University of Tehran Prees

Journal of Language Research

Online ISSN: 2676-3362

https://jolr.ut.ac.ir

Matching Course Content with Learner Preferences in E-learning Systems Based on the Memetic Algorithm

Mansoureh Delaramifar ✉[1], Tayebeh Sargazi Moghadam [2]

1. Corresponding Author, Department of English Language Teaching, Farhangian University, Tehran, Iran. E-mail: mdelarami@cfu.ac.ir

2. Department of Computer Science, University of Sistan and Baluchestan, Sistan and Baluchestan, Iran. E-mail: sargazi@gmail.com

Article Info

Article Type:
Research Article

Article History:

Received:
18, July, 2024

In Revised Form:
5, December, 2024

Accepted:
10, December, 2024

Published Online:
19, January, 2025

Keywords: Memetic algorithm, E-Learning, cultural and educational knowledge, learner preferences

Abstract

Since, due to the advancement of technology, mankind solves many of its educational needs, such as learning foreign languages, through electronic education, upgrading electronic learning systems with educational infrastructure become very important. Therefore, this research aims to introduce an efficient method to provide the most appropriate educational content for the learner by discovering her interests and preferences and adapting it to educational and cultural issues by using artificial intelligence techniques. In this regard, The present study uses a decision-making framework using a Memetic optimization algorithm to extract the best match between available learning paths and activities. It also provides the best possible response, which is the system's best decision for each individual's learning, using a linear formula and determining personal factors such as the learner's knowledge level and preferences. The resulting educational framework was tested on 40 students, 12-15 year old. In this experiment, a control group of 20 and an experimental group of 20 were considered, and the framework was given to the experimental group and the control group learned using traditional methods such as books. SPSS software was used for data analysis. In addition, in the last class session, a survey was used to examine the experimental group on issues such as interest in e-learning, willingness to continue the class, need for more breaks, and willingness to continue learning English in this way. The findings showed that the average post-test score of the control group after training through textbook-based content was 14.8750 and the average post-test score of the experimental group that was trained with diverse content considering the learner's preferences was 16.7500. On the other hand, the significance level test indicates that the use of an e-learning program based on learner preferences had a significant ($p < 0.05$) effect on the experimental group, and as a result, it refers to the greater effect of e-learning with considering learner preferences compared to traditional learning.The final achievement was evaluated using multi-part software plugins from the point of view of flexibility, efficiency and interoperability through user satisfaction testing. Considering that more than seventy percent of users were satisfied with the learning efficiency and flexibility of the system, the results indicate that the system's output will have a more favorable effect on individual learning.

Cite this The Author(s): Delaramifar,M., Sargazi Moghadam, T.,(2024-2025): Matching Course Content with Learner Preferences in E-learning Systems Based on the Memetic Algorithm; Journal of Language Researches, No. 2, Vol.15 , Serial No. 29, Autumn & Winter - (125-156)- DOI: 10.22059/jolr.2024.379570.666890.

Publisher: University of Tehran Press.

1. Introduction

In contemporary society, Information and Communication Technologies (ICTs) have become inextricably interwoven with the fabric of human existence. One of the pivotal domains experiencing a profound transformation due to this technological advancement is education, giving rise to the burgeoning field of e-learning, or electronic learning. E-learning encompasses the utilization of electronic systems to facilitate the acquisition of knowledge.

Artificial intelligence (AI) has emerged as a cornerstone technology within the e-learning landscape, possessing the capability to analyze voluminous datasets, discern intricate patterns, and subsequently formulate informed decisions. AI can be effectively leveraged to facilitate the acquisition of diverse languages, thereby contributing significantly to both time and cost optimization. The judicious integration of AI within the e-learning milieu encompasses the selection of high-quality educational materials and the development of engaging learning activities. This synergistic approach not only enriches the online learning experience but also significantly enhances learner satisfaction and engagement levels. Learner satisfaction tends to exhibit a positive correlation with the extent to which their individual preferences are comprehensively considered in the curricular design and the judicious utilization of their preferred learning modalities. Extensive research on AI algorithms has unequivocally demonstrated the efficacy of the memetic algorithm as an optimal methodology for the selection of educational content that is meticulously tailored to individual learner needs. Characterized by its evolutionary framework, this sophisticated algorithm seamlessly integrates local search strategies, thereby ensuring the provision of highly personalized and efficacious learning activities for each user.

A salient distinction of the present study vis-à-vis prior research endeavors resides in the conspicuous absence of a pronounced emphasis on learner preferences within the context of earlier e-learning programs. Consequently, this research endeavors to bridge this critical gap by establishing a robust and meaningful connection between web-based course content and the unique interests and preferences of individual learners. This study seeks to empirically demonstrate the efficacy of AI algorithms, such as the memetic and fuzzy algorithms, in effectively aligning educational content with the specific preferences of individual learners within the e-learning ecosystem. Furthermore, this research posits that the memetic algorithm possesses the inherent potential to provide a suite of optimized solutions for enhancing the performance of English language learning programs and consequently augmenting overall learning outcomes.

2. Literature Review

A comprehensive review of the existing literature reveals a dearth of empirical research that has systematically investigated the profound impact of incorporating learner preferences into the intricate fabric of the learning process. Sargazi-Moghadam et al. (2023) presented compelling evidence that the memetic algorithm possesses the remarkable capacity to align learner emotions with the dynamically evolving course content. Similarly, the seminal study conducted by Turki et al. (2020) on deep learning in conjunction with the memetic algorithm demonstrated its remarkable capability to identify the most expedient and efficacious pathways between designated points, thereby enabling the provision of significantly improved learning activities for individual users. Furthermore, the pioneering work of Edanir et al. (2020) unequivocally highlighted the profound and pervasive influence of learner preferences on the attainment of optimal academic learning outcomes.

Cognizant of the aforementioned gap in the existing body of research pertaining to e-learning for English as a second language within the context of learner preferences, this study proposes a novel and optimized approach that not only enhances the overall learning experience for users but also fosters a significantly higher level of engagement with e-learning platforms.

3. Materials and Methods

The present study uses a decision-making framework with a Memetic optimization algorithm to extract the best match between available learning paths and activities. It also provides the best possible response, which is the system's best decision for each individual's learning, using a linear formula and determining personal factors such as the learner's knowledge level and preferences. The resulting educational framework was tested on 40 students, aged 12-15. In this experiment, a control group of 20 and an experimental group of 20 were considered, and the framework was given to the experimental group, while the control group learned using traditional methods such as books. SPSS software was used for data analysis. In addition, during the last class session, a survey was used to examine the experimental group on issues such as their interest in e-learning, willingness to continue the class, need for more breaks, and willingness to continue learning English in this way.

4. Discussions and conclusion

The findings showed that the average post-test score of the control group after training through textbook-based content was 14.8750 and the average post-test score of the experimental group that was trained with diverse content considering the learner's preferences was 16.7500. While the average pre-test score of these two groups was 10.2250 and 10.8000, respectively, which are almost close to each other. The post-test standard deviation is also close to zero, which indicates a low dispersion of data. On the other hand, the significance level test indicates that the use of an e-learning program based on learner preferences had a significant ($p < 0.05$) effect on the experimental group, and as a result, it refers to the greater effect of e-learning with considering learner preferences compared to traditional learning.

The post-test scores obtained from both experimental groups unequivocally demonstrated that the blended learning approach, characterized by its inherent flexibility, ease of access, and the provision of a diverse array of web-based learning environments, exhibited superior efficacy, thereby corroborating the findings of a previous study conducted by Hung et al. (2023). Furthermore, qualitative data obtained through participant surveys consistently highlighted the numerous positive aspects of the program, including its exceptional ease of access, the provision of a wide variety of engaging content, and the highly commendable alignment of the program with the individual learning interests of each participant.

Moreover, the empirical findings of this study exhibit a strong degree of congruence with the findings of a previous study conducted by Tyang et al. (2017), which meticulously explored the multifaceted impact of the memetic algorithm on individual emotions, cognitive processes, and cerebral activity during the learning process. In the present study, participants consistently reported a significantly more enjoyable and enriching learning environment and, upon completion of the final survey, overwhelmingly expressed a strong preference for future learning experiences that are meticulously tailored to their individual preferences.

Furthermore, the research conducted by Sargazi-Moghadam et al. (2023), utilizing the Acompra algorithm (2010), provided compelling evidence that the identification and subsequent analysis of specific emotional states, such as joy, sadness, and stress, can be effectively achieved. Furthermore, this study demonstrated that the judicious application of sophisticated decision-making algorithms can effectively facilitate the selection of optimally appropriate course content that is meticulously aligned with the unique emotional landscape of each individual learner.

دانشگاه تهران

پژوهش‌های زبانی

شاپای الکترونیکی: ۲۳۶۲-۲۶۷۶

https://jolr.ut.ac.ir/

تطبیق محتوای درسی زبان انگلیسی با ترجیحات یادگیرنده در نظام‌های آموزش الکترونیکی بر اساس الگوریتم ممتیک

منصوره دلارامی فر[1]✉؛ طیبه سرگزی مقدم[2]

۱. نویسنده مسئول گروه آموزش زبان انگلیسی، دانشگاه فرهنگیان. تهران، ایران. رایانامه: mdelarami@cfu.ac.ir

۲. گروه علوم کامپیوتر، دانشگاه سیستان و بلوچستان، سیستان و بلوچستان، ایران. رایانامه: sargazi@gmail.com

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:
علمی – پژوهشی
تاریخ دریافت:
۱۴۰۲/۰۸/۱۹

تاریخ بازنگری:
۱۴۰۳/۰۴/۲۸

تاریخ پذیرش:
۱۴۰۳/۰۹/۲۰

تاریخ انتشار:
۱۴۰۳/۱۰/۳۰

واژه‌های کلیدی:
الگوریتم ممتیک، ترجیحات یادگیرنده، الگوریتم فازی، هوش مصنوعی، آموزش الکترونیکی

چکیده

امروزه فناوری اطلاعات و ارتباطات بخش جدایی‌ناپذیر از زندگی بشر است. یکی از زمینه‌هایی که سهم عمده‌ای از این فناوری را به خود اختصاص می‌دهد یادگیری است؛ به نحوی که استفاده از فناوری‌های اطلاعات و ارتباطات در این زمینه منجر به ظهور حیطه نوینی تحت عنوان یادگیری الکترونیکی یا آموزش الکترونیکی به معنی بهره‌گیری از نظام‌های الکترونیکی مانند کامپیوتر، اینترنت، دیسک‌های آموزش الکترونیکی جهت آموزش است. از این رو، ارتقاء نظام‌های یادگیری الکترونیکی اهمیت ویژه‌ای می‌یابد؛ بنابراین، پژوهش حاضر بر آن است که با به‌کارگیری فن‌های هوش مصنوعی، روشی کارآمد جهت فراهم‌سازی مناسب‌ترین محتوای آموزشی زبان انگلیسی برای یادگیرنده را از طریق کشف علایق و ترجیحات وی معرفی نماید. پژوهش حاضر از یک چارچوب تصمیم‌گیری با بهره‌برداری از الگوریتم بهینه‌سازی ممتیک جهت استخراج مناسب‌ترین تطبیق بین مسیرها و فعالیت های یادگیری در دسترس استفاده کرده است. همچنین، با استفاده از یک فرمول خطی و تعیین فاکتورهای شخصی از قبیل میزان دانش یادگیرنده و ترجیحات وی بهینه ترین پاسخ ممکن که همان بهترین تصمیم سیستم برای یادگیری هر فرد است، ارائه داده است. فریم ورک آموزشی به دست آمده بر روی تعداد ۴۰ دانش آموز ۱۲-۱۵ سال آزمایش گردید. در این آزمایش، یک گروه کنترل شامل ۲۰ نفر و یک گروه آزمایش شامل ۲۰ نفر در نظر گرفته شد و فریم ورک در اختیار گروه آزمایش قرار گرفت و گروه کنترل با استفاده از روش‌های سنتی از قبیل کتاب به یادگیری پرداختند. در تحلیل داده‌ها از نرم‌افزار SPSS استفاده گردید. همچنین، در جلسه آخر کلاس با استفاده از یک نظرسنجی از گروه آزمایش مواردی از قبیل علاقه مندی افراد به یادگیری الکترونیکی، تمایل به استمرار کلاس، نیاز به زمان استراحت بیشتر و تمایل به ادامه یادگیری زبان انگلیسی از این طریق مورد بررسی قرار گرفت. یافته‌ها نشان دادند که میانگین نمره پس‌آزمون گروه کنترل پس از آموزش از طریق محتوای درسی کتاب محور ۱۴،۸۷۵۰ و میانگین نمره پس آزمون گروه آزمایش که با در نظر گرفتن ترجیحات یادگیرنده و با استفاده از محتوای متنوع آموزش دیده بودند ۱۶،۷۵۰۰ بوده است. در حالی‌که میانگین نمره پیش‌آزمون این دو گروه ۱۰،۲۲۵۰ و ۱۰،۸۰۰۰ است که تقریباً نزدیک به یکدیگر قرار داشته است. همچنین، انحراف معیار پس آزمون نزدیک به صفر است که نمایانگر پراکندگی اندک داده‌ها است. از سوی دیگر، بررسی سطح معناداری حاکی از این است که استفاده از برنامه آموزشی الکترونیکی بر اساس ترجیحات یادگیرنده دارای تأثیر معنادار ($p < 0.05$) بر گروه آزمایش بوده است و در نتیجه اشاره به تأثیر بیشتر آموزش الکترونیکی با در نظر گرفتن ترجیحات یادگیرنده نسبت به یادگیری سنتی افراد دارد. با توجه به تأثیر بیشتر آموزش الکترونیکی با استفاده از الگوریتم ممتیک، یادگیری افراد هنگامی‌که از آنها در ارتباط با علایق و ترجیحاتشان سؤال می‌شود و بر اساس آن به آموزش می‌پردازند، افزایش می یابد و فرد با محتوای شخصی‌سازی‌شده نتیجه بهتری در پایان دوره آموزش به‌دست خواهد آورد. در نتیجه، استفاده از الگوریتم ممتیک در یادگیری الکترونیکی باعث بهینه‌سازی نمرات یادگیرندگان خواهد شد

استناد: دلارامی فر، منصوره؛ سرگزی مقدم، طیبه؛ (۱۴۰۳): تطبیق محتوای درسی زبان انگلیسی با ترجیحات یادگیرنده در نظام‌های آموزش الکترونیکی بر اساس الگوریتم ممتیک، پژوهش‌های زبانی، سال ۱۵، شمارهٔ ۲، پاییز و زمستان، پیاپی ۲۹- (۱۵۶-۱۲۵). DOI: 10.22059/jolr.2024.379570.666890.

CC BY

ناشر: مؤسسهٔ انتشارات دانشگاه تهران

۱. مقدمه

امروزه فناوری اطلاعات و ارتباطات[1] بخش جدایی‌ناپذیر از زندگی بشر است. این واژه در اوایل دهه ۱۹۹۰ در ادبیات فناوری و سپس در ادبیات برنامه‌ریزی توسعه، مطرح شد. یکی از زمینه‌هایی که سهم عمده‌ای از این فناوری را به خود اختصاص می‌دهد یادگیری است؛ به نحوی که استفاده از فناوری‌های اطلاعات و ارتباطات در این زمینه منجر به ظهور حیطه نوینی تحت عنوان یادگیری الکترونیکی[2] یا آموزش الکترونیکی به معنی بهره‌گیری از نظام‌های الکترونیکی مثل کامپیوتر، اینترنت، دیسک‌های آموزش الکترونیکی جهت آموزش است (هانگ[3] و همکاران، ۲۰۰۶). در این نوع یادگیری محدودیت های مکان، زمان و سن یادگیرنده که حذف آنها روزگاری دور از ذهن به نظر می‌رسید، دیگر محدودیتی بزرگ برای آموزش تلقی نمی‌شود (ناسیوبی[4] و همکاران، ۲۰۱۱). یادگیری الکترونیکی معمولاً انعطاف‌پذیری دسترسی را در هر زمان و مکان فراهم می‌کند و به شرکت‌کنندگان اجازه می‌دهد، فارغ از زمان و مکان به یادگیری محتوای مورد نظر خود بپردازند (بوتیکاریو و سانتوس[5]، ۲۰۰۸، بریهی، ۱۳۹۷). امکانات ابررسانه‌ای[6]، چندرسانه‌ای[7]، ارتباطی، اطلاعاتی و شبیه‌سازهای این محیط می‌تواند فرصت‌های یادگیری غیرخطی[8] را برای یادگیرنده تسهیل و کنترل او را بر فرآیند یادگیری افزایش دهد (فرناندز، ۲۰۱۲).

هوش مصنوعی[9] یکی از ابزارهای یادگیری الکترونیکی است که می‌توان به عنوان نوعی فنّاوری معرفی گردد که قابلیت تفکر دارد و می‌تواند تا حد زیادی از تفکرات انسان الگوبرداری و تقلید کند (هوشیار امیری و همکاران، ۱۳۹۴، سراجی و عطاران، ۱۳۹۱)؛ بنابراین می‌توان گفت که هوش مصنوعی شبیه‌سازی هوش انسانی است که برای انجام وظایفی برنامه‌ریزی‌شده که هوش انسان به آن‌ها نیاز دارد. از وظایف هوش مصنوعی می‌توان به یادگیری، استدلال، حل مسئله، درک و سازگاری با داده‌های جدید اشاره کرد. نظام‌های هوش مصنوعی می‌توانند حجم زیادی از داده‌ها را تجزیه و تحلیل کنند، الگوها را تشخیص دهند و بر اساس آن‌ها تصمیم بگیرند. از هوش مصنوعی همچنین

1 . Information and communication technology, ICT
2. E-learning
3. Huang, et. al.
4. Nkasiobi
5. Boticario and Santos,
6. Hypermedia
7. Multimedia
8. Non-linear
9. Artificial intelligence (AI)

می‌توان برای یادگیری زبان‌های مختلف استفاده کرد و در وقت و هزینه صرفه‌جویی نمود؛ بنابراین، هوش مصنوعی به طور چشمگیری بر مسیر یادگیری و نوع تعامل ما با افراد مختلف تأثیر داشته است و به عنوان یک سیستم یادگیری الکترونیک، به کمک الگوریتم‌های برنامه‌ریزی عصبی-زبانی[1] و پلتفرم‌های یادگیری زبان می‌توانند در تقویت زبان به انسان کمک کنند. این پلتفرم‌ها از الگوریتم‌های یادگیری زبان استفاده می‌کنند تا ساختار و متن زبان را تحلیل و درک کنند و تجربه یادگیری شخصی‌سازی‌شده و یادگیری تطبیقی را برای فرد به ارمغان بیاورند (هینتون و سالاخودینف[2]، ۲۰۰۶).

در واقع، استفاده از هوش مصنوعی در انتخاب مواد آموزشی با کیفیت بالا، توسعه فعالیت‌های یادگیری مانند تکالیف، چت، بانک اطلاعاتی، انجمن، واژه‌نامه، آزمون و فعالیت‌های تعاملی، دوره‌های آنلاین را غنی می‌کند و در نتیجه رضایت و مشارکت فراگیران در دوره‌ها افزایش می‌یابد. رضایت فراگیران از دوره‌های یادگیری الکترونیکی زمانی افزایش می‌یابد که از رسانه‌های مورد علاقه خود استفاده کنند و ترجیحات آنها در برنامه درسی بگنجد (ادانیر[3]، ۲۰۲۰). در این راستا، توجه به ترجیحات یادگیرندگان برای انتخاب نوع منابع و فعالیت‌های یادگیری که باید در یک محیط یادگیری الکترونیکی گنجانده شود، حائز اهمیت می‌شود.

از سوی دیگر، پژوهش‌ها در ارتباط با الگوریتم‌های هوش مصنوعی نشان دادند که استفاده از الگوریتم ممتیک می‌تواند روشی بهینه در انتخاب محتوای آموزشی برای یادگیرندگان باشد. زیرا الگوریتم ممتیک، دارای چارچوب تکاملی است و یک الگوریتم جستجوی محلی را تشکیل می‌دهد و می‌تواند فعالیت‌های مناسب‌تری را به کاربر ارائه دهد. این الگوریتم دارای الگوی بهینه‌سازی میان‌رشته‌ای کارآمد است که با موفقیت در زمینه‌های مختلفی از جمله یادگیری ماشینی، کشف دانش، اقتصاد، مهندسی و زمان‌بندی به کار گرفته شده است (نیری[4] و همکاران، ۲۰۱۲). الگوریتم ممتیک با گنجاندن یک عملگر جستجوی محلی و در نتیجه بهبود روش انتخاب فعالیت می‌تواند سرعت جستجو را برای یافتن کمترین زیرمجموعه تسریع بخشد (ژو[5] و همکاران، ۲۰۰۷). دو

1 . Natural language processing, NLP
2. Hinton and Salakhutdinov
3. Adanir et al, 2020
4. Neri, Cotta and Moscato
5. Zhu, Ong and Dash

ویژگی متمایز این الگوریتم شامل: الف) به‌روزرسانی زیرمجموعه‌های ژن به صورت مکرر ب) معرفی عملگرهای اضافه جهت انتخاب صحیح ژن‌ها می‌شود (میاو[1] و همکاران، ۲۰۲۲).

با این حال، مروری بر تاریخچه مطالعات نشان داد که تحقیقات اندکی جهت استفاده از ترجیحات یادگیرنده در فرایند یادگیری انجام شده است. سرگزی مقدم و همکاران (۲۰۲۳) نشان دادند که با استفاده از الگوریتم ممتیک می‌توان به تطبیق میان احساسات یادگیرنده و محتوای درسی پرداخت. پژوهش ترکی[2] و همکاران (۲۰۲۰) نیز در ارتباط با یادگیری عمیق با استفاده از الگوریتم ممتیک حاکی از این است که الگوریتم ممتیک می‌تواند کوتاه‌ترین و بهینه‌ترین مسیر را بین مبدأ و مقصد بیابد و فعالیت‌های بهتری در اختیار کاربر قرار دهد. همچنین، ادانیر و همکاران (۲۰۲۰) نشان دادند که ترجیحات یادگیرنده می‌تواند تأثیر بیشتری در یادگیری کاربران دانشگاهی داشته باشد. در ایران نیز می‌توان به سرگزی مقدم و راحتی (۱۳۹۲) اشاره کرد که از الگوریتم ممتیک برای تولید آموزش الکترونیکی و طراحی محتوای آموزشی بر پایه وب استفاده کردند. از سوی دیگر، ذوالفقاری و راحتی (۱۳۹۳) به تولید درس الکترونیکی مطابق با ویژگی‌های یادگیری هر دانش‌آموز، با استفاده از برخی استانداردهای آموزش الکترونیک، تئوری‌های آموزشی و در نهایت ارزیابی نتایج آموزشی با استفاده از الگوریتم ممتیک پرداختند. اکنون با توجه به خلأ موجود در یادگیری الکترونیکی زبان انگلیسی بر اساس ترجیحات یادگیرنده و اهمیت تطبیق فعالیت‌های ارائه‌شده با ترجیحات وی در این پژوهش به ارائه روشی بهینه خواهیم پرداخت که باعث افزایش یادگیری کاربران و استفاده بیشتر از محیط یادگیری الکترونیکی شود.

آنچه پژوهش حاضر را از سایر پژوهش‌های پیشین متمایز می‌سازد، عدم توجه به ترجیحات یادگیرنده در برنامه‌های آموزش الکترونیکی قبل است. بنابراین، با توجه به هدف اصلی پژوهش حاضر که ایجاد ارتباط میان محتوای درسی موجود در محیط وب و علایق و ترجیحات یادگیرنده است، این پژوهش سعی دارد اثبات نماید که می‌تواند با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی از قبیل ممتیک و فازی میان محتوای آموزشی با ترجیحات یادگیرنده در نظام‌های آموزش الکترونیکی تطبیق ایجاد نماید و الگوریتم ممتیک می‌تواند راه حلی ارائه دهد که عملکرد برنامه‌های آموزش زبان انگلیسی را بهینه سازد و یادگیری را افزایش دهد. بنابراین در این پروژه به دو سؤال اصلی زیر پاسخ داده

1. Miao, Wo, Cai and Wang
2. Turky et. al

می‌شود: ۱- آیا در نظر گرفتن محتوای درسی بر اساس ترجیحات یادگیرنده می‌تواند تأثیری بر یادگیری فرد داشته باشد؟ ۲- آیا از الگوریتم ممتیک می‌توان جهت بهینه‌سازی فرایند یادگیری الکترونیکی زبان انگلیسی به عنوان زبان دوم استفاده کرد؟

پژوهش حاضر متشکل از چهار بخش توصیفی است: بخش دوم، پیشینه پژوهش که مطالعات مرتبط پیشین را مطرح می‌کند. بخش سوم، روش‌شناسی پژوهش است که روش گردآوری داده‌ها و ویژگی شرکت‌کننده‌ها و ساختار نظام‌های آموزش الکترونیکی و تئوری‌های هوشمند به‌کار رفته در پژوهش حاضر را نشان می‌دهد. بخش چهارم، به توصیف آماری به دست آمده از پژوهش می‌پردازد. در بخش پنجم، بحث در ارتباط با مقایسه نتایج با پژوهش‌های قبلی مورد بررسی قرار می‌گیرد. در بخش ششم نیز به نتیجه‌گیری حاصل از روش بهینه‌سازی و پژوهش‌های آتی اشاره می‌شود.

۲. پیشینهٔ پژوهش

در سال‌های اولیه استفاده از هوش مصنوعی در آموزش، معرفی یادگیری الکترونیک و ابزارهای کاربردی آن بیشتر مورد توجه قرار می‌گرفت. پاستور[1] (۲۰۰۲) به یادگیری الکترونیکی با استفاده از فناوری اینترنت در ساخت برنامه درسی اشاره کرد. هدف وی بررسی توسعه آموزش از راه دور از دوره‌های ویدیویی تعاملی و مبتنی بر رایانه تا آموزش مبتنی بر وب بوده است. سینگ و همکاران[2] (۲۰۰۵) نیز در پژوهشی چنین توصیف کردند که اینترنت یک توسعه فناورانه است که نه تنها روش حفظ و دسترسی جامعه به دانش را تغییر می‌دهد، بلکه می‌تواند مدل‌های سنتی آموزش عالی، به‌ویژه ارائه و تعامل با مواد درسی و منابع مرتبط را نیز تغییر دهد. استفاده از اینترنت برای ارائه ابتکارات آموزش الکترونیکی انتظاراتی را هم در بازار کسب و کار و هم در مؤسسات آموزش عالی ایجاد کرده است. در این راستا، ابنر[3]، (۲۰۰۷) معتقد بود که آموزش الکترونیکی دانشگاه‌ها را قادر می‌سازد تا گستره جغرافیایی فعلی خود را گسترش دهند، بر دانشجویان آینده‌نگر جدید سرمایه‌گذاری کنند و خود را به عنوان ارائه‌دهندگان آموزشی جهانی تثبیت کنند. وی به بررسی مسائل پیرامون اجرای آموزش الکترونیکی در آموزش عالی، از جمله ساختار و ارائه آموزش عالی، پیامدهای آن برای دانشجویان و اساتید و تأثیر جهانی بر جامعه پرداخت. پیش از این، دارلینگ[4] (۲۰۰۲) استدلال کرده

1. pastor
2. Singh, et. al.
3. Ebner
4. Darling

بود که چنین پذیرش گسترده‌ای از روش‌های آموزش الکترونیکی در مؤسسات آموزش عالی، پیامدهای گسترده‌تری را در مورد ساختار سازمانی ایجاد می‌کند. این نکته توسط شابا[1] (۲۰۰۰) نیز اشاره شده است که نشان می‌دهد دانشگاه‌ها در آن زمان در مورد پذیرش و ادغام آموزش الکترونیکی و سایر تغییرات فنّاورانه در ساختارهای سازمانی خود بی‌تجربه هستند.

در سال‌های اخیر، شخصی‌سازی برنامه‌های آموزش الکترونیک بسیار مورد توجه قرار گرفت. در این راستا پژوهشگران به بررسی ویژگی‌های فردی، احساسات، ترجیحات و انگیزه یادگیرنده پرداختند تا بدین طریق بتوانند یادگیری را تسهیل بخشند. از جمله احساس و نقش آن در طراحی و کاربرد نظام‌های محاسباتی محبوبیت بیشتری در بین محققان حوزه یادگیری و آموزش پیدا کرده است. پژوهش‌های انجام‌شده اهمیت عاطفه را در فرآیند یاددهی/یادگیری نشان می‌دهد (التویرقی[2] و همکاران، ۲۰۲۱؛ لی[3] و همکاران، ۲۰۱۱؛ ارگان[4]، ۲۰۰۳؛ زولکیفلی[5] و همکاران، ۲۰۲۰). برای مثال، وانگ و کانگ[6] (۲۰۰۶) در مطالعه خود، نظریه‌ای را برای مؤثرتر ساختن آموزش از طریق همکاری با عوامل شناختی، عاطفی و اجتماعی، توصیه کردند. همچنین، کورت[7] و همکاران (۲۰۰۱) مدلی از احساسات مربوط به مراحل مختلف یادگیری را توسعه دادند. آنها طیفی از حالات عاطفی را شناسایی کردند که می‌تواند در نظام‌های مبتنی بر رایانه اعمال شود، به طوری که مربیان می‌توانند وضعیت عاطفی دانش‌آموز را جهت شخصی‌سازی فرایند در طول یادگیری تشخیص دهند. با این حال، آزمایش آنها به شناسایی احساسات یادگیرنده ختم شد.

در یک مطالعه مشابه، تاینگ[8] و همکاران (۲۰۱۷) یک رویکرد تکاملی اساسی برای درک تأثیرات احساسات بر یادگیری و حافظه و نقش‌های عملکردی نواحی مختلف مغز و تعاملات متقابل آنها در مورد پردازش عاطفی را مطرح کردند. آنها تأثیر احساسات بر حافظه را خلاصه کردند و پیامدهای آن را برای محیط‌های آموزشی ترسیم کردند. علاوه

1. Shaba
2 .Altuwairqi
3. Lee
4. O’Regan
5. Zulkifli
6. Wang and Kang
7. Kort
8. Tang

بر این، آنها از تصویربرداری عصبی برای اثبات تأثیرات عاطفی بر فرآیندهای یادگیری و حافظه استفاده کردند. با توجه به یافته‌های آنها، در نظر گرفتن حالات عاطفی ممکن است در طراحی برنامه‌های آموزشی مؤثر و فراهم کردن یک محیط یادگیری مساعد برای یادگیری سنتی «زنده» در کلاس‌های درس و یادگیری آنلاین مفید باشد. همچنین، کورت و همکاران (۲۰۰۱) نیز، تلاش کردند تا رویکردی را پیشنهاد کنند که بتواند به یادگیرندگان و معلمان در زمانی که دانش آموزان در خلق و خوی عاطفی بهینه نیستند، کمک کند. آنها در پایان این پروژه اشاره کردند که تلاش آنها بر طبق انتظارشان پیش نرفته است و چندان مثمر ثمر نبوده ست..

برخی از محققان علوم رایانه نیز به تشخیص حالات عاطفی در نظام‌های آموزش الکترونیکی از طریق روش‌های مختلف تشخیص چهره و صدا پرداختند. برای مثال، مگاهید و محمد[1] (۲۰۲۰) از دو سیستم هوشمند، به اصطلاح نظام‌های هوشمند ترکیبی استفاده کردند. آنها رویکردی را پیشنهاد کردند که با استفاده از الگوریتم فازی برای تعیین سطح یادگیری بعدی بر اساس حالت‌های بیان صورت استخراج شده از سیستم نقشی و چندین عامل پاسخ توسط یادگیرنده عمل می‌کند. در این پژوهش الگوریتم فازی جهت تعیین سطح توانست موفق باشد و عملکرد برنامه را بهبود بخشد. در پژوهشی دیگر، بحرینی و همکاران. (۲۰۱۶) یک مطالعه اعتبار سنجی از سیستم نرم‌افزاری تشخیص احساسات چندوجهی خود را ارائه کردند که با استفاده از ماژول‌های نرم‌افزاری موجود برای تجزیه و تحلیل احساسات تک وجهی در زمان واقعی ایجاد و ترکیب شده است. آنها یک چارچوب معماری نرم‌افزاری به نام فیل‌وم[2] (چارچوبی برای بهبود یادگیری از طریق وب کم و میکروفون) ایجاد و پیاده‌سازی کردند. در این چارچوب، آن‌ها دو ماژول نرم‌افزار تشخیص احساسات (با استفاده از تشخیص احساسات چهره و صدا) را که در مطالعات تحقیقاتی قبلی خود شرح داده بودند را ترکیب کردند. هدف از این تحقیق ارائه یک راه حل چندوجهی برای افزایش دقت ماژول‌های نرم‌افزار تشخیص احساسات ترکیبی صورت و صدا برای افزایش فرایند یادگیری بود. اگرچه این رویکردها ممکن است در زمینه آزمایشی مؤثر باشند، اما در تنظیمات آموزش و پرورش که در آن دستگاه‌های تشخیص چهره و صدا آزادانه در دسترس نیستند، بسیار عملی نیستند. در پژوهشی جدید نیز سرگزی و همکاران (۲۰۲۳) نشان دادند که با استفاده از

1 . Megahed and Mohammad
2 . FILTWAM

الگوریتم ممتیک می‌توان به تطبیق میان احساسات یادگیرنده و محتوای درسی پرداخت. آنها اثبات کردند که با در نظر گرفتن احساسات یادگیرنده در زمان یادگیری و ارائه محتوای درسی بر اساس احساسات وی می‌توان به یادگیری بهینه دست یافت.

در مبحث یادگیری الکترونیکی، پژوهشگران شروع به توسعه نظام‌های یادگیری الکترونیکی تطبیقی بدون در نظر گرفتن احساسات فراگیران کردند. این نظام‌ها محتوای یادگیری را بر اساس عوامل مختلفی مانند مکان یادگیرنده، زمان روز و ترجیحات اما نه احساسات تطبیق می‌دهند. برای مثال، مارتین و کارو[1] (۲۰۰۹) یک محیط یادگیری تطبیقی سیار را پیشنهاد کردند و چارچوبی را ارائه دادند که با توجه به مکان و زمان یادگیرنده توصیه‌های متفاوتی را جهت یادگیری فراهم می‌کرد. همچنین، اکومپرا[2] و همکاران (۲۰۱۱) از هستی‌شناسی‌ها و عوامل ممتیک در وب ۲ برای پیشنهاد یک سیستم یادگیری الکترونیکی چند عاملی جدید برای تعریف یک تجربه یادگیری الکترونیکی شخصی استفاده کرد. با این حال، آنها صرفاً بر ترجیحات فراگیران تمرکز کردند و تأثیر آن بر یادگیری را مورد توجه قرار ندادند. از سوی دیگر، هانگ[3] و همکاران (۲۰۱۷) با بهره‌گیری از اکومپرا و همکاران (۲۰۱۱) اشاره کردند که دانش‌آموزان یادگیری ترکیبی را با استناد به انعطاف‌پذیری، سهولت دسترسی و ادغام چند رسانه‌ای ترجیح می‌دهند و اثبات کردند که توجه به ترجیحات یادگیرنده باعث افزایش میزان یادگیری آنها می‌شود. شرشتا[4] (۲۰۲۱) نیز نشان داد که استفاده از الگوریتم تصمیم‌گیری تأثیر بیشتری نسبت به یادگیری اتفاقی دارد. وی اثبات کرد که اثربخشی نظام‌های یادگیری شخصی به این بستگی دارد که سیستم تا چه حد می‌تواند ترجیحات یادگیری کاربران را درک کند. علاوه بر این، شناسایی ترجیحات مختلف سبک یادگیری کاربران و افزایش دقت شناسایی سبک‌های یادگیری به توسعه نظام‌های شخصی‌سازی شده تطبیقی کمک می‌کند.

در ایران نیز می‌توان به سرگزی مقدم و راحتی (۱۳۹۲) اشاره کرد که از الگوریتم ممتیک برای تولید آموزش الکترونیکی و طراحی محتوای آموزشی بر پایه وب ۲ استفاده کردند. آنها در این پژوهش کارآمدی الگوریتم ممتیک را برای یادگیری تطبیقی به تصویر کشیدند. از سوی دیگر، ذوالفقاری و راحتی (۱۳۹۳) به تولید درس

1. Martin and Carro
2. Acampora
3. Haung
4. Shrestha

الکترونیکی مطابق با ویژگی‌های یادگیری هر دانش‌آموز، با استفاده از برخی استانداردهای آموزش الکترونیک، تئوری‌های آموزشی و در نهایت ارزیابی نتایج آموزشی با استفاده از الگوریتم ممتیک پرداختند. آنها نیز اثبات کردند که این الگوریتم در یافتن مواد درسی مناسب می‌تواند مفید واقع شود.

با توجه به آنچه تاکنون مطالعه شد و تاریخچه بررسی‌ها در زمینه یادگیری الکترونیکی، واضح است که توجه به ترجیحات فراگیران که بر خواسته از احساسات آنهاست می‌تواند بر عملکرد یادگیری تأثیر بگذارد. با این حال، هیچ یک از پژوهش‌های پیشین یک رویکرد مشخص و متمایزی برای ایجاد ارتباط میان ترجیحات و محتوای درسی یادگیرنده ارائه ندادند تا بتوان از آن برای یادگیری زبان خارجی کاربران داخلی هم استفاده کرد؛ بنابراین، این پژوهش سعی دارد تا با استفاده از الگوریتم‌های مناسب هوش مصنوعی چارچوبی را برای تطبیق ترجیحات زبان‌آموزان و محتوای درسی پیشنهادی ارائه کند که در برنامه‌ریزی‌های داخلی برنامه‌های یادگیری زبان دوم قابل استفاده باشد و به بهینه‌سازی یادگیری بپردازد.

۲-۱. روش‌شناسی تحقیق

در این بخش به بیان روش انجام پژوهش و مسائلی همچون توصیف آزمودنی‌ها، روش‌های نمونه‌گیری و ابزار جمع‌آوری داده‌ها می‌پردازیم.

۲-۲. جامعه آماری و روش نمونه‌گیری

شرکت‌کنندگان این پژوهش تعداد ۴۰ نفر از دانش‌آموزان دوره متوسطه اول بین ۱۲-۱۵ سال هستند. این دانش‌آموزان در کلاس‌های موسسه‌های خصوصی زبان انگلیسی زاهدان در یک سطح مشغول به یادگیری زبان انگلیسی بودند. نمره دانش آموزان بر اساس آزمون استاندارد سطح متوسط آکسفورد از ۲۰ نمره سنجیده شد و افرادی که بین ۱۷-۱۹ گرفته بودند بدون در نظر گرفتن فاکتور جنسیت به عنوان نمونه انتخاب گردیدند. از بین ۱۳ کلاس درس این افراد با سطح یکسان انتخاب شدند و به‌طور تصادفی در دو گروه کنترل و آزمایش قرار گرفتند. هر کلاس طبق جدول ۱ از ترکیب دانش‌آموزان دختر و پسر تشکیل شد. برنامه طراحی‌شده در اختیار دانش‌آموزان گروه آزمایش قرار گرفت و گروه کنترل همان درس‌ها را در قالب کتاب درسی آموزش دیدند. تمرکز هر درس بر یادگیری واژه‌ها در برنامه‌های مربوط به گروه آزمایش و هم در کتاب درسی طراحی‌شده گروه کنترل قرار گرفت. در انتها، یادگیری هر درس با متن دوم جهت تمرین درک مطلب همراه با سؤالات مربوطه تکمیل گردید. محتوای درسی گروه

آزمایش شامل متن‌های تاریخی، اجتماعی، بازی واژه‌ها در جمله، آزمون‌های سرگرمی، پویانمایی‌های آموزشی و سرگرم‌کننده شد.

جدول ۱: توزیع سن و جنسیت در دو گروه کنترل و آزمایش

Table 1: Age and gender distribution across control and experimental groups

			سن ۱۲	۱۳	۱۴	۱۵	تعداد کل
گروه کنترل	جنسیت	دختر	۳	۳	۳	۰	۹
		پسر	۳	۳	۲	۳	۱۱
	تعداد کل						**۲۰**
گروه آزمایش	جنسیت	دختر	۳	۳	۲	۲	۱۰
		پسر	۴	۳	۲	۱	۱۰
	تعداد کل						**۲۰**

یادگیرنده در جلسه اول کاربرد برنامه، یکسری اطلاعات در اختیار نرم‌افزار قرار می‌دهد تا نرم‌افزار از طریق ترجیحات یادگیرنده به طور خودکار محتوای مورد علاقه فرد را در اختیارش قرار دهد. هنگام ثبت‌نام یادگیرنده اطلاعاتی از قبیل ویژگی‌های شخصی، عاطفی، هیجانی، احساسی و حالات روز خود را به نرم‌افزار ارائه می‌دهد. این بخش قابل به‌روز رسانی است و دانش آموزان فرصت خواهند داشت که اطلاعات خود را قبل آغاز هر جلسه درسی تغییر دهند. بنابراین سیستم طراحی‌شده بر اساس ترجیحات یادگیرنده محتوای مرتبط را برای آن روز انتخاب می‌کند و مطالب را به صورت بهینه به وی ارائه می‌دهد.

بنابراین، تدریس زبان انگلیسی از طریق متون متنوع بر اساس انتخاب افراد در گروه آزمایش هدف‌گذاری گردید. در مرحله اولیه از طریق نظرسنجی از یادگیرنده گروه آزمایش نتایجی به دست آمد. در نظرسنجی انجام‌شده سوا لاتی مبنی بر میزان تأثیر برنامه بر یادگیری افراد، تأثیر ترجیحات یادگیرنده بر یادگیری و همچنین تأثیر محتوای آموزشی بر یادگیری طراحی شد. از شرکت‌کننده درخواست گردید که در کمال صداقت پاسخ دهد و نام خود را بالای فرم نظرسنجی ننویسد. در مرحله دوم نیز از نرم‌افزارهای آماری SPSS جهت بررسی نتایج آزمون‌ها استفاده گردید.

۲-۳. ابزار جمع‌آوری داده‌ها

در این پژوهش دو نوع سنجش پیش‌آزمون و پس‌آزمون مورد استفاده قرار گرفت. پیش‌آزمون برای تعیین میزان دانش قبلی یادگیرندگان و پس‌آزمون برای تعیین نمره

نهایی یادگیرنده به کار گرفته شد. سپس نمره دو آزمون در بین دو گروه و با یکدیگر موردسنجش قرار گرفت تا میزان یادگیری هر گروه و هر گروه نسبت به گروه دیگر بررسی شود.

۲-۴. روش تجزیه و تحلیل داده‌ها

برای رسیدن به هدف اصلی این پژوهش که بهینه‌سازی یادگیری زبان انگلیسی از طریق برنامه طراحی‌شده پژوهشگران است، جهت مقایسه نمرات پیش‌آزمون و پس‌آزمون گروه کنترل و آزمایش از آزمون تی مستقل استفاده شد. این آزمون یکی از پرکاربردترین آزمون‌های فرضیه آماری است که جهت مقایسه میانگین گروه کنترل و آزمایش هنگام انتخاب تصادفی گروه آزمایش به کار می‌رود. جهت اطمینان از همگن بودن واریانس دو گروه کنترل و آزمایش از فاصله اطمینان[1] استفاده شد. همچنین، انحراف معیار[2] نیز در این پژوهش جهت سنجش میزان توزیع یا پراکندگی گسترده مجموعه‌های داده نسبت به میانگین آن‌ها را بررسی می‌شود که در بخش بحث و بررسی آمار و ارقام به‌طور کامل توصیف خواهد شد.

۳. ساختار نظام‌های آموزش الکترونیکی

الگوریتم مورد استفاده در این پژوهش به گونه‌ای است که امکان جستجوی محتوای درسی در محیط وب را نیز فراهم می‌کند؛ اما پراکندگی و گستردگی منابع اطلاعاتی در محیط وب برنامه را با یک بافت آموزشی غیر منسجم روبرو می‌سازد. بنابراین این سیستم آموزشی بر مبنای مدل‌هایی طراحی شده است که قادر به ارائه مبانی مورد نظر در فرایند آموزش و یادگیری هستند. سه مدل دامنه[3]، یادگیرنده[4] و واحد یادگیری[5] به نمایش حوزه‌های آموزشی با شناسایی افراد مرتبط با آن حوزه‌ها و سازمان‌دهی آنها با استفاده از مجموعه‌ای ثابت از روابط می‌پردازند و جهت مکانیزه کردن برخی از مراحل آموزش و تدریس به کار می‌روند. این مدل‌ها شامل موارد زیر هستند (لی و همکاران، ۲۰۰۸):

۳-۱. مدل دامنه

در نظام‌های آموزش الکترونیک، مدل دامنه به ساختاردهی محتوای آموزشی و

1. Confidence interval of difference
2. Standard deviation
3. Domain model
4. Learner model
5. Learning unit model

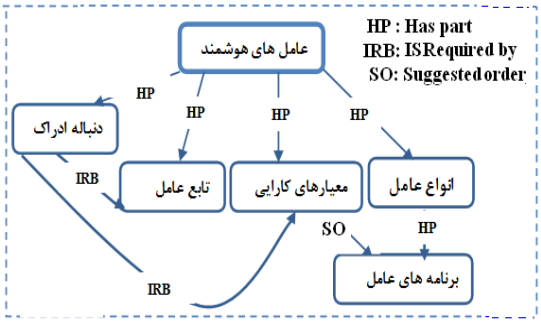
سازمان‌دهی مفاهیم مختلف کمک می‌کند. مدل دامنه، به‌صورت روش قابل فهم ماشینی، بخش‌هایی از دامنه آموزشی را شرح می‌دهد به عبارت دیگر به صورت رسمی، به توضیح اطلاعات حاصل از منابع ذکر شده می‌پردازد. مکانیسم مورد استفاده هستی‌شناسی نامیده می‌شود، این هستی‌شناس متشکل از مجموعه‌ای از مفاهیم (موضوعاتی که می‌بایست آموزش داده شوند) و مجموعه‌ای از روابط بین مفاهیم (نشان‌دهنده ارتباط بین موضوعات) است. با نگاه ریاضی به این روابط، ما با گراف دامنه دانش روبرو هستیم که گره‌های[1] گراف نمایانگر مفاهیم یا واحدهای آموزشی هستند و یال‌ها[2] نشان‌دهنده روابط و ارتباطات بین مفاهیم هستند. موضوعات با موضوعات دیگر که می‌تواند از طریق منابع دیگر به دست آید و از طریق سه رابطه مفهومی زیر در ارتباط هستند.

HP(a,b): نشان‌دهنده رابطه هم نیاز میان موضوعات است. بدین معنا که یادگیرنده مفهوم b را برای یادگیری مفهوم a، بدون بررسی دستور خاصی به‌صورت همزمان می تواند به دست بیاورد و آموزش ببیند (رابطه زنجیره‌ای).

IRB(a,b): نشان‌دهنده رابطه پیش‌نیاز میان موضوعات است. بدین معنا که یادگیری مفهوم a مستلزم یادگیری مفهوم b است. یعنی شرط لازم برای بررسی b درک a است (رابطه ترتیبی).

SO(a,b): رابطه پیشنهادی به این معنا است که ترتیب پیشنهادی بین a و b وجود داردکه a می‌تواند پیش از b یا برعکس قرار گیرد یعنی سیستم برای آموزش مناسب a و b را بررسی می‌کند. (رابطه پیشنهادی) برای مثال، شکل ۱ عملکرد مدل دامنه در چگونگی ایجاد هستی‌شناس مورد نظر جهت مدل‌سازی حوزه آموزشی هوش مصنوعی را نشان می‌دهد. شکل ۱ بیان‌کننده آن است که درک «عامل‌های هوشمند» مستلزم درک «دنباله ادراک»، «تابع عامل»، «معیارهای کارایی»، «انواع عامل» و «برنامه‌های عامل» است، همچنین، برای درک «تابع عامل» و «معیارهای کارایی» ابتدا ضروری است، طرحی از «دنباله ادراک» را داشته باشیم. دستور چنین روابطی در مفهوم‌ها توسط طراح سیستم جهت اجرای بهینه برنامه ارائه می‌شود و سیستم به طور خودکار به پیمایش گراف ایجاد شده توسط الگوریتم‌های گرافی می‌پردازد و مفهوم یا همان محتوای اصلی را جهت ارائه به یادگیرنده شناسایی می‌کند.

1. Nodes
2. Edges



شکل ۱: نمونه‌ای از یک مدل دامنه

Figure 1: a sample of a domain model

۳-۲. مدل یادگیرنده

مدل یادگیرنده نمایی از ویژگی‌ها، نیازها و توانایی‌های یادگیرنده است که برای سفارشی‌سازی فرآیند آموزش به کار می‌رود. در مدل یادگیرنده، اولویت‌های آموزشی کاربر مشخص می‌گردد. یادگیرنده یک بازیگر اصلی درکل مراحل آموزش است. مدل یادگیرنده، اطلاعات شخصی، ویژگی‌های یادگیرنده، سطح دانش و پیشرفت تحصیلی او را بیان می‌کند. ویژگی‌ها شامل ترجیحات فرد می‌شود. وضعیت ترجیحات یادگیرنده به‌وسیله لیست دوتایی (نام ویژگی، مقدار ویژگی) نمایش داده می‌شود. جدول ۱ مقادیری را گزارش می‌دهد که برای هر فرد، مورد سؤال قرار می‌گیرد و توسط سیستم بررسی‌شده و به‌صورت منحصر به فرد با کد یکتا برای هر یادگیرنده داخل دیتابیس ذخیره می‌شود این ویژگی‌ها ترجیحاتی از یادگیرنده را اعلام می‌کنند که منابع یادگیری جهت تولید آموزشی منحصر به فرد را می‌بایست دارا باشد. الگوریتم‌های هوشمند از همین اطلاعات و اطلاعات مسیرهای آموزشی مدل دامنه در فرمول‌بندی مساله و فراهم کردن آموزش منحصر به فرد استفاده می‌نمایند.

جدول ۲: مقادیر مجاز برای ویژگی‌ها در ترجیحات یادگیری (اکومپرا، ۲۰۱۰)

Table 2: Appropriate values for attributes in learning preferences (Acompora, 2010)

نام ویژگی	مقدار ویژگی
نوع منبع یادگیری	تمرین، شبیه‌سازی، پرسشنامه، نمودار، شکل، نمایش هندسی، راهنمایی موضوعات، اسلاید، جدول، توضیح متنی، امتحان، آزمایش کردن، بیان مشکل، ارزیابی خودی
نوع تعامل	کاری، شرح، ترکیبی، ناشناخته
مقدار تعامل	بسیار کم، کم، متوسط، زیاد، بسیار زیاد
زمان یادگیری معمولی	فرمت ISO8601
زبان‌آموزشی	فارسی، انگلیسی، ایتالیایی، فرانسوی
زمینه	محتوای سطح مبتدی، سطح متوسطه اول، سطح متوسطه دوم، پیشرفته

در این پژوهش سطح دانش یادگیرنده نسبت به مفاهیم تحت آموزش بر اساس قوانین فازی مورد ارزیابی قرار گرفته تا حالت استنباط کیفی را فراهم آورد که به تصمیم‌گیری انسانی نزدیک تراست. زیرا عدم دقت و ابهام را با ترکیب حقایق فازی و روابط فازی کنترل می‌کند و در بازه بین صفر و یک مقداردهی می‌گردد. مقدار صفر به معنای عدم دانش کافی نسبت به مفهوم تحت آموزش است و این مقدار هر چه بیشتر به یک نزدیک باشد بیان‌کننده سطح دانش بهتر از مفهوم است. جهت استفاده از فن فازی در این رویکرد، برای هر یک از مفاهیم آموزشی موجود در دامنه آموزش تعداد ۱۰ سؤال تخصصی طرح گردیده است که یادگیرنده پس از برقراری ارتباط به سیستم و انتخاب مفاهیم آموزشی جهت یادگیری موظف است به سؤالات مربوطه پاسخ دهد. اگر X را به عنوان متغیر تعیین‌کننده تعداد پاسخ صحیح به سؤالات در نظر بگیریم مجموعه فازی جهت تعیین سطح دانش یادگیرنده به صورت زیر است:

فرمول (۱)

$$\begin{cases} 0.8 \le \frac{x}{10} \le 1 & \text{خبره} \\ 0.5 \le \frac{x}{10} < 0.8 & \text{متوسط} \\ 0 \le \frac{x}{10} < 0.5 & \text{ضعیف} \end{cases}$$

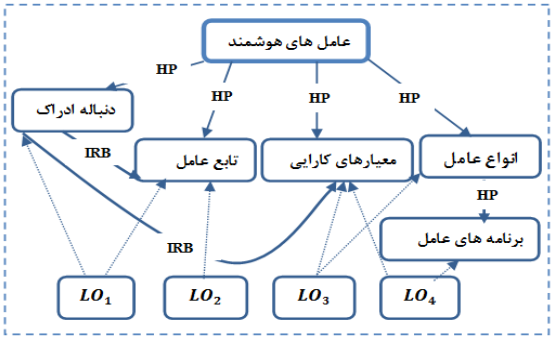
پس از تعیین سطح دانش یادگیرنده از هر مفهوم آموزشی، با استفاده از استانداردهای موجود این اطلاعات در مدل یادگیرنده به‌روزرسانی می‌گردد. در نهایت باید توجه کرد، سطح دانش هر یادگیرنده به فاز ارزیابی کمک نموده و نیازی به ایجاد مقادیر به صورت دستی نیست.

۳-۳. مدل واحد یادگیری

مدل واحد یادگیری به ساختار و سازمان‌دهی یک فعالیت آموزشی خاص در سیستم آموزش الکترونیک اشاره دارد. فعالیت آموزشی توسط یادگیرنده برای کسب یک یا چند مفهوم دامنه انجام می‌گیرد. فعالیت‌ها یا اشیاء آموزشی می‌توانند در ارتباط با اهداف آموزشی (درس‌های کتاب، ارائه، ویدئو کلیپ، پادکست، شبیه‌سازی، تمرین و غیره) یا خدمات آموزشی (آزمایشگاه‌های مجازی، ویکی، فولکسونومیف، فروم و غیره) باشند. مدل یادگیری فوق، ایجاد ساختار تجربیات یادگیری الکترونیکی فردی را از طریق اجرای یک فرآیند مبتنی بر الگوریتم‌های مرتبط، میسر می‌سازد. با استفاده از این الگوریتم‌ها، تولید دوره‌هایی از کلاس‌ها برای گروهی خاص و حتی یک یادگیرنده

امکان‌پذیر است. در این پژوهش با استفاده از الگوریتم تکاملی ممتیک معرفی‌شده در مدل واحد یادگیری و بر اساس مدل دامنه و مدل یادگیرنده، واحدهای آموزشی را طراحی می‌شود و به یادگیرندگان با هدف تطبیق حداکثری با ترجیحات هر یادگیرنده ارائه می‌گردد.

ایده اصلی اشیاء یادگیری، شکستن محتوای درسی به چندین بخش است تا قادر به استفاده مجدد در محیط‌های یادگیری مختلف باشد. برای استفاده مجدد از اشیاء یادگیری، مجبور به حاشیه‌نویسی ابر داده‌ها هستیم. پر استفاده‌ترین طرح ابر داده که قادر به پشتیبانی از حاشیه‌نویسی اشیاء یادگیری باشد، لوم[1] نام دارد که توسط IEEE ارتقا یافته است. در این رویکرد، شئ یادگیری، بر اساس محتوای یادگیری است که می‌تواند از طریق مرورگر وب یا محتوای طراحی شده استخراج شود و به‌وسیله طرحی از ابر داده‌هایی که ذخیره‌سازی شده حاشیه‌نویسی شود و لوم را به‌صورت فهرست درآورد. شکل ۲ پیوند معنایی بین اشیاء یادگیری و محتوای هستی‌شناسی را نشان می‌دهد. نخست، هر یک از اشیاء یادگیری امکان آن را دارند که بیش از یک مفهوم از دامنه دانش را تشریح کند. می‌توان این نکته را در خصوص اشیاء یادگیری LO1 و LO2 مشاهده نمود که به تشریح مفاهیم «دنباله ادراک، تابع عامل» توسط LO1 و «معیارهای کارایی و انواع عامل» توسط LO3 می‌پردازد. دوم، دو شیء متفاوت امکان تشریح یک مفهوم یادگیری را دارند، این نکته را نیز می‌توان برای LO4 و LO3 با همگرایی به مفهوم «معیارهای کارایی» ملاحظه نمود. اگر مفاهیم با کاراکتر C نمایش داده شود، رابطه (LO,C) مشخص می‌کند که شیئ آموزشی LO، موضوع C را تشریح می‌کند.



شکل ۲: ارتباط معنایی بین اشیاء یادگیری و هستی‌شناسی آموزش الکترونیکی

FIGURE 2: Semantic link between learning objects and e-learning ontology

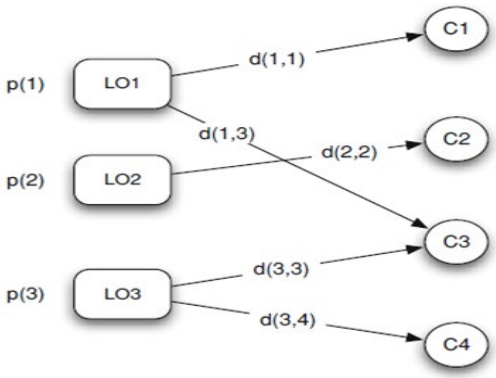
1. Learning Object Metadata, LOM

با مشخص نمودن اهداف آموزشی توسط مدل دامنه و ارتباط بین مفاهیم آموزشی از هم نیازی، پیش‌نیازی و پیشنهادی مفاهیم مورد نیاز آموزش به کمک الگوریتم‌های پایش گراف لیست می‌شوند. از سوی دیگر شخصی‌سازی پارامترها، به کمک مدل یادگیرنده و اطلاعات هر یک از دانش آموزان در خصوص ترجیحات وی، میزان دانش فرد از لیست مفاهیم تولیدشده مدل دامنه، صورت می‌پذیرد و فرآیند تولید محتوای یادگیری الکترونیکی کاملاً خودکار و از طریق اجرای چند الگوریتم مطابق بخش ۳-۳ تولید می‌گردد.

۳-۴. تئوری‌های هوشمند هوش مصنوعی

۳-۴-۱. الگوریتم مولد ارائه آموزش

بر طبق اکومپرا و همکاران (۲۰۱۰) با مشخص شدن گراف دامنه دانش، توسط الگوریتم‌های گرافی با جستجوی اول، عمق مسیر آموزشی استخراج می‌گردد. پس از مشخص شدن مسیر آموزشی نوبت به تعیین نزدیک‌ترین اشیاء آموزشی پوشش‌دهنده مسیر آموزش و همسو با ترجیحات یادگیرنده جهت تولید آموزش الکترونیک منحصربه‌فرد است. از آنجایی که محیط اجرای این رویکرد وب با انباره‌های آموزشی توزیع یافته است، بر طبق موروگسان (۲۰۰۷) مساله مکان‌یابی محل مطرح می‌شود. شکل ۳ (مساله مکان‌یابی محل) سه شیء یادگیری را نشان می‌دهد که از آنها برای تشریح مجموعه‌ای از چهار مفهوم استفاده می‌شود. رابطه بین هدف یادگیری LOi و Cj وجود دارد به شرط اینکه ابر داده Loi شامل پیوند معنایی موضوع Cj باشد.



شکل ۳: انطباق مساله مکان‌یابی محل در شرایط آموزش الکترونیک

FIGURE 3: Adaptation of the problem of locating the place in the conditions of electronic education

برای هر یک از زوج مرتب‌های (LOi,Cj) که در گراف دو قسمتی به هم پیوند داده شده‌اند، ارزش افزوده d(i,j) وجود دارد. این ارزش، بیان‌کننده فاصله بین LOi و Cj است و فواصل d(i,j) با به‌کارگیری تابعی خاصی محاسبه شده است که سازگاری بین متغیرهای ابر داده LOi و ترجیات یادگیرنده را ارزیابی می‌کند. فواصل کوچک، مشخص‌کننده پوشش مناسب است. بعلاوه، هر یک از اهداف یادگیری LOi، با ارزش p(i)، با هزینه معرفی شیء یادگیری Loi در ارائه آموزشی در ارتباط است. این مقدار را می‌توان بنا به جایگاه شئ یادگیری در شبکه آموزش در نظر گرفت. برای مثال به منابع موجود در شبکه محلی مقدار عددی کمتر و به منابع موجود در شبکه‌های راه دور مقدار عددی بیشتری اختصاص دهیم. حال، m را به‌عنوان تعداد اشیاء یادگیری در دسترس و n را تعداد مفاهیم در مسیر یادگیری در نظر می‌گیریم. برای معرفی رسمی مساله مکان‌یابی محل، به عنوان راه حلی که نگاشت بین اشیاء آموزشی و اهداف آن را نشان می‌دهد، y_i (i=1,...,m) به عنوان بردار دودویی در نظر می‌گیریم و چنانچه تصمیم به استفاده از اشیاء آموزشی LO_i داریم، دارای ارزش ۱ است در غیر این صورت مقدار ۰ می‌گیرد. $x_{ij}(i=1,..,m \text{ and } j=1,..,n)$ نیز بردار دودویی است که در صورتی که موضوعات C_i تحت پوشش اشیاء آموزشی Lo_i باشند دارای ارزش ۱ و در غیر این صورت است. مدل برنامه‌نویسی خطی که کل مساله را نهادینه می‌کند به صورت زیر توصیف می‌گردد.

$$\min \sum_{i=1}^{m} p(i) y_i + \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n} d(i,j) x_{ij}$$
$$\sum_{j=1}^{n} x_{ij} = 1$$
$$x_{ij} \le y_i$$
$$x_{ij} \in \{0,1\}$$
$$y_i \in \{0,1\}$$

فرمول (۲)

خط دوم و سوم فرمول ۲ مشخص‌کننده قیود مساله است و به معنای آن است که هر مفهوم آموزشی تنها با یک شیئ یادگیری آموزش داده شود. راه حل بهینه مساله مکان‌یابی محل به معنای تعیین مجموعه مناسب اشیاء آموزشی است که دارای انطباق بهتری (حداقل فاصله) با اولویت یادگیرندگان باشد. عموماً، مساله مکان‌یابی محل یک مشکل محاسباتی است. الگوریتم‌های تکاملی مانند الگوریتم‌های ژنتیک و ممتیک به‌صورت معمول برای حل مشکلات محاسباتی استفاده شده‌اند.

۳-۴-۲. الگوریتم ممتیک در یادگیری الکترونیکی

الگوریتم‌های ژنتیک، الگوریتم‌های بهینه‌سازی مبتنی بر جمعیت هستند که از اصول انتخاب طبیعی داروین پیروی می‌کنند. این الگوریتم‌ها با چندین راه‌حل کاندید مختص به مسئله که به صورت تصادفی ایجاد شده‌اند، شروع می‌شوند و سپس این مجموعه راه‌حل‌ها را با استفاده از برخی عملگرهای ژنتیک بهبود می‌بخشند (لیم و همکاران، ۲۰۰۷). الگوریتم ممتیک، گونه‌ای از الگوریتم‌های تکاملی است که در آن جستجوی‌های ابتکاری محلی با الگوریتم ژنتیک ترکیب می‌شوند تا در زمان کمتر نتایج بهتر به دست آید (تنگ و همکاران، ۲۰۰۶). همان‌طور که در بخش قبلی نشان داده شد، سیستم یادگیری الکترونیکی، مشکل بهینه‌سازی، مساله مکان‌یابی محل را به‌عنوان راه حلی که مجموعه‌ای از مفاهیم آموزشی را به مجموعه‌ای از اشیاء آموزشی ارتباط می‌دهد، مشخص می‌کند. وزن قوس‌های متصل به مفاهیم و اشیاء آموزشی، به‌وسیله بهره‌برداری از ترجیحات یادگیرنده مشخص شده است، در حالی که هزینه‌های این مفهوم از ترکیب عوامل چندگانه استخراج شده است. زمانی که رویکرد ما برای مدل‌سازی سناریوی یادگیری الکترونیکی از مساله مکان‌یابی استفاده می‌کند، این مساله پیچیده‌تر از حل شدن آن از طریق رویکرد قطعی و یا یک الگوریتم تکاملی ژنتیک خواهد بود (کراروپ و پروزان، ۱۹۸۳). در این بخش، مدل ذهنی که در بخش قبلی تعیین شد، با تعیین الگوی کروموزوم و مجموعه‌ای از عملگرهای ژنتیکی بکار گرفته خواهد شد. استراتژی جستجوی محلی مورد استفاده قرار گرفته است تا بهترین سازگاری در میان اهداف یادگیری و اشیاء آموزشی را استخراج کند.

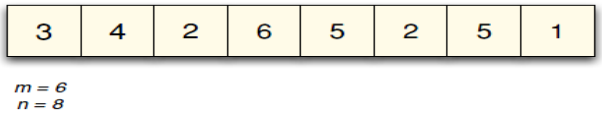
برای حل مساله مکان‌یابی، مناسب ساختن ویژگی‌های ژنتیکی مختلف و پارامترهای موجود در طرح‌های تکاملی، از اهمیت خاصی برخوردار است. بایستی چگونگی نمایش راه حل بالقوه مساله نظیر کروموزوم را مشخص سازیم، عملگرهای ژنتیکی را برای بهره‌برداری و اجرای روند تکاملی ژنتیکی بکار بگیریم و تابع برازش که مناسب بودن راه حل‌های محاسبه‌شده توسط این الگوریتم را نشان می‌دهد مشخص کنیم. همان‌طور که پیش از این ذکر شد، راه حل این مساله توسط تخصیص بهینه m شیء آموزشی به n مفهوم آموزشی در جایی امکان‌پذیر است که بایستی توسط یک یا بیش از یک فعالیت آموزشی پوشش داده شود. از سوی دیگر، کروموزوم L می‌تواند به‌عنوان بردار عددی مشخص شود که n واحد آن در محدوده از ۱ تا m قرار دارند.

جایی که i امین جزء از Li=j به معنای این است که مفهوم یادگیری j ام، به‌وسیله‌ی i امین شیء یادگیری پوشش داده شده است. تابع برازش این مساله به فرم زیر است:

فرمول (۳)

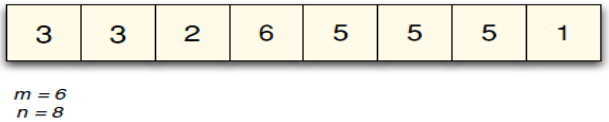
$$fitness(L) = \sum_{i=1}^{m} p(i) + \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n} d(i,j)$$

همان‌طور که در مدل مساله مکان‌یابی مطرح نمودیم مقدار عددی کمتر تابع برازش مشخص‌کننده کروموزوم معتبر است، با تنها یک محدودیت، اگر c، یک کروموزوم ارائه شده باشد و c[i]و c[j] با j>i ، دو شیء یادگیری مرتبط با مفهوم i و j و c[i] = c[j] باشد، بایستی j=i+1 باشد. آزمودن راه حلی مناسب، اندازه کروموزوم‌ها n است مراحل محاسباتی $O(n^2)$ است. محدودیت مساله مکان‌یابی یادگیری الکترونیکی، انگیزه‌ای برای بهره‌برداری از رویکرد تکاملی توزیع یافته است. شکل ۴ و ۵ الگوی کروموزوم‌های محتمل و کروموزوم‌های غیرمحتمل را نشان می‌دهد.



شکل ۴: الگوی کروموزوم نامعتبر

Figure 4: Invalid chromosome pattern



شکل ۵: الگوی کروموزوم معتبر

Figure 5: Invalid chromosome pattern

پس از تعریف الگو کروموزومی، معرفی تقاطع و عملگرهای تغییر که توسط هر یک از هسته‌ها مورد بهره‌برداری قرار می‌گیرد، امکان‌پذیر است. الگوریتم ژنتیکی ارائه‌شده از تقاطع تک نقطه‌ای با احتمال $P_{crossover} = \frac{1}{Populationsize}$ و از اپراتور جهش کلاسیک با احتمال $P_{mutation} = \frac{1}{n}$ استفاده می‌کند. این الگوریتم موازی پیشنهادی، راه حل محتملی را به روشی سریع محاسبه می‌کند. بعلاوه، کیفیت این راه حل، از طریق رویکردهای تکاملی ترتیبی ارتقا می‌یابد. چراکه طرح پیشنهادی ما، سطح مشخصی از جمعیت ابتدایی را از طریق توزیع سلسله مراتبی، افزایش می‌دهد. شکل ۶ الگوریتم ممتیک مورد استفاده را نشان می‌دهد.

```
1.  t = 0;
2.  initialize(P(t=0));
3.  evaluate(P(t=0));
4.  while (t < numberOfEvolution) do
5.    Pp(t) = P(t).selectParents();
6.    Pc(t) = crossover(Pp(t));
7.    mutate(Pc(t));
8.    evaluate(Pc(t));
9.    P(t+1) = buildNextGenerationFrom(Pc(t), P(t));
10. end
11. localRefinement(P(numberOfEvolution).
            getBestChromosome());
```

شکل ۶: الگوریتم ممتیک آموزش الکترونیک

Figure 6: Memetic e-learning algorithm

۴. نتایج و بحث

این بخش بررسی نتایج به دست آمده از آمار توصیفی پژوهش را در بر می‌گیرد و میزان عملکرد برنامه درسی طراحی‌شده هم راستا با ترجیحات یادگیرنده بر گروه آزمایش محاسبه می‌شود و با یادگیری سنتی در گروه کنترل مقایسه می‌گردد. از سوی دیگر، در ارتباط با یافته‌های به دست آمده هم راستا با سؤال‌های اصلی پژوهش بحث خواهد شد و نتایج به دست آمده با پژوهش‌های پیشین مقایسه می‌شوند و نتیجه نهایی بیان می‌گردد. جهت تجزیه و تحلیل داده‌های جمع‌آوری‌شده، آزمون تی مستقل برای مقایسه نمره‌های امتحانی به دست آمده از دو گروه شرکت‌کننده (کنترل و آزمایش) قبل از شروع دوره یادگیری و بعد از شروع یادگیری انجام شد. نتایج پیش‌آزمون نشان داد که در نمره پیش‌آزمون بین دانش آموزان گروه کنترل و گروه آزمایش تفاوت معناداری وجود ندارد. در حالی که نتایج آماری به دست آمده از پس‌آزمون دو گروه آزمایش و کنترل نشان داد که بین نمرات پس‌آزمون گروه کنترل و آزمایش در شرایط یکسان، تفاوت معناداری وجود دارد. بر طبق محاسبات انجام‌شده، در جدول ۳ عملکرد دو گروه کنترل و آزمایش پیش از آغاز دوره یادگیری و پس از اتمام آن دوره مشاهده می‌شود.

جدول ۳: توصیف آماری گروه کنترل و آزمایش

Table 3: Descriptive statistics of the control vs experimental groups

Access to Break Activities		N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
پیش‌آزمون	گروه کنترل	20	10,2250	2,52475	0,56455
	گروه آزمایش	20	10,8000	3,00394	0,67170
پس‌آزمون	گروه کنترل	20	14,8750	1,54643	0,34579
	گروه آزمایش	20	16,7500	1,92969	0,43149

همان‌طور که جدول ۳ نشان می‌دهد، میانگین نمرات دو گروه کنترل و آزمایش در بین بیست یادگیرنده (گروه کنترل ۱۰/۲۲ با استاندارد معیار ۲/۵ و در گروه

آزمایش ۱۰/۸۰ با استاندارد معیار ۳) در پیش‌آزمون بسیار نزدیک به یکدیگر است. در حالی که در مرحله پس‌آزمون، در مقایسه میانگین نمرات دو گروه با یکدیگر (گروه کنترل ۱۴/۸۷ با انحراف معیار ۱/۵۴ و گروه آزمایش ۱۶/۷۵ و با انحراف معیار ۱/۹۲) دو نمره تفاوت ایجاد شده است که نشان از تأثیر مثبت برنامه طراحی‌شده بر یادگیری دانش آموزان دارد.

جدول ۴: آزمون تی مستقل در عملکرد دو گروه کنترل و آزمایش

Table 4: The Independent-Samples Test of the control vs experimental groups

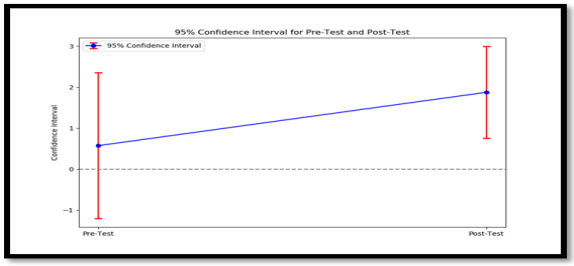
Experiments	F	t	Df	Sig	Mean Difference	Std. Error Difference
Pre-test	0,440	0,655	38	0,516	0,57500	0,87744
Post-test	2,078	3,391	38	0,002	1,87500	0,55295

بر طبق جدول ۴، تی مستقل به دست آمده از پیش‌آزمون گروه کنترل و آزمایش $t = 0.655$ بوده است و $p > 0.05$ که نشان‌دهنده عدم وجود تفاوت میان دو گروه در مرحله پیش‌آزمون است. در حالی که طبق جدول فوق، تی مستقل به دست آمده از دو گروه در مرحله پس‌آزمون $t = 3.391$ و $p < 0.05$ بوده است که نشان‌دهنده تمایز قابل مشاهده و تفاوت معنادار میان نمرات پس‌آزمون دو گروه است. این نتیجه تأکیدی بر عملکرد مثبت برنامه طراحی‌شده در یادگیری است. لازم به ذکر است که در این آزمون، برای اطمینان از همگن بودن واریانس بین گروه کنترل و گروه آزمایش، فاصله اطمینان محاسبه شد که سطح اطمینان 95% را با حد پایین 1.2- و حد بالایی 2.3 برای پیش‌آزمون نشان داد. همچنین، حد پایین 0.75 و حد بالای 2.9 نیز برای پس‌آزمون مشاهده گردید.

جدول ۵: میزان همگنی در واریانس

Table 5: Confidence Interval of the Difference

95% Confidence Interval of the Difference	
Lower	Upper
-1,20128	2,35128
0,75561	2,99439



نمودار ۱: نمایش فاصله اطمینان در نتایج آزمون

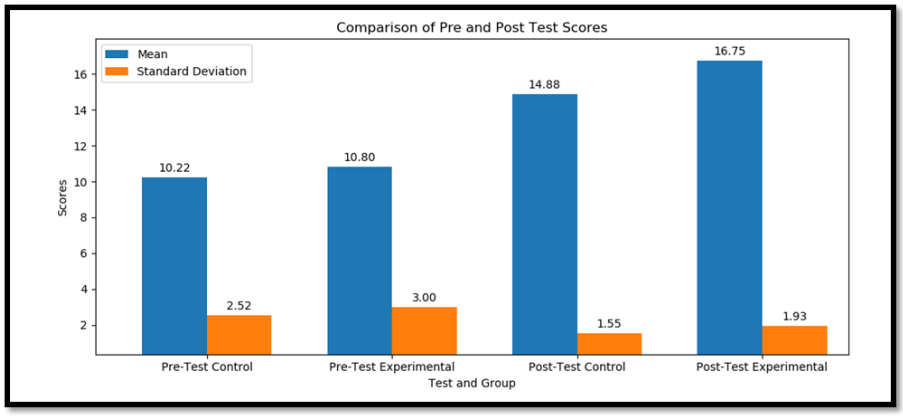
Chart 1: Confidence Interval of the Difference in test results

بنابراین، بر طبق جدول ۵ و نمودار ۱، به احتمال ۹۵ درصد همگنی در گروه‌های کنترل و آزمایش وجود دارد.

نمودار ۲: مقایسه میانگین و استاندارد معیار پیش‌آزمون و پس‌آزمون در دو گروه کنترل و آزمایش

Chart 2: Comparison of mean and standard of pre-test and post-test of the control vs experimental groups

با نگاهی کلی به نمودار ۲ و آنچه از نتایج فوق به دست آمد، میانگین نمره پس‌آزمون گروه کنترل پس از آموزش از طریق محتوای درسی کتاب محور ۱۴/۸۵ و میانگین نمره پس‌آزمون گروه آزمایش که با در نظر گرفتن ترجیحات یادگیرنده آموزش



دیده بودند و از محتوای متنوع وب استفاده کرده بودند، ۱۶/۷۵ بوده است. در حالی‌که میانگین نمره پیش‌آزمون این دو گروه ۱۰/۲۲ و ۱۰/۸۰ است که تقریباً نزدیک به یکدیگر قرار داشته است. همچنین، انحراف معیار پس‌آزمون نزدیک به صفر است که نشان می‌دهد داده‌ها نزدیک به میانگین هستند و پراکندگی اندکی وجود دارد. در نهایت، نتایج آماری گواه بر این است که شخصی‌سازی یادگیری بر اساس ترجیحات یادگیرنده می‌تواند تأثیر قابل توجهی در فرایند یادگیری فرد بگذارد و عملکرد نهایی

یادگیری را بهبود بخشد. همچنین، نتایج نشان می‌دهد که یادگیری از طریق سیستم طراحی شده می‌تواند در حالت واکنش یادگیرنده به فرایند یادگیری مؤثر باشد.

آنچه در بررسی‌های فوق به چشم می‌خورد این است که پژوهش حاضر به دنبال یافتن اثباتی بر دو فرضیه مهم در فرایند یادگیری الکترونیکی است. فرضیه اصلی بهبود عملکرد یادگیری از طریق شخصی‌سازی برنامه درسی زبان انگلیسی بر اساس ترجیحات یادگیرنده است و فرضیه دوم بهینه‌سازی میزان عملکرد برنامه طراحی‌شده الکترونیکی از طریق الگوریتم ممتیک بوده است که در این راستا به آموزش جداگانه و متفاوت دو گروه کنترل و آزمایش پرداخته است. گروه کنترل با محتوای درسی کتاب محور و گروه آزمایش با برنامه طراحی‌شده دارای محتوای مناسب بر اساس ترجیحات یادگیرنده و محتوای به دست آمده از گستره محیط وب آموزش دیدند.

بنابراین، با توجه به هدف اصلی پژوهش که یافتن راهکاری جهت تسهیل یادگیری زبان دوم از طریق آموزش الکترونیکی بود پاسخ به پرسش‌های پژوهش مثبت به دست آمد و پژوهشگران توانستند از طریق ابزارهای بیان‌شده در بخش روش‌شناسی از قبیل الگوریتم ممتیک، مدل دامنه، مدل یادگیرنده و مدل واحد یادگیری برنامه آموزش زبان انگلیسی را با ترجیحات یادگیرنده همسو گردانند و تأثیر قابل توجه در یادگیری بگذارند. نکته حائز اهمیت این است که در اجرای برنامه با استفاده از این الگوریتم محتوای مورد نظر از میان هزاران داده مبتنی بر وب بر طبق انتظار پژوهشگران تعیین گردید و نتیجه مطلوب از عملکرد آن به دست آمد.

مطابق با بررسی‌های پاستور (۲۰۰۲) الگوریتم کاربردی در پژوهش حاضر به ساخت برنامه درسی مطابق با ترجیحات یادگیرنده کمک می‌کند و یادگیری مبتنی بر وب را در آموزش زبان انگلیسی امکان‌پذیر می‌سازد. همچنین، نتایج به دست آمده از نظرسنجی حاکی از این بود که همان‌طور که سینک و همکاران (۲۰۰۵) اثبات کردند، ارائه راهکارهایی برای آموزش الکترونیکی نسبت به یادگیری سنتی رضایت بیشتر یادگیرنده را به همراه خواهد داشت. یادگیرندگان از یادگیری و محتوای آموزشی در این روش رضایت داشتند و تمایل به استمرار استفاده از این برنامه را اعلام کردند.

در ارتباط با کاربرد الگوریتم‌های آموزشی، همسو با الگوریتم توصیفی التویرقی و همکاران (۲۰۲۱) و زولکیفلی و همکاران (۲۰۲۰) با استفاده از الگوریتم ممتیک، سیستم به دست آمده ترجیحات یادگیرنده را در محیط یادگیری با محتوای درسی واحد یادگیری منطبق می‌سازد و نتیجه یادگیری را نسبت به روش‌های ساده و مبتنی

بر انتخاب خودکار برنامه افزایش می‌دهد. نتایج استفاده از الگوریتم ممتیک در پژوهش حاضر نشان داد که تطبیق مطالب درسی با علایق یادگیرنده یکی از دلایل اصلی رضایت کاربران برنامه بوده است و عملکرد یادگیری را افزایش داده است.

از سوی دیگر، نتایج تاینگ و همکاران (۲۰۱۷) در استفاده از الگوریتم ممتیک تأثیر احساس و علاقه شخصی فرد در یادگیری و فعال‌سازی نواحی مختلف مغزی و تعاملات متقابل آنها در مورد پردازش ذهن فرد یادگیرنده نیز همسو با نتایج این پژوهش است؛ زیرا بر طبق نظرسنجی، نمونه‌های مورد آزمایش در پژوهش حاضر محیط شادتری را تجربه کرده بودند و در انتخاب اولویت پایانی نظرسنجی گزینه یادگیری بر اساس ترجیحات را برای جلسات یادگیری بعدی انتخاب نمودند. سرگزی مقدم و همکاران (۲۰۲۳) نیز با استفاده از الگوریتم اکومپرا (۲۰۱۰) نشان دادند که لحظات شادی، غم و استرس افراد قابل شناسایی است و الگوریتم تصمیم‌گیری می‌تواند به انتخاب محتوای درسی مناسب کمک نماید. پژوهش حاضر نیز در زمینه ارتباط محتوای درسی و انتخاب فرد یادگیرنده توانست با استفاده از الگوریتم تصمیم‌گیری در ممتیک با موفقیت مطالبی را که مورد انتظار فرد یادگیرنده باشد، به وی ارائه دهد و درنتیجه بازخورد بهتری را در فرایند یادگیری در گروه آزمایش دریافت نماید. پیش از این، در پژوهش اکومپرا (۲۰۱۱) و شرشتا (۲۰۲۱) نیز اهمیت الگوریتم ممتیک در تصمیم‌گیری و یافتن محتوا مورد نظر اثبات شده بود. نمرات به دست آمده در پس‌آزمون دو گروه حاکی از این است که یادگیری ترکیبی به دلیل وجود انعطاف‌پذیری و دسترسی آسان و استفاده از محیط‌های مختلف وب و متنوع در یادگیری مطابق با هانگ و همکاران (۲۰۲۳) تأثیرپذیرتر بوده است. همچنین، در نظرسنجی نیز به بیان ویژگی‌های مثبت این برنامه که شامل دسترسی آسان، تنوع مطالب و موضوعات مورد علاقه فرد توسط یادگیرندگان اشاره شده بود. با توجه به آنچه در بخش بحث و بررسی تاکنون بیان گردید، آموزش الکترونیکی زبان دوم اگر بر اساس راهکارهای بهینه‌سازی یادگیری از قبیل کاربرد الگوریتم ممتیک باشد و در این مسیر علایق و ترجیحات یادگیرنده مدنظر قرار گیرد، می‌تواند استمرار کاربرد برنامه‌های آموزش الکترونیکی را در برگیرد. این روش یادگیری بهتر و رضایت بیشتر یادگیرنده را در پی خواهد داشت.

۵. نتیجه و پژوهش‌های آتی

از آنجایی‌که در عصر حاضر به دلیل پیشرفت فنّاوری، بشر بسیاری از نیازهای آموزشی خود، مانند یادگیری زبان‌های خارجی را از طریق آموزشی الکترونیکی برطرف می‌نماید، ارتقاء

نظام‌های یادگیری الکترونیکی اهمیت ویژه‌ای می‌یابد. از این رو، در پژوهش حاضر به بررسی روشی نوین جهت بهینه‌سازی یادگیری الکترونیکی پرداخته شد. در این پژوهش با استفاده از فن‌های هوش مصنوعی، روشی کارآمد جهت فراهم‌سازی مناسب‌ترین محتوای آموزشی زبان انگلیسی برای یادگیرنده از طریق کشف علایق و ترجیحات وی معرفی گردید. در ابتدا، عملکرد مدل‌های سیستم آموزشی از قبیل مدل دامنه، مدل یادگیرنده و مدل واحد یادگیری که جهت مکانیزه کردن برخی از مراحل آموزش و تدریس به کار می‌رود، بررسی شد. در نهایت با دخالت الگوریتم ممتیک برنامه‌ای با عملکرد متفاوت طراحی گردید. در این برنامه ترجیحات و علایق یادگیرنده در اولویت توجه قرار گرفت و بر روی گروهی از جامعه آماری آزمایش شد. در واقع، هدف از انجام پژوهش حاضر ایجاد راهکاری جهت تطبیق محتوای درسی با ترجیحات یادگیرنده بود. این پژوهش نشان داد که هنگامی‌که در فرایند یادگیری ترجیحات یادگیرنده در مسیر یادگیری در نظر گرفته شود، یادگیری بهبودیافته و محتوا درسی تأثیر بیشتری بر میزان یادگیری فرد خواهد داشت. این پژوهش به ارائه رویکردی جهت به‌کارگیری الگوریتم تکاملی ممتیک، ویژگی‌های فردی را در روند یادگیری وارد می‌کند تا به طور خودکار برای هر فراگیر محتوای درسی متناسب با نیاز وی تولید شود. در این فرایند، کارآمدی الگوریتم ممتیک نیز جهت بهینه‌سازی یادگیری اثبات گردید و نتایج مطلوب به دست آمد. جهت توسعه آموزش الکترونیک و اجرای بهینه یادگیری لازم است که طراحان برنامه‌های آموزش الکترونیکی از این الگوریتم برای بهینه‌سازی فرایند یادگیری استفاده کنند تا بتوانند با جهت‌دهی به فعالیت‌های یادگیرنده، یادگیری زبان دوم را تسهیل بخشند. البته پیش‌بینی می‌شود که سایر الگوریتم‌های هوش مصنوعی نیز بتوانند در بهینه‌سازی آموزش الکترونیکی مفید واقع شوند. در پژوهش‌های آتی به آزمایش سایر الگوریتم‌ها خواهیم پرداخت و در صورت دستیابی به پاسخ بهینه از سیستم طراحی‌شده، با پژوهش حاضر مقایسه خواهد گردید و نتیجه مطلوب‌تر اعلام خواهد شد. همچنین، از آنجا که سیستم قابلیت تصمیم‌گیری دارد، در یادگیری الکترونیکی از طریق الگوریتیم ممتیک و بر اساس ترجیحات یادگیرنده می‌توان بر روی محتوای درسی نیز بیشتر تمرکز کرد تا مواد درسی تحت کنترل در اختیار یادگیرنده قرار گیرد.

منابع

هوشیار امیری، مهری و داریوش نوروزی (۱۳۹۴). تأثیر استفاده از تصاویر آموزشی در حین تدریس بر رشد هوش فضایی دانش‌آموزان، *همایش پژوهش‌های نوین در علوم انسانی*، تهران، مرکز همایش‌های بین‌المللی صداوسیما.

بریهی، فاطمه (۱۳۹۷). تصویر و آموزش الکترونیک. *کنفرانس ملی دستاوردهای نوین جهان در تعلیم و تربیت، روانشناسی، حقوق و مطالعات فرهنگی اجتماعی*، خوی، دانشگاه آزاد اسلامی.

سراجی ، فرهاد و محمد عطاران (۱۳۹۱). *یادگیری الکترونیکی*، همدان، دانشگاه بوعلی همدان.

سرگزی مقدم، طیبه و امین راحتی (۱۳۹۲). کاربرد الگوریتم ممتیک و نظام‌های فازی برای تولید آموزش الکترونیکی بر پایه وب ۲، *پنجمین کنفرانس ملی مهندسی برق و الکترونیک*، گناباد، دانشگاه آزاد اسلامی.

ذوالفقاری، فاطمه و امین راحتی (۱۳۹۳). کاربرد درس الکترونیکی سازگار با سبک‌های یادگیری دانش‌آموزان با الگوی ممتیک، *نشریه علمی پژوهشی فناوری آموزش، جلد۹ ، شمارهٔ ۲*.

https://doi.org/10.22061/tej.2014.248

Acampora, G., Loia, V. and Gaeta, M., 2010. Exploring e-learning knowledge through ontological memetic agents. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, *5*(2), pp.66-77. DOI: 10.1109/MCI.2010.936306

Adanır, A. G., İsmailova, R., Omuraliev, A. and Muhametjanova, G., 2020. Learners' perceptions of online exams: A comparative study in Turkey and Kyrgyzstan. *International Review of Research in Open and Distributed Learning*, *21*(3), pp.1-17. https: // doi. org/ 10. 1177/ 2042753019899713

Altuwairqi, K., Jarraya, S.K., Allinjawi, A. and Hammami, M., 2021. A new emotion–based affective model to detect student's engagement. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, *33*(1), pp.99-109. DOI: 10.1016/j.jksuci.2018.12.008

Bahreini, K., Nadolski, R. and Westera, W., 2016. Towards multimodal emotion recognition in e-learning environments. *Interactive Learning Environments*, *24*(3), pp.590-605. DOI 10.1080/10494820.2014.908927

Bereyhi, F. 2018. Image and E-learning. The National Conference on New World Achievements in Education, Psychology, Law and Social-Cultural Studies. Khoy. [In Persian]

Boticario, J.G. and Santos, O.C., 2007. An Open IMS-based user modelling approach for developing adaptive learning management systems. *Journal of Interactive Media in Education*. DOI:10.5334/2007-2

Darling, L., 2002. Your ELearning Strategy: Make sure it's learning for results. *Training*, *39*(3), p.2. https://doi.org/10.4018/978-1-5225-1013-0.ch009

Ebner, M., 2007. E-Learning 2.0= e-Learning 1.0+ Web 2.0? In *The Second International Conference on Availability, Reliability and Security (ARES'07)* (pp. 1235-1239). IEEE. DOI: 10.1109/ARES.2007.74

Fernández, A. and Herrera, F., 2012. Linguistic fuzzy rules in data mining: follow-up mamdani fuzzy modeling principle. *Combining Experimentation and Theory: A Hommage to Abe Mamdani*, pp.103-122.

Hinton, G.E. and Salakhutdinov, R.R., 2006. Reducing the dimensionality of data with neural networks. *science*, *313*(5786), pp.504-507. DOI: 10.1126/science.1127647

Hooshyar Amiri, Mehri, Norouzi Daryoosh, Zarei Esmaeel. 2015. The effect of using educational images during teaching on the development of students' spatial intelligence. Conference of new researches in

humanities. Tehran: Center for International Broadcasting Conferences. [In Persian]

Huang, M., Xu, G. and Li, H., 2023. Construction of personalized learning service system based on deep learning and knowledge graph. *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*, *9*(1).: 10.2478/amns.2023.2.01683

Huang, G.B., Zhu, Q.Y. and Siew, C.K., 2006. Extreme learning machine: theory and applications. *Neurocomputing*, *70*(1-3),pp.489-501. https : // doi. Org /10.1016/j.neucom.2005.12.126

Kort, B., Reilly, R. and Picard, R.W., 2001, May. External representation of learning process and domain knowledge: Affective state as a determinate of its structure and function. In *Workshop on Artificial Intelligence in Education (AI-ED 2001), San Antonio,(May 2001)* (pp. 64-69).

Krarup Jakob.R.A.R. and Pruzan, P.M., 1983. The simple plant location problem: Survey and synthesis. *European journal of operational research*, *12*(36-81), p.41. 10.1016/0377-2217(83)90181-9

Lee, C.S., Wang, M.H. and Chen, J.J., 2008. Ontology-based intelligent decision support agent for CMMI project monitoring and control. *International Journal of Approximate Reasoning*, *48*(1), pp.62-76. DOI: 10.1016/j.ijar.2007.06.007

Lee, C.S., Jian, Z.W. and Huang, L.K., 2005. A fuzzy ontology and its application to news summarization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, *35*(5), pp.859-880. DOI: 10. 1109 /TSMCB.2005.845032

Lim, D., Ong, Y.S., Jin, Y., Sendhoff, B. and Lee, B.S., 2007. Efficient hierarchical parallel genetic algorithms using grid computing. *Future Generation Computer Systems*, *23*(4), pp.658-670. DOI : 10. 1016 /j.future.2006.10.008

Martin, E. and Carro, R.M., 2009. Supporting the development of mobile adaptive learning environments: A case study. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, *2*(1), pp.23-36. DOI: 10.1109/TLT.2008.24

Megahed, M. and Mohammed, A., 2020. Modeling adaptive E-learning environment using facial expressions and fuzzy logic. *Expert Systems with Applications*, *157*, p.113460. https: // doi. org/ 10. 1016/ j.eswa. 2020.113460

Miao, M., Wu, J., Cai, F. and Wang, Y.G., 2022. A modified memetic algorithm with an application to gene selection in a sheep body weight study. *Animals*, *12*(2), p.201. DOI: 10.3390/ani12020201

Murugesan, S., 2007. Understanding Web 2.0. *IT professional*, *9*(4), pp.34-41. DOI: 10.1109/MITP.2007.78

Neri, F., Cotta, C. and Moscato, P. eds., 2011. *Handbook of memetic algorithms* (Vol. 379). Springer. https: // doi. Org / 10.1007/978-3-642-23247-3

Oguzor, N.S., Nosike, A.N. and Opara, J.A., 2011. Information Technology (IT) and the learning society: growth and challenges. *Educational Research and Reviews*, *6*(4), pp.342-346.

O'Regan, K. (2003). Emotion and E-Learning. *Journal of Asynchronous Learning Networks*,7(3), 78–92. https://doi.org/10.24059/olj.v7i3.1847

Pastore, R., 2002. Elearning in education: An overview. In *Society for Information Technology & Teacher Education International Conference* (pp. 275-276). Association for the Advancement of Computing in Education (AACE). https://www.learntechlib.org/p/10519

Sargazi Moghadam, T, Rahati, 2012. A. Application of memetic algorithm and fuzzy systems to produce web-based e-learning 2. *4th Iranian Conference on Electrical and Electronics Engineering*. Gonabad. Iran, [In Persian]

Sargazi Moghadam, T., Darejeh, A., Delaramifar, M. and Mashayekh, S., 2023. Toward an artificial intelligence-based decision framework for developing adaptive e-learning systems to impact learners' emotions. *Interactive Learning Environments*, pp.1-21. DOI: 10. 1080/ 10494820.2023.2188398

Seraji, F., Ataran, M. 2012. *E-Learning*. Hamadan: Bu Ali University [In Persian]

Shabha, G., 2000. Virtual universities in the third millennium: an assessment of the implications of teleworking on university buildings and space planning. *Facilities*, *18*(5/6), pp.235-244. DOI: 10. 1108 / 0263 277 001 032 8108

Shrestha, S. and Pokharel, M., 2021. Determining learning style preferences of learners. *Journal of Computer Science Research*, *3*(1), pp.33-43. DOI:10.30564/jcsr.v3i1.2761

Singh, G., O'Donoghue, J. and Worton, H., 2005. A study into the effects of elearning on higher education. *Journal of university teaching & learning practice*, *2*(1), pp.16-27. https://doi.org/10.53761/ 1.2.1.3

Tang, J., Lim, M.H., Ong, Y.S. and Er, M.J., 2006. Parallel memetic algorithm with selective local search for large scale quadratic assignment problems. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, *2*(6), pp.1399-1416.

Turky, A., Sabar, N.R., Dunstall, S. and Song, A., 2020. Hyper-heuristic local search for combinatorial optimisation problems. *Knowledge-Based Systems*, *205*, p.106264. DOI:10.1016/j.knosys.2020.106264

Wang, M. and Kang, M., 2006. Cybergogy for engaged learning: A framework for creating learner engagement through information and communication technology. *Engaged learning with emerging technologies*, pp.225-253. DOI: 10.13140/RG.2.2.11569.02408

Zhu, Z., Ong, Y.S. and Dash, M., 2007. Wrapper–filter feature selection algorithm using a memetic framework. *IEEE Transactions on Systems,*

Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), *37*(1), pp.70-76. DOI**:** 10. 1109 / TSMCB.2006.883267

Zolfaghari, F. and Rahati, A., 2014. Electronic Lesson Application Compatible with the Learning Styles of Students With Memetic Pattern. *Technology of Education Journal (TEJ)*, *9*(1), pp.1-14. https: // doi. Org /10.22061/tej.2014.248 [In Persian]

Zulkifli, S.F., Shiang, C.W., bin Khairuddin, M.A. and bt Jali, N., 2020. Modeling emotion oriented approach through agent-oriented approach. *Int. J. Adv. Sci. Eng. Inf. Technol*, *10*(2), p.647â. DOI: http: // dx. doi. org/10.18517/ijaseit.10.2.10644