۴، نتیجه موردنظر قابل مشاهده است. در این دسته‌بندی، شهرهای ایرانی، زبان‌ها، احساسات، میوه‌ها و حیوانات در یک محدوده نزدیک به هم قرار گرفته‌اند و توسط مدل تشخیص داده شده‌اند.

یکی از روش‌های مرسوم در تبدیل‌کردن کلمات به بردار، روش کدگذاری یک‌بعدی[2] است. در این روش، به تعداد کلمات مدنظر، یک بردار با آرایه‌های صفر در نظر گرفته می‌شود. در مواقعی که تعداد کلمات زیادی مورد بررسی قرار می‌گیرد، بردارهای روش کدگذاری یک‌بعدی بسیار بزرگ می‌شوند و سرعت فرآیند یادگیری را کند می‌کنند. از طرفی، بردارهای این روش به علت منحصربه‌فردبودن، عمودبرهم هستند بنابراین، ارزش کلمات نسبت به هم به یک مقدار سنجیده می‌شود (به عنوان مثال کلمه « ملکه» و «سگ» ارزش یکسانی با کلمه «ملکه» و «پادشاه» دارد).

این مدل می‌تواند در انتخاب کلمات مناسب برای مکانیزم گفت‌وگو مناسب باشد. به این ترتیب که اگرکلمه‌ای در متن پاسخ بیان شد، با نزدیک‌ترین کلمات به آن جواب خود را پیدا کند. برای مثال اگر کلمه «سلام» به این مدل داده شود، در خروجی به تعداد قابل تنظیم، همسایگی دریافت می‌شود که شامل کلماتی مانند «باسلام»، «درود» و غیره است و اگر دامنه همسایگی افزایش یابد، کلماتی مانند «سلام دوستان» یا «سلام مرسی» را هم تشخیص دهد. در شکل ۵ نمونه‌ای از نتایج این مدل نشان داده شده‌است. پس از تست و اجرا، مشکلاتی که بر سر راه این مدل وجود داشت، استفاده از آن را برای این مورد، لغو کرد. این مشکلات شامل موارد زیر می‌شدند:

۱) مشکل در دریافت همسایگی درست و موردنظر از خروجی مدل

۲) احتمال کم دریافت پاسخ‌های مناسب از کلمه پرسشی با دریافت همسایگی

۳) مدل حجیم حدود ۶ گیگابایت و مشکل در لودکردن مدل

۴) درگیرکردن ۱۰ گیگابایت از رم کامپیوتر

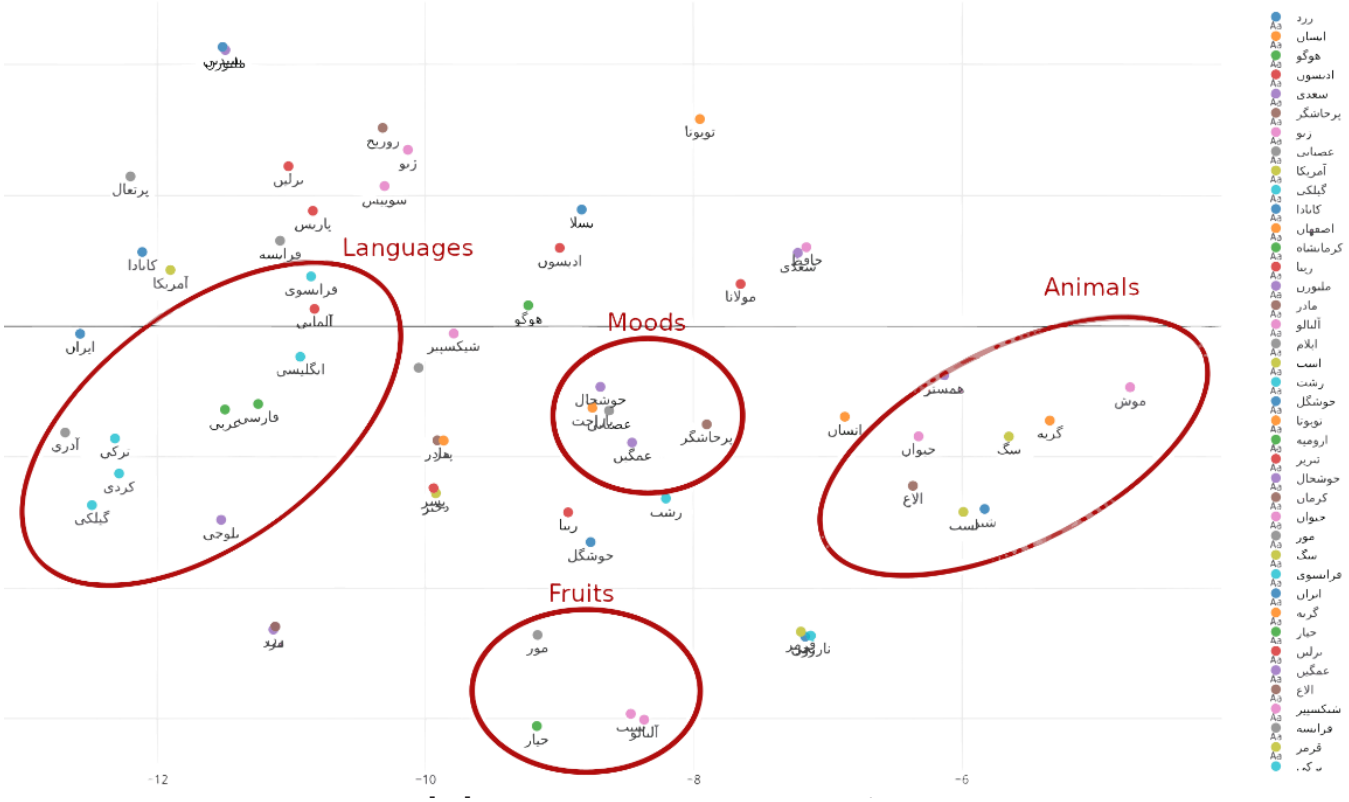
۵) کاهش حجم مدل جهت لود سریع‌تر اما با دقت کم‌تر

۶) عدم کاربری مناسب از آنچه انتظار می‌رفت.

آنچه که می‌توان از این روش انتظار داشت، استفاده از بردارهای از پیش آموزش‌دیده است که می‌تواند برای هر کلمه، یک بردار با ۳۰۰ ویژگی مختلف که به صورت یادگیری نظارت‌نشده انجام گرفته‌است تحویل دهد. با استفاده از این بردارها می‌توان در یادگیری‌های مختلف که نیازمند جاسازی از پیش انجام‌شده هستند استفاده کرد. زمانی که مباحثی مثل دسته‌بندی

1 Recurrent Neural Network (RNN)

2 One-Hot Encoding



شکل ۴. همسایگی برخی کلمات از مدل متن‌سریع حامد همتی [۱۵]

Fig. 4. The neighborhood of some words from Hamed Hemti's Fasttext model

متون مطرح باشد، می‌توان با استفاده از این روش، روند یادگیری را بهبود و با سرعت بیشتری انجام داد.

۲- ۴- روش سوال و پاسخ تصادفی

یکی از به‌روزترین روش‌های چت‌بات، استفاده از روش تشخیص مفهوم سوال و انتخاب پاسخی مناسب برای آن است. در این روش، ابتدا باید سوال تشخیص داده شود. بنابراین، حروف و کلماتی که در سوال گفته شده‌اند، به‌صورت یک لیست در می‌آید. سپس یک سری عملیات‌های پیش‌پردازش بر روی آنها انجام می‌شود. این عملیات‌ها می‌توانند شامل مواردی مثل حذف کلمات غیرضروری مثل «در، از، با، می و ...» باشند یا دریافت ریشه برخی از کلمات مانند «رفتن به‌جای رفتم».

پس از تشخیص سوال و عنوانی که برای آن سوال در داده‌های آموزش درنظر گرفته شده‌است، یک پاسخ از سری پاسخ‌های از پیش تعیین‌شده را به‌صورت تصادفی انتخاب کرده و در خروجی ارائه می‌دهد. بنابراین، باید در سوال عنوان جدا و پاسخ‌های منحصربه‌فرد خودش را داشته باشد تا در تشخیص بهترین خروجی مشاهده شود.

به‌منظور آموزش مدل یادگیری عمیق در این روش، ابتدا مجموعه داده داده‌ها تهیه می‌شود. بخشی از مجموعه داده آماده‌شده برای آموزش در شکل ۶ نشان داده شده‌است.

همانطوری که در شکل ۶ مشخص است، هر موضوعی که پیرامون آن جوابی در نظر گرفته شده‌است در یک برچسب به‌خصوصی ارائه شده‌است. مدل با برچسب‌ها و سوالاتی که در هر برچسب مطرح شده‌است آموزش می‌بیند. برای اینکه مدل دقت بالایی داشته باشد، باید تعداد سوالات هر برچسب بیشتر از یک یا دو عدد انتخاب شود. برای این‌کار نیاز است سوالی که مطرح می‌شود، دارای یک مفهوم باشد و در آن کلمات مشابهی که قرار است در فاز پیش‌بینی مطرح شود، توسط سازنده مجموعه داده درنظر گرفته شود.

خلاصه مدل استفاده‌شده در این روش در شکل ۷ نشان داده شده‌است.

```
ft.get_nearest_neighbors('200,'سلام)

[(0.7062562704086304, 'سلامو'),
 (0.7010449767112732, 'باسلام'),
 (0.6782733201980591, 'درود'),
 (0.6445516347885132, 'سلام.ضمن'),
 (0.6404579281806946, 'عزیز.بنده'),
 (0.6391009092330933, 'عزیزسلام'),
 (0.6373170018196106, 'سلاممم'),
 (0.6371632814407349, 'سلام.آقا'),
 (0.637017011642456, 'عزیز.با'),
 (0.6366755962371826, 'شمامن'),
 (0.632809579372406, 'سلام.آقا'),
 (0.6300079226493835, 'سسلام'),
 (0.6289799809455872, 'سلام5'),
 (0.6267051100730896, 'سلام.امروز'),
 (0.6260673403739929, 'سلام.با'),
 (0.6258944869041443, 'سلام.تشکر'),
 (0.622391939163208, 'سلاممرسی'),
 (0.620347797870636, 'سلام.اولا'),
 (0.6199771761894226, 'سلام.ی'),
 (0.6198668479919434, 'همگی.من'),
 (0.6179640293121338, 'سلام.اول'),
 (0.6178856492042542, 'سلام.پس'),
 (0.6136710047721863, 'سلاممم'),
 (0.6132506132125854, 'سلام.خدمت'),
 (0.6124227046966553, 'سلامسلام'),
```

شکل ۵. نتایج همسایگی کلمه «سلام» در همسایگی متن‌سریع متناسب با دقت همسایگی آن

Fig. 5. The results of the neighborhood of the word "Hello" in FastText according to the accuracy of its neighborhood

```
{
    "tag": "هتل",
    "input": [
        "کجا میخوابی",
        "جای خوابت کجاست",
        "اصلاً تو میخوابی",
        "تو کی خسته میشی",
        "من رو زمین میخوابم"
    ],
    "responses": [
        "پیشِ تو رویِ تخت",
        "هرجا فقط پیشِ تو",
        "من خواب ندارم",
        "سرِ جام میخوابم",
        "هرجا فقط پیشِ تو"
    ]
},
```

```
{
    "tag": "آب و هوا",
    "input": [
        "هوا چطوره",
        "هوا خوبه",
        "هوا عالیه",
        "امروز هوا چطوره",
        "فردا هوا چطوره",
        "دیروز هوا چطور بود"
    ],
    "responses": [
        "خوبه",
        "بد نیست",
        "دوستش ندارم این هوا رو",
        "مردانه سرد است\u200Cناجوان",
        "مگه من هواشناسم"
    ]
},
```

```
{
    "tag": "مکان",
    "input": [
        "کجایی",
        "اهل کجایی",
        "کجا زندگی میکنی",
        "اهل چه جایی هستی",
        "الان کجایی"
    ],
    "responses": [
        "ایرانی هستم",
        "تو چیکار داری",
        "ایران اهل اصفهان",
        "سبز و سفید و قرمز",
        "جایی که عشق باشه",
        "هرجا که خنده هست",
        "کره زمین"
    ]
},
```

```
{
    "tag": "بای",
    "input": [
        "خداحافظ",
        "خدانگهدار",
        "به امید دیدار",
        "بازم ببینمت",
        "بای بای",
        "مچکرم ازت",
        "برو دیگه",
        "روز خوش"
    ],
    "responses": [
        "بای بای",
        "خداحافظ",
        "خدانگهدار",
        "خداحافظ باشه",
        "خواهش میکنم خداحافظ",
        "بازم بیا سراغ ما فعلا"
    ]
},
```

شکل ۶. نمونه مجموعه داده روش تشخیص سوال و پاسخ تصادفی

Fig. 6. Sample dataset of random question and answer detection method

```
Model: "sequential"
_________________________________________________________________
 Layer (type)                Output Shape              Param #
=================================================================
 dense (Dense)               (None, 4096)              4808704

 dropout (Dropout)           (None, 4096)              0

 dense_1 (Dense)             (None, 64)                262208

=================================================================
Total params: 5,070,912
Trainable params: 5,070,912
Non-trainable params: 0
```

شکل ۷. خلاصه مدل پرسش و پاسخ تصادفی

Fig. 7. Summary of random question and answer model

این مدل دارای ۶۴ کلاس مختلف است و می‌تواند به ۶۴ سوال مختلف پاسخ دهد. معماری مدل شامل دو لایه تراکمی[1] و یک لایه حذف تصادفی[2] است که با نرخ حذف ۰/۴ برای نورون‌های لایه تراکمی اول تنظیم شده است.

با توجه به آزمایش‌های که بر روی برچسب‌هایی با یک سوال انجام شد، مشاهده شد که مدل به اصطلاح بیش‌برازش[3] کرده‌است. در این حالت، مدل بر روی سوالات همگرا نمی‌شود بلکه برای تشخیص، نیاز صد درصدی به مشابهت سوال پیش‌بینی با سوال داده‌های آموزش را می‌طلبد. با این حساب، حتی اگر یک حرف مثل «؟» در پایان سوالی قرار داده شود، مدل نمی‌تواند به‌درستی تشخیص دهد.

در واقع، افزایش تعداد سوالات هر برچسب باعث می‌شود که مدل بتواند بر روی کلمات کلیدی هر جمله یاد بگیرد و بر اساس آن اگر در جمله جدیدی آن کلمات دیده شود، تصمیم درستی در تشخیص برچسب آن صورت دهد. جهت تشخیص تک سوالی، یک راه جابه‌جایی کلمات در یک جمله و ارائه آن به عنوان جمله‌های مشابه در یک برچسب بود اما نتایج نشان داد که جابه‌جاکردن کلمات هیچ تاثیری در آموزش بهتر ندارد.

1 Dense
2 Dropout
3 overfit

۲- ۵- روش تشخیص سوال از متن

یک راه برای تشخیص سوال و پاسخ به آن، استفاده از متن کمکی است. به این صورت که در مجموعه داده‌ها، باید یک جمله درنظر گرفته شود و متناسب با آن سوال مطرح شود و پاسخ آن از متن استخراج شود. با این روش، در یادگیری، با استخراج ویژگی‌های بین متن، سوال و آنچه که در پاسخ به آن داده شده‌است، مدل یاد می‌گیرد که در صورت داشتن یک متن ورودی و پرسش سوال از آن، چه جوابی به عنوان خروجی بدهد. سجاد ایوبی برای داده‌های فارسی، چنین مدلی را استخراج کرده‌است و در قالب مدلی با نام PersianQA ارائه شده‌است [۱۶].

داده‌های PerisanQA مجموعه داده‌های درک خواندن است که در ویکی‌پدیا فارسی جمع‌آوری شده‌است. این داده‌ها دارای ۹۰ ورودی است که هر ورودی می‌تواند دارای پاسخی غیرممکن یا یک تا چند پاسخ متفاوت باشد که پاسخ‌دهنده به سوال، آن را پیشنهاد کرده‌است. در شکل ۸ نمونه‌ای از این داده‌ها نشان داده شده‌است.

حجم این مجموعه داده شامل حدود ۹۰۰۰ عنوان مختلف است که در هرکدام بین ۵ تا ۱۰ سوال مطرح شده‌است. در جدول ۱، مشخصات دیگری مثل تعداد عنوان‌های داده‌های تست، متوسط طول سوالات، پاسخ‌ها و متن

```
{
      "title": "شرکت فولاد مبارکه اصفهان",
      "paragraphs": [
        {
          "qas": [
            {
              "answers": [
                {
                  "answer_start": 114,
                  "answer_end": 131,
                  "text": "در شرق شهر مبارکه"
                }
              ],
              "question": "شرکت فولاد مبارکه در کجا واقع شده است",
              "is_impossible": false,
              "id": 1
            },
            {
              "answers": [
                {
                  "answer_start": 263,
                  "answer_end": 264,
                  "text": "۶"
                }
              ],
              "question": "فولاد مبارکه چند بار برنده جایزه شرکت دانشی را کسب کرده است؟",
              "is_impossible": false,
              "id": 2
```


شکل ۸. نمونه مجموعه داده PersianQA [۱۶]

Fig. 8. Sample PersianQA dataset

جدول ۱. مشخصات داده‌های PersianQA [۱۶]

Table 1. PersianQA data specification

تقسیم‌بندی	تعداد نمونه‌ها	تعداد بی‌پاسخ‌ها	متوسط طول سوال	متوسط طول پاراگراف	متوسط طول پاسخ
داده‌های آموزش	۹۰۰۰	۲۷۰۰	۸/۳۹	۲۲۴/۵۸	۹/۶۱
داده‌های تست	۹۳۸	۲۸۰	۸/۰۲	۲۲۰/۱۸	۵/۹۹

```
10  response = 'کاش ای کاش که دنیای عطش میفهمید.' \
11             ' آب مهریه زهرا است بیا تا برویم.' \
12             ' کربلا منتظر ماست بیا تا برویم'
13  while True:
14      question = input('You: ')
15      answerM = find(response, question)['answer']
16      print('ROB: ', answerM)
```

```
You: مهریه حضرت زهرا چیه؟
ROB:  آب
You: کجا منتظر ما می باشد؟
ROB:  کربلا
You: چه چیزی را ای کاش دنیای عطش میفهمید؟
ROB:  آب مهریه زهرا
```

شکل ۹. تست مدل persianQA

Fig. 9. persianQA model test

مربوط به آن و همچنین تعداد سوالات بدون جواب آورده شده‌است.

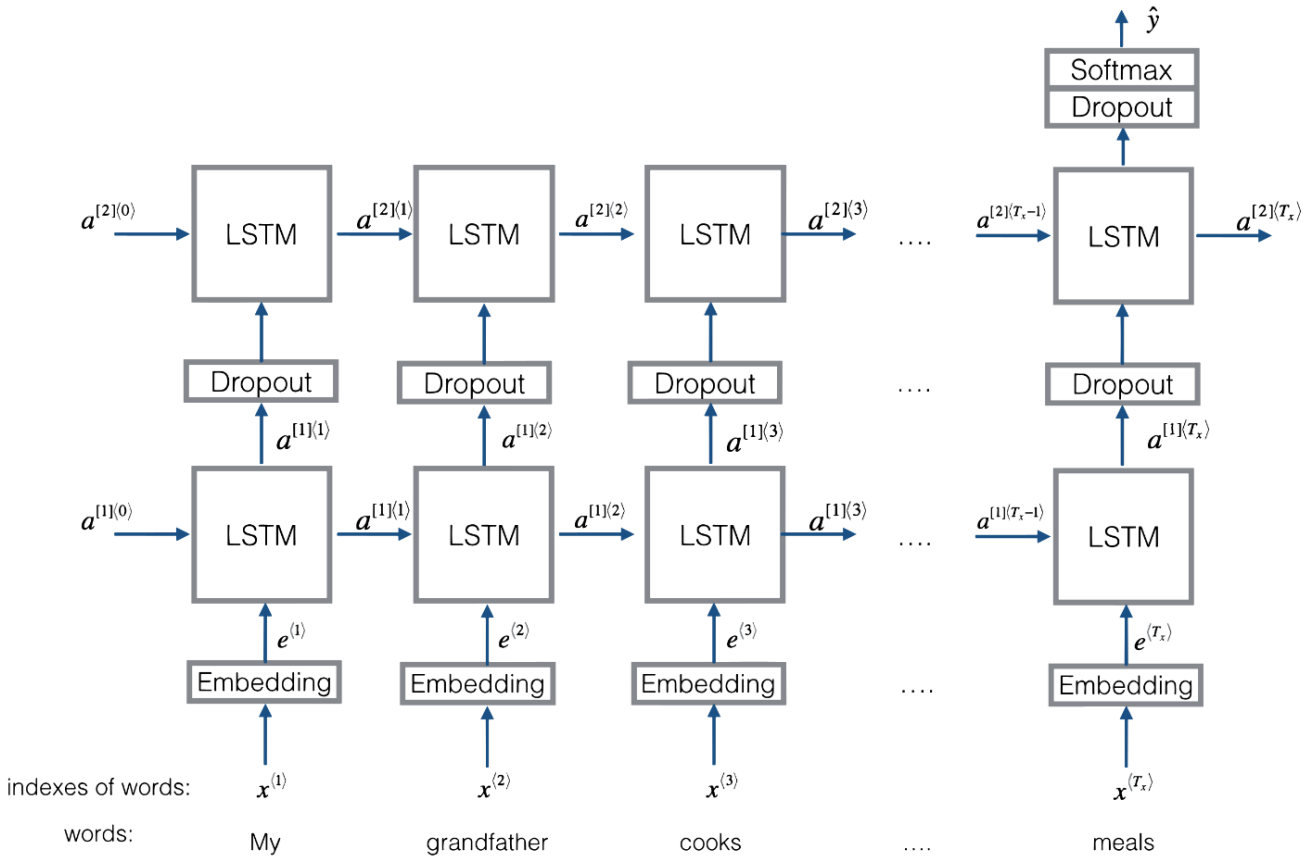
یک عیب از این مجموعه داده آن است که تنها توانایی دریافت متنی با حداکثر ۵۰۰ کلمه را دارد و با افزایش بیشتر کلمات، مدل قادر به اجرای صحیح نمی‌باشد [۱۶]. راه استفاده از این مدل در مکانیزم پرسش و پاسخ ربات به این شرح است که تعدادی متن با طول‌های کوتاه آماده می‌شود و در حافظه ربات قرار می‌گیرد. هنگامی که سوالی توسط کاربر پرسیده می‌شود، ابتدا بررسی می‌شود که پاسخ مناسبی برای آن وجود داشته باشد. در صورتی که پاسخ مناسبی یافت نشود، سوال وارد مدل از پیش آموزش‌دیده PersianQA می‌شود و پاسخی برای آن استخراج می‌گردد و پخش می‌شود. در شکل ۹، یک نمونه از متن، سوال ورودی و پاسخی که مدل داده‌است، دیده می‌شود.

۲- ۶- روش پیاده‌سازی احساسات (ارتقایافته سوال و پاسخ تصادفی)

برخی از کلمات دارای بار احساسی هستند و هنگامی‌که در یک جمله قرار می‌گیرند بر روی مفهوم جمله تاثیر می‌گذارند. در این موارد نیاز است تا هوش ربات بتواند این احساسات را از کلمات شناسایی و پاسخ مناسبی نسبت به آن بدهد. اگرچه بیان احساسات به صورت دقیق باید از طریق پردازش صدا و تصویر در کنار جمله بیان شده قضاوت شود، اما در این پژوهش صرفا به بررسی احساسات ناشی از کلمات در جمله پرداخته شده‌است.

تشخیص احساسات در این روش، توسط یک مدل با سری زمانی نشان داده شده‌است. برای این کار، کلمات موجود در یک جمله به صورت عدد کدگذاری می‌شوند و هر کدام از این کلمات موجود در جمله در زمان اولیه، کلمه اول را دریافت کرده و وارد یک لایه جاسازی[1] می‌کند. استفاده از این لایه به این دلیل است که بردارهای یک‌بعدی تشکیل‌شده از کلمات فارسی بزرگ نشوند و ضرب‌های ماتریسی شبکه قابل آموزش توسط رم کامپیوتر باشد. خروجی از این لایه، یک بردار عددی است. این بردار با کد کلمه لینک می‌شود و وارد یک لایه حافظه طولانی کوتاه‌مدت می‌شود. حافظه طولانی کوتاه‌مدت دارای یک حالت پنهان وروی است که در ابتدای کار می‌تواند یک بردار تصادفی یا صفر باشد و با ورودی بردار عددی کلمه، یک حالت پنهان جدید تولید می‌کند. کلمه بعدی به همین شکل با کد مخصوص به خود وارد لایه جاسازی می‌شود و بردار عددی لینک‌شده وارد لایه حافظه

1 Embedding



شکل ۱۰. معماری شبکه تشخیص احساسات متن [۱۷]

Fig. 10. Network architecture for text sentiment recognition

طولانی کوتاه‌مدت می‌گردد با این تفاوت که حالت پنهان ورودی این لایه، از کلمه قبلی استخراج شده‌است. به منظور عدم حفظ داده‌ها توسط شبکه، یک لایه حذف تصادفی[1] جهت خاموش کردن درصدی از داده‌های واردشده به آن پس از هر حافظه طولانی کوتاه‌مدت قرار داده می‌شود خروجی این لایه، به یک لایه حافظه طولانی کوتاه‌مدت دیگر داده می‌شود. در شکل ۱۰، معماری شبکه مطرح‌شده نشان داده شده‌است.

جهت تست و بررسی این روش، تعدادی سوال با پاسخ ایجاد شد و متناسب با نوع سوال، بین اعداد ۰ تا ۵ احساسات تقسیم‌بندی شده‌است که هر عدد شرح احساس زیر را بر عهده دارد:

- عدد ۰ برای احساس خوشحالی
- عدد ۱ برای احساس ناراحتی
- عدد ۲ برای احساس ترس
- عدد ۳ برای احساس تنفر
- عدد ۴ برای احساس خشم
- عدد ۵ برای احساس تعجب

۲- ۷- مقایسه مکانیزم‌های گفت‌وگو

هر یک از روش‌های بیان‌شده برای ساخت مکانیزم گفت‌وگو در این بخش، دارای مزایا و معایبی است که جهت انتخاب مکانیزم بهینه برای روبو خیمه‌شب‌باز مورد نیاز است. در جدول ۲، مزایا و معایب روش‌های بیان‌شده نشان داده شده‌است. بر اساس این موارد، روش تشخیص سوال و پاسخ تصادفی برای مکانیزم گفت‌وگو روبو خیمه‌شب‌باز در نظر گرفته شده‌است.

1 Dropout

جدول ۲. مقایسه روش‌های مکانیزم گفت‌وگو روبو خیمه‌شب‌باز

Table 2. Comparing puppeteer robot dialogue mechanism methods

روش	مزایا	معایب
ماشین‌های حالت محدود	• سادگی در اجرا • دارای سلسله متوالی ساده • سرعت در پاسخ به پرسش	• ساخت شبکه سخت • گفت‌وگو ضعیف • تنوع پایین در اجرا
همسایگی نیوتن	• تشخیص سریع • دقت در تشخیص با وجود کلمات ناهمگون	• تشخیص ضعیف در کلمات مشابه • تشخیص ضعیف در معنای واقعی جمله
متن‌سریع	• تشخیص کلمات مشابه در جمله • تشخیص نزدیکی کلمات به یکدیگر	• نامناسب در گفت‌وگو مستقیم • عدم ایجاد پاسخ در گفت‌وگو
تشخیص سوال و پاسخ تصادفی	• تشخیص سوال با وجود کلمات نامشابه • ارائه پاسخ‌های مختلف برای یک سوال	• نیاز به تنوع‌سازی سوالات برای تشخیص • پاسخ‌های تصادفی بدون احساسات
تشخیص سوال از متن	• تشخیص سوال از متن آماده • ارائه پاسخ با دقت خوب از متن	• تشخیص سوال از متن حداکثر ۵۰۰ کلمه • نیازمندی به متن جهت پرسش و پاسخ
تشخیص احساسات در پاسخ	• تشخیص توالی کلمات جمله • ارائه پاسخ مناسب با احساسات پرسش	• نیاز به مجموعه داده با تحلیل احساسات • عدم توجه به جملات دیگر گفت‌وگو

۳- نتایج و بحث

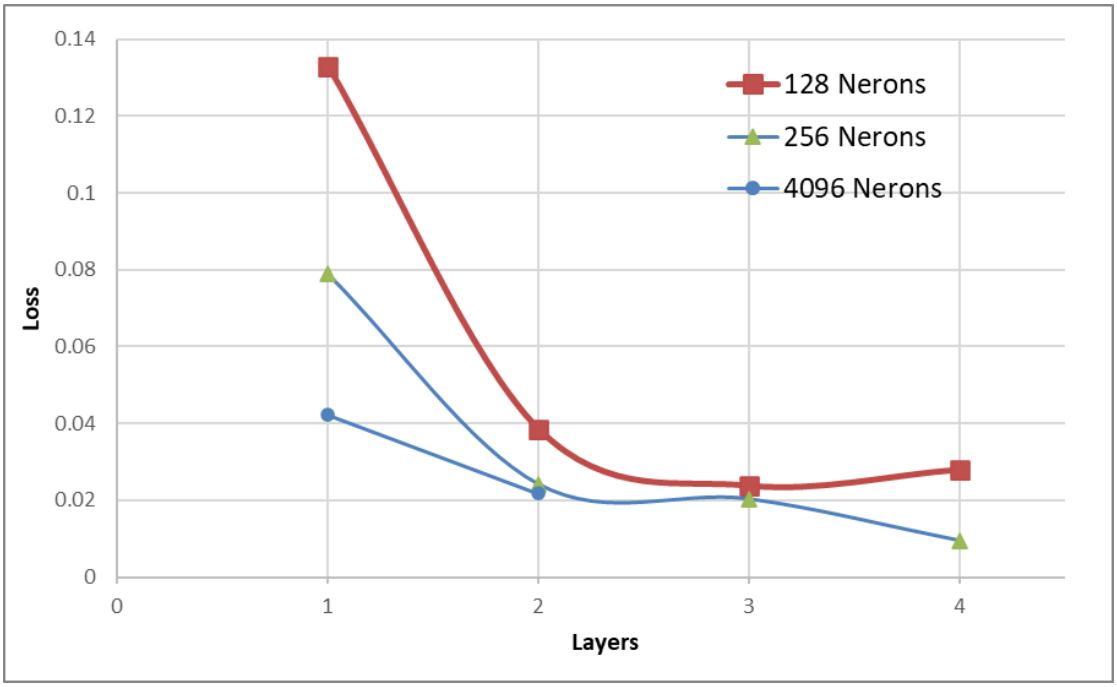
با توجه به روش‌های بررسی‌شده در این مقاله، در نهایت، روش سوال و پاسخ تصادفی به عنوان روش نهایی در پرسش و پاسخ روبو خیمه‌شب‌باز استفاده شده‌است. با قرارگیری این مکانیزم در ربات، می‌توان امکان گفت‌وگوی هوشمند در آن را مهیا کرد. در معماری شبکه عصبی از لایه‌های کاملا متصل[1] یا فشرده[2]، یک لایه حذف تصادفی جهت جلوگیری از بیش‌برازش داده‌ها استفاده شده‌است.

در این مدل، از الگوریتم نزول گرادیان تصادفی[3] به عنوان بهینه‌ساز استفاده شده‌است. هدف این الگوریتم کمینه‌کردن یک تابع هزینه به‌وسیله‌ی گرفتن گام‌های کوچک در جهت منفی گرادیان تابع است. تابع هزینه، میزان عدم تطابق بین برچسب‌های پیش‌بینی‌شده و برچسب‌های واقعی را اندازه‌گیری می‌کند. سه فراپارامتر کلیدی برای این بهینه‌ساز وجود دارد: نرخ یادگیری ۰/۰۱، واپاشی نرخ یادگیری ۰/۰۰۰۰۰۱ و تکانه ۰/۹، که هر کدام به ترتیب مسئول تعیین اندازه گام، کاهش تدریجی نرخ یادگیری با گذر زمان و تسریع در همگرایی الگوریتم هستند و به بهینه‌سازی عملکرد کمک می‌کنند. تابع هزینه در این مدل به‌صورت آنتروپی متقاطع است، که برای مسائل دسته‌بندی مناسب است. هدف اصلی در اینجا کاهش هزینه است تا پیش‌بینی‌های مدل به‌طور مکمل با برچسب‌های واقعی تطابق پیدا کنند.به منظور بررسی پارامترهای قابل تغییر در معماری شبکه و رسیدن به دقت بهینه، ۱۰ آزمایش با تعداد لایه‌ها و نرون‌های مختلف، در ۱۰۰ دوره آموزشی با ۶۴ دسته سوال انجام شد. در شکل ۱۱، نمودار خطا و در شکل۱۱ نمودار دقت بر حسب افزایش تعداد لایه‌ها نشان داده شده‌است. مدت زمان رسیدن به نتایج هر دوره آموزشی بین ۸۰ تا ۱۲۰۰ میلی‌ثانیه متغیر بوده‌است.

همانطور که در شکل ۱۱ مشخص است، افزایش تعداد لایه‌ها به صورت کلی باعث کاهش خطای یادگیری می‌شود. همچنین، با افزایش نرون‌های آموزشی، نرخ کاهش خطا با شدت بیشتری انجام می‌شود. از شکل ۱۱ این نتیجه بیان می‌شود که افزایش تعداد لایه‌ها در نرون‌های پایین، لزوما باعث کاهش خطا نمی‌شود.

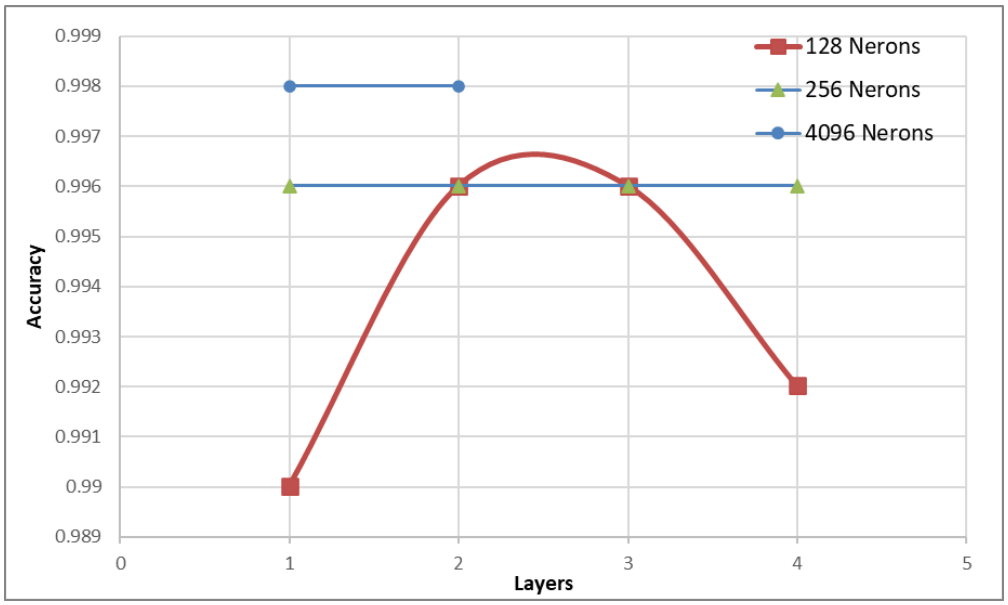
در شکل ۱۲، دقت شبکه یادگیری نشان داده شده‌است. مطابق این شکل، افزایش تعداد لایه‌ها در تعداد نرون‌های بالای ۱۲۸، تاثیری در دقت

1 Fully Connected
2 Dense
3 Stochastic Gradient Descent (SGD)



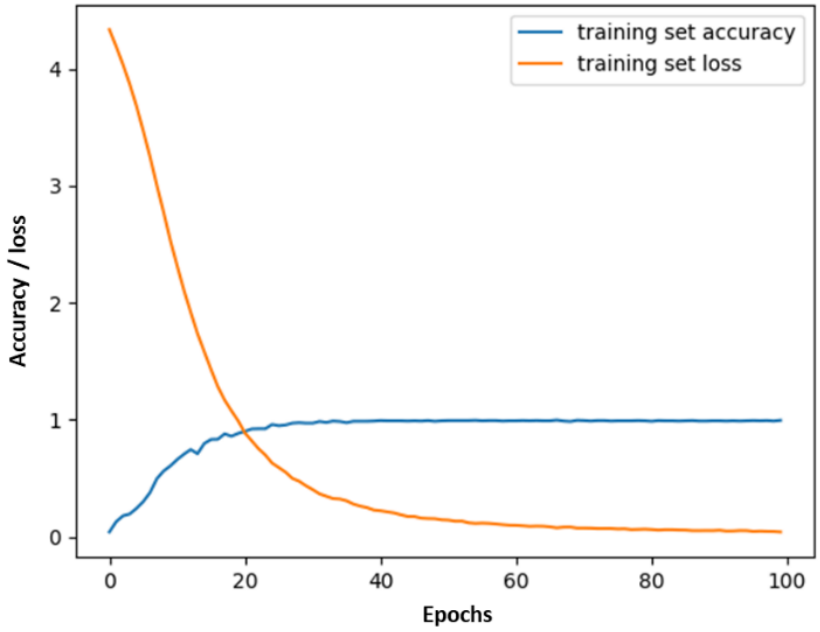
شکل ۱۱. نمودار خطا برحسب تعداد لایه در سه مقدار ۱۲۸، ۲۵٦ و ٤۰۹٦ نرون شبکه فشرده

Fig. 11. Error diagram according to the number of layers in three values of 128, 256 and 4096 Dense network neurons



شکل ۱۲. نمودار دقت برحسب تعداد لایه در سه مقدار ۱۲۸، ۲۵٦ و ٤۰۹٦ نرون شبکه فشرده

Fig. 12. Accuracy graph according to the number of layers in three values of 128, 256 and 4096 Dense network neurons



شکل ۱۳. دقت و خطا در ۱۰۰ دوره آموزشی با ۴۰۹۶ نرون آموزشی از شبکه فشرده

Fig. 13. Accuracy and error in 100 training courses with 4096 training neurons from Dense network

آموزشی ندارد. این می‌تواند به خاطر تعداد کم کلاس‌های پرسش و پاسخ باشد. همچنین، با افزایش تعداد نرون‌های آموزشی، دقت افزایش می‌یابد. در معماری شبکه با تعداد نرون پایین، افزایش لایه‌ها لزوما باعث افزایش دقت نمی‌شود. مطابق با نتایج به دست‌آمده از مدل شکل ۷، معماری شبکه پرسش و پاسخ تصادفی، با تعداد نرون ۴۰۹۶ و یک لایه آموزشی فشرده، به خطای ۰/۰۴۲ و دقت ۰/۹۹۸ رسیده‌است. در شکل ۱۳، نمودار خطا و دقت آموزش در ۱۰۰ دور آموزشی نشان داده شده‌است.

برای پیشبرد تحلیل موثرتر و دقیق‌تر این مدل، از معیارهای ارزیابی موثر و معتبری نظیر صحت[1]، بازیابی[2] و معیار اندازه‌گیری F1[3] استفاده می‌شود. در جدول ۳، ارزیابی مکانیزم گفت‌وگو پرسش و پاسخ تصادفی با سایر مدل‌های موجود در این ادبیات مقایسه شده‌است. بررسی و تحلیل‌ها نشان می‌دهد که اهمیت برجسته مکانیزم پرسش و پاسخ تصادفی در روبو خیمه‌شب‌باز، بر خلاف دیگر مدل‌های موجود که بر روی زبان انگلیسی تمرکز دارند، در پشتیبانی از زبان فارسی است. این توجه اختصاصی به زبان فارسی موجب ایجاد قابلیت پیشرفته‌ای برای پردازش و درک معناشناختی در سطح گفتار فارسی می‌گردد.

با توجه به آزمایش‌های انجام‌شده، مکانیزم گفتگوی پرسش و پاسخ برای ۶۴ کلاس مختلف در حالت صوتی محاسبه و تنظیم شده است. در این مکانیزم، تلاش شده تا تعداد پرسش‌های بدون پاسخ به حداقل برسد. این استراتژی از آن جهت که حتی در صورت عدم قطعیت در درستی پاسخ، ربات همچنان پاسخی ارائه می‌دهد، طراحی شده است. دلیل این رویکرد این است که یکی از فاکتورهای مهم در افزایش جذابیت ربات‌های گفتگویی، قابلیت پاسخگویی به سوالات، حتی با احتمال بروز خطاست. این امر می‌تواند تجربه کاربری را بهبود بخشد و تعامل بین کاربر و ربات را افزایش دهد.

با بررسی دقیق داده‌های ارائه شده در جدول ۳، یک سری از نتایج قابل توجه در رابطه با عملکرد مکانیزم گفت‌وگو پرسش و پاسخ تصادفی به چشم می‌خورد. از لحاظ صحت، مدل مذکور با نرخ ۸۵٪، عملکردی برتر از سایر مدل‌های ارائه‌شده داشته‌است. این امر، تصدیق کننده‌ی توانایی مدل در تولید پاسخ‌های صحیح با کاهش حداقلی خطا می‌باشد. از جنبه بازیابی، مدل روبو خیمه‌شب‌باز با نرخ ۹۰/۶۵٪، مجددا بالاترین عملکرد را در میان تمام مدل‌های موجود ارائه داده است. بازیابی با این میزان، شاهد بر توانایی مدل در شناسایی و پاسخگویی به دسته‌ای گسترده از پرسش‌ها است، حتی اگر

1 Precision
2 Recall
3 F1-measurement

جدول ۳. مقایسه معیارهای ارزیابی مکانیزم گفت‌وگو پرسش و پاسخ تصادفی

Table 3. Comparing evaluation criteria of random question and answer dialogue mechanism

مدل‌ها / معیار ارزیابی	صحت	بازیابی	معیار اندازه‌گیری F1
مرجع [۱۸]	۵۱٪/۵۰	٪۸۰/۴۱	۵۵٪/۹
مرجع [۱۹] بدون روش T5	٪۶۲/۶۲	٪۷۲/۵۰	٪۷۰/۷۵
مرجع [۱۹] با روش T5	٪۷۷/۸۷	٪۷۷/۷۵	٪۷۷/۸۷
مرجع [۲۰] روش چند جمله ای ساده بیز	٪۷۸	٪۷۱	٪۷۴
مرجع [۲۰] روش دسته‌بندی ساده بیز	٪۷۳	٪۷۵	٪۷۴
مرجع [۲۰] روش رگرسیون لجستیک	٪۸۳	٪۸۲	٪۸۲
مرجع [۲۰] روش ماشین بردار پشتیبانی خطی	٪۸۰	٪۸۰	٪۸۰
مرجع [۲۰] روش مدل هیبریدی	٪۸۳	٪۸۳	٪۸۳
مدل روبو خیمه‌شب‌باز	**٪۸۵**	**٪۹۰/۶۵**	**٪۸۷/۷۳**

برخی از این پاسخ‌ها شامل خطا باشند.

در نهایت، از نظر معیار معیار اندازه‌گیری F1، مدل روبو خیمه‌شب‌باز با ارزش ۸۷/۷۳٪، به دست آمده‌است. این معیار، نمایانگر میانگین هارمونیک صحت و بازیابی است که نشان‌دهنده تعادل میان این دو معیار مهم می‌باشد.

بر اساس این بررسی، می‌توان ادعا کرد که مدل روبو خیمه‌شب‌باز به خوبی عملکرد خود را نشان داده است، با داشتن دقت بالا و همچنین توانایی در شناسایی و پاسخگویی به تعداد قابل ملاحظه‌ای از پرسش‌ها. همچنین، معیار معیار اندازه‌گیری F1 این نکته را تأیید می‌کند که مدل موفق بوده است و توانسته‌است تعادلی مناسب بین صحت و بازیابی برقرار کند که این خود یکی از معیارهای مهم در ارزیابی عملکرد مدل‌ها می‌باشد.

روش پیاده‌سازی احساسات نیز یک مدل ارتقایافته از روش پرسش و پاسخ تصادفی است اما به دلیل مجموعه داده‌سازی سنگین آن با توجه به تعداد کلاس‌های روش پرسش و پاسخ تصادفی، تنها بر روی ۱۰ دسته از آن مجموعه داده آماده شده که در شکل ۱۴، نمونه‌ای از این داده‌های احساسات آورده شده‌است.

جهت استفاده از بردار جاسازی از داده‌های متن‌سریع که به صورت بدون ناظر برای چند میلیون کلمه فارسی آموزش داده شده‌است استفاده. معماری شبکه مدل بر اساس آنچه در توضیحات اشاره شد در شکل ۱۵ نشان داده شده‌است.

با در نظر گرفتن دورهای آموزشی ۵۰ و اندازه دسته ۳۲ مدل به صورت شکل ۱۶ آموزش دیده‌است.

بر طبق شکل ۱۷، خط نارنجی مربوط به تابع هزینه[1] و خط آبی مربوط به دقت داده‌ها در هر دوره آموزشی است. ماکزیمم دقت در این آموزش مقدار ۱/۰۰ و مینیمم خطا ۰/۰۰۴۶ می‌باشد. سرعت آموزش با مشخصات ذکرشده نیز ۷۷ ثانیه بوده‌است.

در این مدل، یک جمله به عنوان ورودی وارد می‌شود و خروجی عددی بین ۰ تا ۵ می‌دهد که بیانگر احساسی است که از این جمله استخراج شده‌است. در شکل ۱۷ یک نمونه چالشی برای مدل در نظر گرفته شده‌است.

همانطور که در شکل ۱۷ مشخص است، خروجی عدد ۴ بیان شده که مربوط به احساس خشم است. البته انتظار نمی‌رود که این مدل آموزشی عملکرد عالی داشته باشد زیرا تنها برای ۱۰ دسته از سوالات آموزش دیده‌است. بنابراین، اگر داده‌های آموزشی افزایش یابد، تشخیص احساسات دقیق‌تر خواهندشد. حال می‌توان با درنظر گرفتن پاسخ سوال از روش‌های دیگر و دسته‌بندی آنها بر اساس احساسات، متناسب با درکی که از سوال داده می‌شود، پاسخ مناسب بیان شود.

1 Loss function

```
"tag": "حالپرس",
"input": [
    ["چطوری", 0],
    ["چه طوری", 0],
    ["حالت چه طوریه", 0],
    ["میگم چه طوری", 4],
    ["خوبی", 0],
    ["حالت خوبه", 0],
    ["سلامتی", 0],
    ["چه خبرا", 0],
    ["سلام چه خبر", 0],
    ["سلام چطوری", 0],
    ["از این ورا", 3],
    ["به به خوبی", 5],
    ["حال شما", 0],
    ["احوالت چطوره", 0],
    ["خوبی یا نه", 3],
    ["نگفتی چطوری", 3],
    ["میگم بگو چطوری", 4],
    ["احوالت را می پرسم احمق", 4],
    ["این احوال بدت چطوره", 4],
    ["هوی خوبی یا نه", 4],
    ["یابو جواب بده چطور هستی نفهم", 4],
    ["مریض خنگ چطوری", 4],
    ["چطوری عزیزم", 0]
```

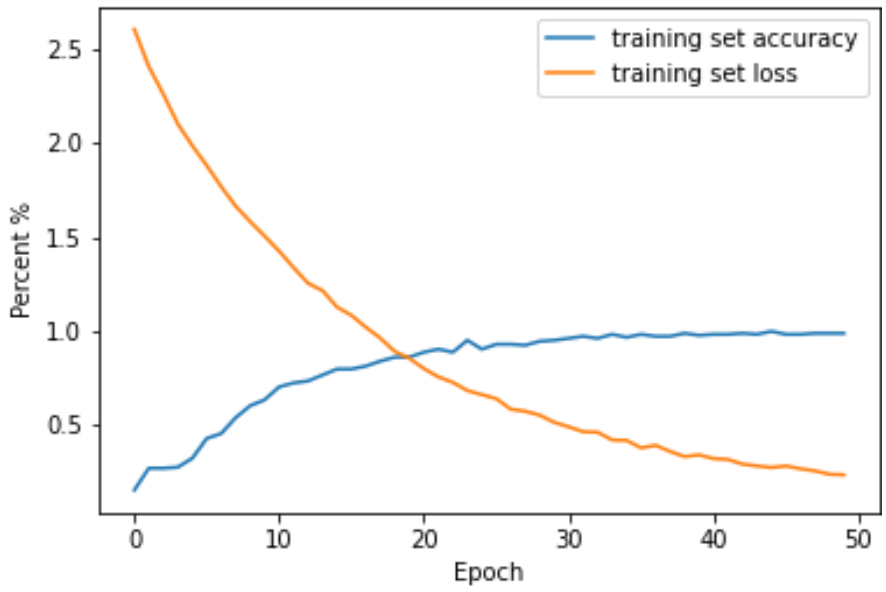
شکل ۱۴. مجموعه داده تست احساسات متن

Fig. 14. Text Sentiment Test Dataset

```
Model: "model"
_________________________________________________________________
 Layer (type)                Output Shape              Param #
=================================================================
 input_1 (InputLayer)        [(None, 8)]               0

 embedding (Embedding)       (None, 8, 300)            90000000

 lstm (LSTM)                 (None, 8, 128)            219648

 dropout (Dropout)           (None, 8, 128)            0

 lstm_1 (LSTM)               (None, 128)               131584

 dropout_1 (Dropout)         (None, 128)               0

 dense (Dense)               (None, 6)                 774

=================================================================
Total params: 90,352,006
Trainable params: 352,006
Non-trainable params: 90,000,000
_________________________________________________________________
```

شکل ۱۵. معماری شبکه تحلیل احساسات متن

Fig. 15. Network architecture of text sentiment analysis



شکل ۱۶. نمودار آموزش مدل احساسات متنی

Fig. 16. Diagram of textual emotion model training

```
x_test = np.array(['دیوانه خر سلام گلم عزیزم ببخشید'])
X_test_indices = sentences_to_indices(x_test, word_to_index, maxLen)
print(np.argmax(model.predict(X_test_indices)))
```

```
w0:  0
w0:  1
w0:  2
w0:  3
w0:  4
w0:  5
1/1 [==============================] - 0s 47ms/step
4
```

شکل ۱۷. تست خروجی مدل احساسات متن

Fig. 17. Test the output of the text sentiment model

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله، مکانیزم روش‌های مکانیزم گفت‌وگو برای یک ربات خیمه‌شب‌باز طراحی و پیاده‌سازی شد. از بین این مکانیزم‌ها، روش تشخیص سوال با پاسخ تصادفی و در نظرگرفتن احساسات بررسی گردید. کلیه پرسش و پاسخ‌ها به زبان فارسی اجرا شده‌اند و کاربر می‌تواند به وسیله آن با روبو خیمه‌شب‌باز ارتباط برقرار کند.پیاده‌سازی روش تشخیص سوال با پاسخ تصادفی با ۶۴ کلاس مختلف از پرسش و پاسخ‌های فارسی و ایجاد یک شبکه عصبی عمیق بر روی آن، به دقت ۰/۹۹۸ و خطای ۰/۰۴۲ رسیده‌است. بنابراین، با تشخیص سوال کاربر، کلاس مدنظر توسط مدل یادگیری عمیق انتخاب می‌شود و پاسخ تصادفی از مجموعه پاسخ‌های در نظر گرفته‌شده برای آن کلاس به عنوان خروجی نشان داده می‌شود.

منابع

[1] [1] A. Chowanda, A.D. Chowanda, Recurrent neural network to deep learn conversation in indonesian, Procedia computer science, 116 (2017) 579-586.

[2] K. Karpagam, K. Madusudanan, A. Saradha, Deep learning approaches for answer selection in question answering system for conversation agents, ICTACT Journal on Soft Computing, 10(2) (2020) 2040-2044.

[3] R. Yan, Y. Song, H. Wu, Learning to respond with deep neural networks for retrieval-based human-computer conversation system, in: Proceedings of the 39th International ACM SIGIR conference on Research and Development in Information Retrieval, 2016, pp. 55-64.

[4] A. Engineered, Ameca The future face of robotics, in, Engineered Arts, (2022).

[5] Y. Sharma, S. Gupta, Deep learning approaches for question answering system, Procedia computer science, 132 (2018) 785-794.

[6] M. Tan, C. Dos Santos, B. Xiang, B. Zhou, Improved representation learning for question answer matching, in: Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers), 2016, pp. 464-473.

[7] C. Xiong, S. Merity, R. Socher, Dynamic memory networks for visual and textual question answering, in: International conference on machine learning, PMLR, 2016, pp. 2397-2406.

[8] T. Minato, K. Sakai, T. Uchida, H. Ishiguro, A study of interactive robot architecture through the practical implementation of conversational android, Frontiers in Robotics and AI, 9, (2022)

[9] A. Conneau, A. Baevski, R. Collobert, A. Mohamed, M. Auli, Unsupervised cross-lingual representation learning for speech recognition, arXiv preprint arXiv:2006.13979, (2020)

[10] S.-H. Lee, Y.-E. Lee, S.-W. Lee, Toward imagined speech based smart communication system: potential applications on metaverse conditions, in: 2022 10th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI), IEEE, 2022, pp. 1-4.

[11] P. Chang, S. Liu, K.D. Campbell, Robot Sound Interpretation: Learning Visual-Audio Representations for Voice-Controlled Robots, CoRR, (2021)

[12] S. Hamed, puppeteer robot: Designing a construction of a new interactive game based on imitative learning of a humanoid robot from a human, in: The first national conference of computer games; Opportunities and challenges, 1394 (in Persian).

[13] fastText, fastText: Library for efficient text classification and representation learning, in, Facebook.

[14] H. Hemati, fastText Word Embedding: The Persian Approach to Text Embedding, (2018)

[15] H. Hemati, fastText-Persian, in, Github, 2019.

[16] S. Ayobi, PersianQA, in, Github, 2021.

[17] A. Akhavan, Text Classification Emojify, in, Github, 1399.

[18] J.C. Vasquez-Correa, J.C. Guerrero-Sierra, J.L. Pemberty-Tamayo, J.E. Jaramillo, A.F. Tejada-Castro, One system to rule them all: A universal intent recognition system for customer service chatbots, arXiv preprint arXiv:2112.08261, (2021)

[19] J.J. Bird, A. Ekárt, D.R. Faria, Chatbot Interaction with Artificial Intelligence: human data augmentation with T5 and language transformer ensemble for text classification, Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 14(4) (2023) 3129-3144.

[20] E.H. Almansor, F.K. Hussain, O.K. Hussain, Supervised ensemble sentiment-based framework to measure chatbot quality of services, Computing, 103 (2021) 491-507.

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

M. Amirkhani, H. Shahbazi, Designing and building a dialogue mechanism suitable for RoboPuppet with using deep inference learning , Amirkabir J. Mech Eng., 55(8) (2023) 919-942.

DOI: 10.22060/mej.2023.22001.7553

این صفحه عمداً خالی است