



مروری بر طراحی دستیار مجازی و سیستم‌های گفتگو انسان-ماشین بر اساس الگوریتم‌های پردازش زبان طبیعی

سیده اکرم موسوی

دانشجوی کارشناسی ارشد رشته هوش مصنوعی و رباتیک، موسسه آموزش عالی آپادانا، شهر شیراز

دکتر هاله همایونی

استادیار موسسه آموزش عالی آپادانا، شهر شیراز

زهرا تصمیم قطعی

کارشناس ارشد، موسسه آموزش عالی آپادانا، شهر شیراز

چکیده

پردازش زبان طبیعی رشته‌ای از علوم کامپیوتر، زبان‌شناسی و هوش مصنوعی است که به تعامل بین زبان انسان و رایانه می‌پردازد و توانایی درک متن و کلمات گفتاری را به همان شیوه‌ای که مغز انسان می‌تواند، به رایانه می‌دهد. هوش مصنوعی، به ویژه در حوزه پردازش زبان طبیعی، انقلابی در نحوه تعامل انسان و ماشین ایجاد کرده است. اولین تلاش‌ها در NLP با آزمون تورینگ آغاز شد که هدف آن سنجش هوشمندی ماشین‌ها از طریق مکالمه بود. پروژه‌هایی همچون "ماشین ترجمه" در این دهه به راه افتادند. یکی از اولین برنامه‌های مهم، برنامه الیزا بود که توانست تعاملات ساده انسانی را شبیه‌سازی کند. سیستم‌های دستیار مجازی و گفتگو انسان-ماشین، به دلیل ارائه خدمات شخصی‌سازی‌شده، پاسخگویی بلادرنگ و کاربردهای گسترده در صنایع مختلف، توجه بسیاری از پژوهشگران را به خود جلب کرده‌اند. این مقاله به بررسی روش‌های طراحی این سیستم‌ها، با تمرکز بر الگوریتم‌های یادگیری عمیق (DL)، الگوریتم ژنتیک (GA)، و یک روش پیشنهادی جدید می‌پردازد. علاوه بر این، با تحلیل نتایج تجربی، نشان داده می‌شود که روش پیشنهادی با نرخ دقت و پوشش بالاتر، عملکرد بهتری نسبت به سایر روش‌ها دارد.

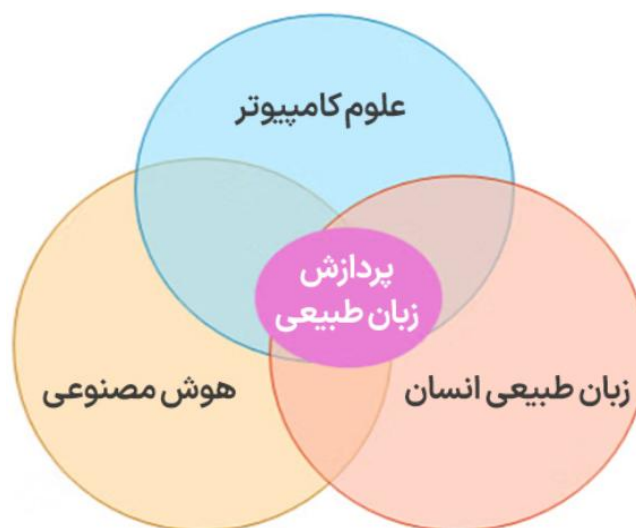
واژه‌های کلیدی

گفت وگو، تعامل، ماشین ترجمه، دستیار مجازی

۱. مقدمه

از آنجایی که زبان‌های انسانی شامل کلمات اختصاری، معانی مختلف، معانی فرعی، قواعد دستوری، زبان عامیانه و بسیاری از جنبه‌های دیگر می‌شود، درک آن برای رایانه‌ها که فقط قابلیت تحلیل داده‌ها به صورت ۰ و ۱ را دارند، بسیار دشوار است؛ بنابراین، دانشمندان به فکر ایجاد فناوری‌ای افتادند که به ماشین‌ها کمک کند تا زبان‌های انسانی را رمزگشایی کرده و سریع‌تر آن را یاد بگیرند. همین امر مقدمه پیدایش پردازش زبان طبیعی یا NLP شد. (J. Williams and A. Raux and D. Ramachandran, 2013)

پردازش زبان طبیعی چیست؟ پردازش زبان طبیعی (Natural Language Processing/NLP) رشته‌ای از علوم کامپیوتر، زبان‌شناسی و هوش مصنوعی است که به تعامل بین زبان انسان و رایانه می‌پردازد و توانایی درک متن و کلمات گفتاری را به همان شیوه‌ای که مغز انسان می‌تواند، به رایانه می‌دهد. آن ال پی به ماشین‌ها کمک می‌کند تا بتوانند حجم زیادی از داده‌های مرتبط با زبان‌های طبیعی را تحلیل و پردازش کنند. (M. Henderson, B. Thomson, and J. D. Williams, 2014)



شکل ۱.۱. شاخه‌های پردازش زبان طبیعی

۱.۱. پیشینه تاریخی

تاریخچه و توسعه پردازش زبان طبیعی (NLP)

پردازش زبان طبیعی (Natural Language Processing) یکی از شاخه‌های اصلی هوش مصنوعی است که بر تعامل بین زبان انسانی و ماشین‌ها تمرکز دارد. هدف اصلی NLP توانایی ماشین‌ها برای درک، تفسیر، تولید، و پاسخ به زبان انسانی به شکلی طبیعی و مؤثر است. (C. Horietal, 2018)



مراحل توسعه تاریخی NLP

۱. دهه ۱۹۵۰: آغاز NLP و آزمون تورینگ

اولین تلاش‌ها در NLP با آزمون تورینگ آغاز شد که هدف آن سنجش هوشمندی ماشین‌ها از طریق مکالمه بود. پروژه‌هایی همچون “ماشین ترجمه” (Machine Translation) در این دهه به راه افتادند. یکی از اولین برنامه‌های مهم، برنامه ELIZA بود که توانست تعاملات ساده انسانی را شبیه‌سازی کند. (P.Budzianowski et al., 2018)

۲. دهه ۱۹۶۰: قواعد دستوری و تحلیل نحوی

در این دهه، پژوهشگران از قواعد دستوری (Grammar Rules) برای تحلیل زبان انسانی استفاده کردند. برنامه‌هایی مانند SHRDLU سعی داشتند مفاهیم زبان طبیعی را با ترکیب قواعد و منطق‌های ساده درک کنند.

(J. Schatzmann, B. Thomson, K. Weilhammer, H. Ye, and S. Young, 2007)

۳. دهه ۱۹۷۰: ظهور پایگاه‌های دانش و پردازش معنایی

تمرکز به‌سوی سیستم‌های مبتنی بر دانش (Knowledge-Based Systems) تغییر یافت. پروژه‌هایی مانند سیستم LUNAR برای پاسخ‌دهی به سوالات علمی بر پایه پایگاه داده طراحی شدند.

۴. دهه ۱۹۸۰: مدل‌های آماری و الگوریتم‌های یادگیری ماشینی

استفاده از مدل‌های آماری در NLP آغاز شد. این مدل‌ها به ماشین‌ها امکان تحلیل مقادیر زیادی از داده‌های زبانی را دادند. تکنیک‌هایی همچون مدل‌های مارکوف (Hidden Markov Models) در این دوره محبوبیت یافتند.

۵. دهه ۱۹۹۰: افزایش قدرت محاسباتی و داده‌های بزرگ

با رشد قدرت محاسباتی و ظهور داده‌های بزرگ، روش‌های آماری پیشرفته‌تر شدند. الگوریتم‌هایی مانند N-Gram و مدل‌های مبتنی بر احتمال در این دهه بسیار مورد استفاده قرار گرفتند. (D.Ham, J.-G.Lee, Y.Jang, and K.-E.Kim, 2020)

۶. دهه ۲۰۰۰: یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی

ظهور شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق (Deep Learning) باعث تحول عظیمی در NLP شد. مدل‌های پیشرفته‌تری مانند GloVe و Word2Vec برای نمایش معنایی کلمات توسعه یافتند.

۷. دهه ۲۰۱۰ تاکنون: مدل‌های ترنسفورمر و پیشرفت‌های مدرن



معرفی مدل ترنسفورمر (Transformer) در سال ۲۰۱۷ و مدل‌های مبتنی بر آن مانند BERT, GPT, و T5، دقت و کارایی NLP را به شکل چشمگیری افزایش داد. این مدل‌ها با قابلیت پردازش متنی در مقیاس‌های بزرگ و درک زمینه (Context) زبان، استاندارد جدیدی در این حوزه ایجاد کرده‌اند.

(S. Kim, L. F. D'Haro, R. E. Banchs, J. D. Williams, and M. Henderson, 2017)

کاربردهای NLP

- سیستم‌های ترجمه ماشینی: Google Translate
- دستیارهای مجازی: Siri, Alexa, Google Assistant
- تحلیل احساسات: شناسایی نظرات مثبت و منفی در شبکه‌های اجتماعی
- پشتیبانی مشتری: چت‌بات‌های هوشمند (B.Peng, C.Li, J.Li, S.Shayandeh, L.Liden, and J.Gao, 2021)

چالش‌های پیش روی NLP

۱. ابهام معنایی: بسیاری از کلمات در زبان طبیعی معانی مختلفی دارند که بسته به زمینه می‌توانند متفاوت باشند.
۲. زبان‌های کم منبع: بسیاری از زبان‌ها داده‌های کافی برای آموزش مدل‌های NLP ندارند.
۳. ادغام چندوجهی: نیاز به پردازش ترکیبی از متن، صوت و تصویر برای درک بهتر تعاملات انسانی.

(K. Yoshino et al, 2020)

2.1. اهمیت موضوع

سیستم‌های گفتگو و دستیارهای مجازی با توانایی درک زبان طبیعی، کاربران را قادر می‌سازند تا به شیوه‌ای انسانی‌تر با ماشین‌ها ارتباط برقرار کنند. این سیستم‌ها با ارائه خدماتی همچون مدیریت زمان، مشاوره مالی، و حتی پشتیبانی روان‌شناسی، در بسیاری از حوزه‌ها کاربرد دارند. (C.Horietal, 2018)



3.1. اهداف پژوهش

این پژوهش بر آن است تا:

۱. فناوری‌ها و معماری‌های مختلف در طراحی دستیارهای مجازی را بررسی کند.
۲. مزایا و معایب روش‌های مختلف را تحلیل کند.
۳. کاربردهای عملی و مسیرهای تحقیقاتی آینده را معرفی نماید.

۲. مروری بر تحقیقات پیشین

۱.۲. نقش پردازش زبان طبیعی (NLP)

NLP با استفاده از الگوریتم‌هایی که قادر به تحلیل و پردازش زبان انسانی هستند، توانایی درک و پاسخ‌دهی سیستم‌ها را بهبود می‌بخشد. مهم‌ترین کاربردهای NLP در دستیارهای مجازی عبارتند از:

- استخراج مفاهیم کلیدی از متن.
- شناسایی احساسات و تحلیل عواطف کاربران.
- پیش‌بینی پاسخ‌های مناسب براساس زمینه گفتگو.

(M. Henderson, B. Thomson, and J. D. Williams, 2014)

۲.۲. فناوری‌های مورد استفاده

پژوهش‌ها نشان داده‌اند که الگوریتم‌های مختلف، عملکردهای گوناگونی ارائه می‌دهند:

- الگوریتم‌های یادگیری عمیق (Deep Learning): به دلیل توانایی درک الگوهای پیچیده، در پردازش زبان بسیار موفق هستند.
- الگوریتم ژنتیک (Genetic Algorithms): برای بهینه‌سازی پاسخ‌ها و مدیریت داده‌های پیچیده به کار می‌روند.



- روش پیشنهادی پژوهش: این روش با ترکیب پوشش مفاهیم و استدلال زمینه‌ای، عملکرد بهتری نسبت به روش‌های دیگر ارائه کرده است.

(H. Alamri, C. Hori, T. K. Marks, D. Batr, and D. Parikh, 2018)

۳.۲. چالش‌های کلیدی

- وجود نویز و داده‌های ناقص در مکالمات صوتی.
- تحلیل جملات پیچیده با معانی چندگانه.
- نیاز به داده‌های آموزشی با کیفیت بالا برای بهبود دقت سیستم. (R. Takanobu, Q. Zhu, J. Li, B. Peng, J. Gao, and M. Huang, 2020)

۳. طراحی و معماری سیستم‌ها

۳.۱. طراحی نرم‌افزاری دستیار مجازی

یک دستیار شخصی مجهز به هوش مصنوعی درواقع نرم‌افزاری است که دستورات گفتاری و نوشتاری شما را متوجه می‌شود و کاری که به آن محول کرده‌اید را به انجام می‌رساند. این دستیار در حقیقت نمونه‌ای از هوش مصنوعی ضعیف به‌شمار می‌آید زیرا تنها خواسته‌های کاربر را انجام می‌دهد. (E. Hosseini-Asl, B. McCann, 2020)

قابلیت‌های دستیار شخصی:

- باز کردن برنامه‌هایی از قبیل یوتیوب، جی‌میل، گوگل کروم و stack overflow .
- اعلام ساعت .
- گرفتن عکس .
- جستجو در وب‌سایت ویکی‌پدیا و جمع‌آوری داده از آن .
- پیش‌بینی آب و هوای شهرهای مختلف .
- نشان دادن سر خط خبرهای وب‌سایت .



- پاسخ دادن به سوالات محاسباتی و جغرافیایی .

(J. Devlin, M. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, 2019)

معماری سیستم‌های دستیار مجازی معمولاً چندلایه است:

- لایه سیستم‌عامل: مدیریت منابع پایه‌ای سیستم.
- لایه اپلیکیشن سازمانی: پشتیبانی از نیازهای خاص کسب‌وکارها.
- لایه اپلیکیشن کاربر: ارائه خدمات روزانه مانند مدیریت مالی و تقویم.

2.3. ماژول‌های اصلی سیستم‌های گفتگو

۱. تشخیص گفتار (ASR): تبدیل گفتار به متن با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق.

چالش‌ها: وجود نویز در محیط و تفاوت لهجه‌های کاربران.

۲. درک زبان طبیعی (NLU): تحلیل متن برای شناسایی نیت کاربر و استخراج اطلاعات کلیدی.

مثال: تشخیص درخواست کاربر برای رزرو هتل از میان جملات مختلف.

۳. مدیریت گفتگو: مدیریت جریان مکالمه بر اساس اطلاعات کاربر و پاسخ‌های مناسب.

مثال: استفاده از مدل‌های یادگیری تقویتی برای بهبود تعامل طولانی‌مدت.

(K. Gopalakrishnan, B. Hedayatnia, L. Wang, Y. Liu, and D. Hakkani, 2020)

۴. تولید زبان طبیعی (NLG): تولید پاسخ‌های انسانی و طبیعی برای کاربران.

مثال: نوآوری‌های طراحی سیستم‌های مدرن

۵. طراحی چندوجهی: امکان ترکیب داده‌های متنی، صوتی و تصویری برای تعامل بهتر.

۶. یادگیری تطبیقی: سیستم‌ها با مرور زمان و تعامل بیشتر، رفتار خود را بهبود می‌بخشند.

(H. Alamri, C. Hori, T. K. Marks, D. Batr, and D. Parikh, 2021)

۴. نتایج تجربی و تحلیل داده‌ها

۱.۴. مقایسه روش‌ها از نظر عملکرد

در آزمایش‌ها، روش پیشنهادی نسبت به روش‌های دیگر در موارد زیر بهتر عمل کرد:

- پوشش مفاهیم (Concept Coverage): توانایی شناسایی مفاهیم کلیدی در متن.
- دقت پاسخ‌دهی: ارائه پاسخ‌های دقیق‌تر با توجه به زمینه مکالمه.
- زمان پردازش: کاهش زمان پردازش نسبت به الگوریتم‌های سنتی.

(A. Radford, J. Wu, R. Child, D. Luan, D. Amodei, and I. Sutskever, 2019)

۲.۴. نمودارها و تحلیل‌های آماری

- نرخ پوشش: روش پیشنهادی با ۸۲.۳٪، برتری قابل توجهی نسبت به DL (۷۲.۱٪) و GA (۶۳.۹٪) نشان داد.
- دقت پاسخ‌ها: خطای کمتری در روش پیشنهادی مشاهده شد (کاهش خطا در مقایسه با GA به میزان ۱۲.۴٪).

(S. Kim, L. F. D'Haro, R. E. Banchs, J. D. Williams, and M. Henderson, 2017)

۳.۴. کاربردهای عملی در صنایع مختلف

- خدمات مشتری: چت‌بات‌های هوشمند برای پاسخگویی سریع به سوالات کاربران.
- پزشکی: شناسایی بیماری‌ها براساس مکالمات صوتی کاربران.
- تجارت: تحلیل نظرات کاربران برای پیش‌بینی تقاضای بازار. (J. Li et al, 2020)

۵. جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

این مقاله با بررسی جامع سیستم‌های دستیار مجازی و گفتگو انسان-ماشین، نشان داد که استفاده از روش‌های NLP، به‌ویژه روش پیشنهادی، می‌تواند به بهبود تجربه کاربر و کاهش هزینه‌های عملیاتی کمک کند.

۶. پیشنهاداتی برای تحقیق‌های آینده



○ پردازش چندوجهی (Multimodal Processing):

ترکیب داده‌های صوتی، متنی و تصویری برای بهبود تعاملات کاربر. (S. Kim, L. F. D'Haro, R. E. Banchs, J. D. Williams, and M. Henderson, 2017)

○ مدل‌های پیشرفته‌تر:

استفاده از مدل‌های ترنسفورمر مانند GPT برای افزایش دقت پاسخ‌ها.

بررسی تأثیر فرهنگ و زبان بر عملکرد سیستم‌های گفتگو. (E. Hosseini-Asl, B. McCann, 2020)

○ امنیت و حریم خصوصی:

تضمین حفاظت از داده‌های کاربران و جلوگیری از سوءاستفاده از اطلاعات. (P. Budzianowski et al., 2018)

○ آموزش سیستم‌ها برای زبان‌های کم‌منبع:

توسعه مدل‌هایی که بتوانند با داده‌های کمتر به دقت بالایی دست یابند.

(A. Radford, J. Wu, R. Child, D. Luan, D. Amodei, and I. Sutskever, 2021)



منابع

- [1] J. Williams, A. Raux, D. Ramachandran, and A. Black, "The dialog state tracking challenge," in Proc. SIGDIAL 2013 Conf., 2013, pp. 404–413.
- [2] M. Henderson, B. Thomson, and J. D. Williams, "The second dialog state tracking challenge," in Proc. 15th Annu. Meeting Special Int. Group Discourse Dialogue (SIGDIAL), 2014, pp. 263–272.
- [3] M. Henderson, B. Thomson, and J. D. Williams, "The third dialog state tracking challenge," in Proc. IEEE Spoken Lang. Technol. Workshop (SLT), 2014, pp. 324–329.
- [4] S. Kim, L. F. D'Haro, R. E. Banchs, J. D. Williams, and M. Henderson, "The fourth dialog state tracking challenge," in Dialogues with Social Robots. Berlin, Germany: Springer, 2017, pp. 435–449.
- [5] S. Kim, L. F. D'Haro, R. E. Banchs, J. D. Williams, M. Henderson, and K. Yoshino, "The fifth dialog state tracking challenge," in Proc. Spoken Lang. Technol. Workshop (SLT), 2016, pp. 511–517.
- [6] C. Hori et al., "Overview of the sixth dialog system technology challenge: DSTC6," Comput. Speech Lang., vol. 55, pp. 1–25, 2018.
- [7] K. Yoshino et al., "Overview of the seventh dialog system technology challenge: DSTC7," Comput. Speech & Lang., vol. 62, 2020.
- [8] C. Gunasekara, J. K. Kummerfeld, L. Polymenakos, and W. S. Lasecki, "Dstc7 task 1: Noetic end-to-end response selection," in Proc. 1st Work- shop NLP Conversational AI, Florence, Italy, 2019, pp. 60–67.
- [9] C. Gunasekara, J. K. Kummerfeld, L. Polymenakos, and W. Lasecki, "Dstc7 task 1: Noetic end-to-end response selection," in Proc. First Work- shop NLP Conversational AI, 2019, pp. 60–67.
- [10] M. Galley, C. Brockett, X. Gao, J. Gao, and B. Dolan, "Grounded response generation task at dstc7," in Proc. AAAI Dialog System Technol. Challenges Workshop, 2019.
- [11] H. Alamri, C. Hori, T. K. Marks, D. Batr, and D. Parikh, "Audio visual scene-aware dialog (AVSD) track for natural language generation in dstc7," in Proc. DSTC7 AAAI2019 Workshop, 2018, .
- [12] S. Kim et al., "Overview of the eighth dialog system technology challenge," IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing.
- [13] S. Kim, M. Eric, K. Gopalakrishnan, B. Hedayatnia, Y. Liu, and D. Hakkani-Tur, "Beyond domain APIs: Task-oriented conversational modeling with unstructured knowledge access," in Proc. 21th Annu. Meeting Special Int. Group Discourse Dialogue, Jul. 2020, Available: <https://www.aclweb.org/anthology/2020.sigdial-1.35>
- [14] M. Eric et al., "MultiWOZ 2.1: A consolidated multi-domain dialogue dataset with state corrections and state tracking baselines," in Proc. 12th Lang. Resour. Eval. Conf., Marseille, France, 2020, pp. 422–428.



- [15] K. Gopalakrishnan, B. Hedayatnia, L. Wang, Y. Liu, and D. Hakkani- Tür, “Are neural open-domain dialog systems robust to speech recognition errors in the dialog history? an empirical study,” in Proc. INTERSPEECH, 2020, pp. 911–915.
- [16] S. Kim et al., “The Eighth Dialog System Technology Challenge,” IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2019, arXiv:1911.06394.
- [17] J. Li et al., “Results of the multi-domain task-completion dialog challenge,” in Proc. 34th AAAI Conf. Artif. Intell. 8th Dialog System Technol. Challenge Workshop, 2020.
- [18] R. Takanobu, Q. Zhu, J. Li, B. Peng, J. Gao, and M. Huang, “Is your goal-oriented dialog model performing really well? empirical analysis of system-wise evaluation,” in Proc. 21th Annu. Meeting Special Int. Group Discourse Dialogue, 2020.
- [19] D. Ham, J.-G. Lee, Y. Jang, and K.-E. Kim, “End-to-end neural pipeline for goal-oriented dialogue systems using GPT-2,” in Proc. 58th Annu. Meeting Assoc. Computat. Linguistics, 2020.
- [20] .Peng, C. Li, J. Li, S. Shayandeh, L. Liden, and J. Gao, “Soloist: Building task bots at scale with transfer learning and machine teaching,” Trans. Assoc. Comput. Linguistics, 2021.
- [21] E. Hosseini-Asl, B. McCann, C.-S. Wu, S. Yavuz, and R. Socher, “A simple language model for task-oriented dialogue,” Advances Neural Inf. Process. Syst., vol. 33, pp. 20179–20191, 2020.
- [22] A. Radford, J. Wu, R. Child, D. Luan, D. Amodei, and I. Sutskever, “Language models are unsupervised multitask learners,” OpenAI blog, vol. 1, no. 8, p. 1–24, 2019.
- [23] P. Budzianowski et al., “Multiwoz-a large-scale multi-domain wizard-of-oz dataset for task-oriented dialogue modelling,” in Proc. Conf. Empirical Methods Natural Lang. Process. 2018, pp. 5016–5026.
- [24] Q. Zhu et al., “Convlab-2: An open-source toolkit for building, evaluating, and diagnosing dialogue systems,” in Proc. 58th Annu. Meeting Assoc. Comput. Linguistics: System Demonstrations, 2020, pp. 142–149.
- [25] S. Lee et al., “Convlab: Multi-domain end-to-end dialog system platform,” in Proc. 57th Conf. Assoc. Comput. Linguistics, 2019.
- [26] J. Devlin, M. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, “BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding,” in Proc. 2019 Conf. North Amer. Chapter Assoc. Comput. Linguistics: Hum. Lang. Technol., 2019.
- [27] J. Schatzmann, B. Thomson, K. Weilhammer, H. Ye, and S. Young, “Agenda-based user simulation for bootstrapping a pomdp dialogue system,” in Proc. Hum. Lang. Technol. 2007: Conf. North Amer. Chapter Assoc. Comput. Linguistics; Companion Volume, 2007.
- [28] S. Bao et al., “Plato-2: Towards building an open-domain chatbot via curriculum learning,” in Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL-IJCNLP, pages 2513–2525, 2021.



A Review of Virtual Assistant Design and Human-Machine Conversation Systems Based on Natural Language Processing Algorithms

First Author: Seyedeh Akram Mousavi

Master's Student in Artificial Intelligence, Apadana Institute of Higher Education, Shiraz

Second Author: Dr. Haleh Homayoni

Assistant Professor, Faculty Member, Computer Engineering Department, Apadana Institute of Higher Education, Shiraz

Third Author: Zahra Tasmim Ghathei

Master's Degree, Computer Engineering Department, Apadana Institute of Higher Education, Shiraz

Abstract

Natural Language Processing is a field of computer science, linguistics, and artificial intelligence that deals with the interaction between human language and computers and gives computers the ability to understand text and spoken words in the same way that the human brain can. Artificial intelligence, especially in the field of natural language processing (NLP), has revolutionized the way humans and machines interact. The first efforts in NLP began with the Turing test, which aimed to measure the intelligence of machines through conversation. Projects such as "Machine Translation" were launched in this decade. One of the first important programs was the ELIZA program, which was able to simulate simple human interactions. Virtual assistant and human-machine conversational systems have attracted the attention of many researchers due to their personalized services, real-time responsiveness, and wide applications in various industries. This paper reviews the design methods of these systems, focusing on deep learning (DL) algorithms, genetic algorithms (GA), and a new proposed method. In addition, by analyzing the experimental results, it is shown that the proposed method performs better than other methods with higher accuracy and coverage rates.

Keywords: Conversation, Interaction, Machine Translation, Virtual Assistant.