Tech. Edu. J. 18(3): 697-714, Summer 2024

Technology of Education Journal
(TEJ)
Homepage: jte.sru.ac.ir

ORIGINAL RESEARCH PAPER

Development of an Intelligent Mechanism for Comparing Personalized Education in the Context of an Interactive Educational System

M. Rezaei[1], E. Pazouki[1], R. Ebrahimpour[*,2]

[1] Department of Artificial Intelligence, Faculty of Computer Engineering, Shahid Rajaee Teacher Training University, Tehran, Iran
[2] Center for Cognitive Science, Institute for Convergence Science & Technology, Sharif University of Technology, Tehran, Iran

Received: 14 January 2024
Reviewed: 11 March 2024
Revised: 13 April 2024
Accepted: 23 May 2024

KEYWORDS:
Electronic Education
Electronic Learning
Personalization of Education
Learning Preferences
Cognitive Load

* Corresponding author
ebrahimpour@sharif.edu
(+9821) 66164142

ABSTRACT

Background and Objectives: Today, due to the increasing development of technology all over the world, e-learning systems are expanding rapidly. With the progress of electronic education, the movement from traditional education (the approach of providing one education for all) to personalized education began. Personalized education is an educational approach that aims to customize learning based on a learner's strengths, skills, interests, and needs. This method of education, like any other new method, has its strengths and weaknesses. In fact, increasing motivation and acquiring self-defense skills can be considered as one of the important benefits of this type of training. On the other hand, as the weaknesses of this method, we can mention the time-consuming training, the challenge in implementation, and the lack of clarity in the method of application. Due to the availability of many data from learners, the use of artificial intelligence to personalize education will both increase the quality and make education more attractive. Nowadays, one of the ways to personalize education is to provide it based on the preferences of learners. Learner preferences can be self-identified and explicitly identified and extracted by directly asking the learner or implicitly and collecting and monitoring data. Today, modeling user preferences is one of the most challenging tasks in e-learning systems that deal with a large amount of information. The aim of this research was to extract the implicit preferences of the learner by using an online interactive intelligent educational system that models the learner's preferences using conceptualization for learning objects through profile expansion and the use of artificial intelligence algorithms. The model was trained with the collected interactive data and provides new learning objects based on the learner's preferences. This research was practical in terms of purpose.

Methods: In this research, according to the society available to us, 29 male and female undergraduate students of computer sciences, with an average age of 21.5 years, who had not taken the machine learning course, were included as the participants. After registration, the participants were randomly divided into two control and experimental groups. The experimental group was presented with personalized content that matched their preferences, and the control group was presented with content that did not match their preferences. After the training, the learning rate and cognitive load of the participants were measured by the designed performance test and the NASA workload index questionnaire. At the end, the significance level of the obtained results of the two groups was evaluated using the independent t-test.

Findings: Based on the obtained results, the average performance test scores of the experimental group who received content matching their preferences had no significant difference compared to the average of the control group with a value of p=0.7 (while learning), but the cognition of the control group was significantly lower with p=0.00 compared to that of the experimental group.

Conclusion: Based on the findings of the research, providing personalized educational content based on learners' preferences using the profile expansion technique significantly reduced the cognitive load during learning. So, Providing educational content based on learners' preferences, as one of the personalized educational methods in e-learning, plays an important role in reducing the cognitive load of learners.

COPYRIGHTS
© 2024 The Author(s). This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0)
(https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

NUMBER OF REFERENCES	NUMBER OF FIGURES	NUMBER OF TABLES
34	10	8

مقاله پژوهشی

توسعه مکانیزم هوشمند مقایسه آموزش شخصی‌سازی شده در بستر سامانه آموزشی تعاملی

محمدرضا رضائی[۱]، احسان پازوکی[۱]، رضا ابراهیم‌پور[۲،*]

[۱] گروه هوش مصنوعی، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجائی، تهران، ایران
[۲] گروه پژوهشی علوم شناختی، پژوهشکده جامع علوم و فناوری‌های همگرا، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران

چکیده

پیشینه و اهداف: در عصر حاضر، با توجه به گسترش روزافزون فناوری در سراسر جهان، سیستم‌های آموزش الکترونیکی به‌سرعت در حال گسترش هستند. با پیشرفت آموزش الکترونیکی حرکت از سمت آموزش سنتی (رویکرد ارائه یک آموزش برای همه) به سمت آموزش شخصی‌سازی شده آغاز شد. آموزش شخصی‌سازی شده یک رویکرد آموزشی است که هدف آن، سفارشی کردن یادگیری براساس نقاط قوت، مهارت‌ها، علایق و نیازهای یادگیرنده است. این روش از آموزش مانند هر شیوه نوین دیگری دارای نقاط ضعف و قوت است. در واقع، می‌توان افزایش انگیزه و کسب مهارت خودحمایتی را از مزایای مهم این نوع از آموزش دانست. در مقابل، به‌عنوان نقاط ضعف این روش می‌توان به زمان‌بر بودن آموزش، چالش در پیاده‌سازی و عدم وضوح در شیوه به‌کارگیری اشاره کرد. با توجه به در دسترس بودن داده‌های بسیار از یادگیرندگان، استفاده از هوش مصنوعی جهت شخصی‌سازی آموزش هم کیفیت را افزایش می‌دهد و هم باعث جذابیت آموزش خواهد شد. امروزه، یکی از شیوه‌های شخصی‌سازی آموزش، ارائه براساس ترجیحات یادگیرندگان است. ترجیحات یادگیرنده می‌تواند به‌صورت خودانگارانه و به‌طور صریح با درخواست مستقیم از یادگیرنده یا به‌صورت ضمنی و جمع‌آوری و پایش داده‌ها شناسایی و استخراج شود. امروزه مدل‌سازی ترجیحات کاربر یکی از چالش برانگیزترین وظایف در سیستم‌های آموزش الکترونیکی است که با حجم زیادی از اطلاعات سروکار دارد. هدف این پژوهش، استخراج ضمنی ترجیحات یادگیرنده با بهره‌گیری از یک سامانه آموزشی هوشمند تعاملی برخط است که مدل‌سازی ترجیحات یادگیرنده با استفاده از مفهوم‌سازی برای اشیای یادگیری از طریق گسترش پروفایل و بهره‌گیری از الگوریتم‌های هوش مصنوعی انجام می‌شود. مدل با داده‌های تعاملی جمع‌آوری شده آموزش دیده و اشیای یادگیری جدید را براساس ترجیحات یادگیرنده در اختیار او قرار می‌دهد. این پژوهش، از نظر هدف کاربردی است.

روش‌ها: در این پژوهش، با توجه به جامعه در دسترس ما، ۲۹ آقا و خانم دانشجوی کارشناسی رشته کامپیوتر، با میانگین سنی ۲۱/۵ سال که درس یادگیری ماشین را نگذرانده بودند، به‌عنوان شرکت‌کننده همکاری داشتند. شرکت‌کنندگان پس از ثبت‌نام به‌صورت تصادفی به دو گروه کنترل و آزمایش تقسیم شدند. به گروه آزمایش محتوای شخصی‌سازی شده منطبق با ترجیحات و به گروه کنترل محتوای نامنطبق با ترجیحات ارائه شد. پس از طی آموزش، میزان یادگیری و بار شناختی شرکت‌کنندگان توسط آزمون عملکردی طراحی شده و پرسش‌نامه شاخص بار کاری ناسا مورد سنجش قرار گرفت. در پایان سطح معناداری نتایج به‌دست آمده دو گروه با استفاده از آزمون آماری تی مستقل مورد ارزیابی قرار گرفت.

یافته‌ها: براساس نتایج به‌دست آمده، میانگین نمرات آزمون عملکردی گروه آزمایش که محتوای منطبق با ترجیحات دریافت کرده بودند نسبت به میانگین گروه کنترل با مقدار p=۰/۷ دارای اختلاف معنادار نبود (ضمن انجام یادگیری)؛ اما میانگین بار شناختی گروه آزمایش نسبت به میانگین بار شناختی گروه کنترل با مقدار p=۰/۰۰ به‌صورت معنادار پایین تر گزارش شد.

تاریخ دریافت: ۲۴ دی ۱۴۰۲
تاریخ داوری: ۲۱ اسفند ۱۴۰۲
تاریخ اصلاح: ۲۵ فروردین ۱۴۰۳
تاریخ پذیرش: ۰۳ خرداد ۱۴۰۳

واژگان کلیدی:
آموزش الکترونیکی
یادگیری الکترونیکی
شخصی‌سازی آموزش
ترجیحات یادگیری
بار شناختی

* نویسنده مسئول
ebrahimpour@sharif.edu
۰۲۱-۶۶۱۶۴۱۴۲

نتیجه‌گیری: براساس یافته‌های پژوهش، ارائه محتوای آموزشی شخصی‌سازی شده براساس ترجیحات یادگیرندگان با استفاده از تکنیک گسترش پروفایل، در زمان یادگیری، بار شناختی را میزان قابل توجهی کاهش داد. بنابراین، ارائه محتوای آموزشی براساس ترجیحات یادگیرندگان، به‌عنوان یکی از شیوه‌های آموزشی شخصی‌سازی شده در یادگیری الکترونیکی، نقش مهمی‌در کاهش بار شناختی یادگیرندگان ایفا می‌کند.

مقدّمه

از دیرباز تاکنون همواره آموزش و یادگیری نقش مهم و اساسی در پیشرفت جوامع انسانی داشته است. در روش‌های سنتی، مواد آموزشی به‌صورت خطی، توسط مربی به همه افراد آموزش داده می‌شود. امروزه افراد، نیازمند آموزش مبتنی بر پاسخ‌گویی به تقاضا، در هر زمان و هر مکان همراه با پشتیبانی مناسب و مبتنی بر ویژگی‌های شخصی هستند [۱]. همچنین، آموزش الکترونیکی به‌عنوان بستری برای شخصی‌سازی محتوای آموزشی مورد توجه پژوهشگران این حوزه قرار گرفته است. در آموزش شخصی‌سازی‌شده، همه اشیای یادگیری، به نحو مناسب در اختیار یادگیرنده قرارگرفته و آموزش تا حدی منحصربه‌فرد می‌شود. یکی از مهم‌ترین مسائل سامانه‌های آموزش الکترونیکی، نحوه مدل‌سازی ویژگی‌های مؤثر در یادگیری است[۲]. پژوهشگران، معتقدند باتوجه به حجم عظیم داده‌ها و تعدد ویژگی‌های فردی، مدل‌سازی باید به نحوی انجام شود که مهم‌ترین عوامل مؤثر در یادگیری را شامل شود [۳]. هر یادگیرنده، دارای ویژگی‌های مختلفی ازجمله سبک‌شناختی و یادگیری، علاقه‌مندی و ترجیحات، تجربیات، انگیزه و سطح دانش متفاوت از سایر یادگیرندگان است [۴]. همچنین، تعامل یک جنبه مهم برای متعهد نگه‌داشتن افراد به یادگیری است. امروزه، بسیاری از سیستم‌های شخصی‌سازی کننده آموزش از داده‌های رفتاری یادگیرنده برای ارائه آموزش مناسب وی استفاده می‌کنند. در پژوهش‌های اخیر نشان داده‌شده است که سامانه‌هایی که از داده‌های رفتاری حاصل از تعامل کاربر با اشیا یادگیری بهره می‌برند، بسیار کارآمد هستند [۵]. امروزه، به لطف توسعه سریع فناوری اطلاعات و ارتباطات، یادگیری الکترونیکی به مفهومی‌فراگیر در آموزش مدرن تبدیل شده است. همچنین، تفاوت‌ها و ویژگی‌های فردی پتانسیل قابل توجهی به جهت بهبود عملکرد، رضایت و انگیزه او دارد. در پژوهش‌های اخیر، به ارزش‌های مفهومی‌اشیای یادگیری توجه زیادی شده است که این موضوع می‌تواند با روش‌های مختلف مدل‌سازی شود. همچنین، با استفاده از سبک‌های یادگیری که اغلب به‌صورت خودانگارانه شناسایی می‌شوند، می‌توان به ترجیحات یادگیرنده پی برد؛ اما این روش، همانند همه روش‌های صریح، دارای نقاط ضعفی نیز است[۶]. بین برخی از سبک‌های یادگیری و ابعاد تعامل رابطه معنادار و مثبت وجود دارد که برای پیش‌بینی ترجیحات می‌توان از سبک‌های یادگیری استفاده کرد. براساس مفهوم تعامل، صاحب‌نظران انواع مختلفی از تعامل در محیط‌های آموزش مجازی و الکترونیکی تاکنون ارائه نمودند که در جدول (۱) چهار دسته اصلی از انواع تعامل آورده شده است [۷].

سبک یادگیری فلدر- سیلورمن یکی از معروف‌ترین و پرکاربردترین سبک‌های یادگیری ارائه شده تا به امروز است. از طرف دیگر با بررسی الگوی رفتاری یادگیرنده هنگام مطالعه درس، می‌توان تا حد زیادی ترجیحات او را شناسایی کرد. سپس با استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی و ترکیب ویژگی‌های شناختی و رفتاری و بهره‌گیری از یک سیستم توصیه‌گر، می‌توان یک محتوای آموزشی تطبیقی را در اختیار یادگیرنده قرار داد. واژه سبک درواقع، برای بیان ویژگی‌های متمایز و شخصی هر فرد که در عملکرد او تأثیر دارد، ایجاد شد. مفهوم سبک توسط روانشناسان در حیطه‌های گوناگونی ازجمله شخصیت، شناخت و یادگیری مطرح شده است [۸]. دی چکو (Di Cecco) و کرافورد (Crawford) سبک‌های شناختی را به‌عنوان «راه‌های شخصی که در آن افراد اطلاعات را در جریان یادگیری مفاهیم و اصول پردازش می‌کنند» تعریف کرده‌اند. یکی از مهم‌ترین تفاوت‌های فردی یادگیرندگان ناشی از سبک یادگیری آن‌ها است. با درک و شناسایی سبک یادگیری افراد، می‌توان روش‌هایی را استفاده کرد که سرعت و کیفیت یادگیری را بهبود بخشد. سبک یادگیری با مدل‌های مختلفی توصیف می‌شود که ازجمله مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به مدل فِلدر-سیلورمن (Felder-Silverman)، مدل کُلب (Kolb)، مدل دان و دان (Dunn and Dunn)، مدل بیگز (Biggs) و مدل‌هانی و مامفورد (Honey and Mumford) اشاره کرد. هریک از این مدل‌ها سبک‌های یادگیری مختلفی را برای یادگیرندگان در نظر می‌گیرند. در جدول (۲) اطلاعات برخی از مدل‌ها ذکر شده است.

جدول ۱: اشکال اصلی تعامل یادگیرنده در محیط‌های آموزش الکترونیکی
Table 1: Main forms of learner interaction in e-learning environments

ابعاد تعامل Dimensions of interaction	تعریف Definition
یادگیرنده-یادگیرنده learner-learner	به ارتباط یادگیرندگان به شکل فرد به فرد یا گروهی از طریق ابزارهای ارتباطی موجود به شکل همزمان و ناهمزمان اشاره دارد. یادگیرنده-یادگیرنده تبادل ایده‌ها، اطلاعات و گفتگو در میان یادگیرندگان در محیط برخط را فراهم می‌کند. It refers to the communication of learners one to one or in a group through existing communication tools in synchronous and asynchronous form. It provides learner-to-learner exchange of ideas, information and dialogue among learners in an online environment.

ابعاد تعامل Dimensions of interaction	تعریف Definition
یادگیرنده-رابط کاربر Learner-user interface	فرایند دست‌کاری کردن ابزارها برای کامل کردن وظیفه تعریف شده است. یادگیرندگان در آموزش مبتنی بر وب به برقراری این نوع تعامل نیاز دارند و یادگیرنده‌ای که نتواند با رابط کاربر تعامل برقرار نماید عملاً از یادگیری باز می‌ماند؛ حتی اگر در زمینه‌های دیگر موفق باشد. The process of manipulating tools to complete a defined task. Learners in web-based education need to establish this type of interaction, and a learner who cannot interact with the user interface practically stops learning, even if he is successful in other fields.
یادگیرنده-مربی Learner-trainer	به ارتباط یادگیرنده با استاد از طریق ابزارهای ارتباطی مانند ایمیل، چت همزمان، انجمن و غیره به‌منظور فهم مواد درسی گفته می‌شود. It is said to connect the learner with the teacher through communication tools such as email, simultaneous chat, forum, etc., in order to understand the course material.
یادگیرنده-محتوا learner-content	به‌عنوان فرایند تعامل ذهنی یادگیرنده با ساختارهای محتوا تعریف شده است. این نوع تعامل شامل اهداف یادگیری، واحدهای آموزش، مطالعات موردی، تصاویر، تمرینات تعاملی یادگیری، پروژه‌ها و آزمون‌ها می‌شود. تعامل یادگیرنده با محتوا، کسب اطلاعات فکری از مواد نیز نامیده می‌شود. It is defined as the process of mental interaction of the learner with the content structures. This type of interaction includes learning objectives, teaching units, case studies, images, interactive learning exercises, projects and tests. The learner's interaction with the content is also called acquiring intellectual information from the material.

جدول ۲: مدل‌های مختلف سبک یادگیری
Table 2: Various models of learning style

نام مدل Model name	توصیف مدل Description of the model	پرسش‌نامه Questionnaire	منابع References
فلدر-سیلورمن Felder-Silverman	این مدل شامل پنج بعد ادراک، درونداد، پردازش، سازماندهی و فهم است که هر بعد ترکیبی از دو قطب مخالف بوده که نشان دهنده ترجیح افراد در استفاده از منابع خاص است. This model includes five dimensions of perception, input, processing, organization and understanding, each dimension being a combination of two opposite poles that represent people in using specific resources.	شاخص سبک یادگیری Index of learning style(IIS)	[۹]
کلب Kolb	این مدل در یک چرخه چهار مرحله‌ای تصور شده است: تجربه عینی، مفهوم‌سازی انتزاعی، تجربه فعال، مشاهده انعکاسی. سبک یادگیری هر فرد ترکیبی از دو چرخه یادگیری در میان این چهار چرخه است. This model is conceived in a four-stage cycle: objective experience, abstract conceptualization, active experience, reflective observation. Each person's learning style is a combination of two learning cycles among these four cycles.	فهرست سبک یادگیری Learning style inventory	[۱۰]
وارک Vark	مدل وارک مخفف حروف اول کلمات دیداری، شنیداری، نوشتاری و حرکتی است. این طبقه توسط فلمینگ معرفی شد و ابزار وارک برای‌اندازه‌گیری آن طراحی گردید. Vark model is an abbreviation of the first letters of the words visual, auditory, written and movement. This class was introduced by Fleming and the Vark tool was designed to measure it.	پرسش‌نامه وارک The VARK questionnaire	[۱۱]
هانی و مامفورد Honey and Mumford	هانی و مامفورد سبک‌های یادگیری کلب را خلاصه کرده و چهار سبک جایگزین با نام‌های فعال، متفکر، نظریه‌پرداز و عمل‌گرا ارائه کرده است. Haney and Mumford summarized Kolb's learning styles and presented four alternative styles named active, thinker, theorist and pragmatist.	پرسش‌نامه سبک یادگیری‌هانی و مامفورد Honey and Mumford learning style questionnaire	[۱۲]
دان دان Dunn and Dunn	این مدل طیف گسترده‌تری از ویژگی‌ها نظیر محیط، عاطفه، ترجیحات جامعه شناختی، ویژگی‌های فیزیولوژیکی، تمایلات پردازش روانشناختی را مورد بررسی قرار می‌دهد. This model examines a wider range of characteristics such as: environment, emotion, sociological preferences, physiological characteristics, psychological processing tendencies.	پرسش‌نامه سبک یادگیری دان دان Dunn and Dunn's Learning Style questionnaire	[۱۳]

سبک فلدر- سیلورمن مورد توجه پژوهشگران کاربردی با گرایش مهندسی و برای استفاده در محیط‌های واقعی آموزش معمولی و آموزش الکترونیکی و با هدف آموزش تطبیقی، آزمون و ارزیابی یادگیرندگان است [۱]. سبک یادگیری فلدر- سیلورمن یک مدل ارائه شده از سبک‌های یادگیری است، که توسط دکتر ریچارد فلدر و لیندا سیلورمن در دهه ۱۹۸۰ معرفی شد. این سبک افراد را در پنج بُعد ادراک، درونداد، پردازش، سازماندهی فهم دسته‌بندی می‌کند. فلدر و سولومان در سال ۱۹۹۸ میلادی و با حذف بعد سازماندهی پرسش‌نامه‌ای را برای ارزیابی چهار بُعد دیگر طراحی کرده‌اند [۱۴]. توصیف مختصر هر یک از سبک‌های مدل فلدر- سیلورمن در جدول (۳) آمده است [۱۵].

جهت ارائه اشیای یادگیری در سامانه‌های آموزشی شخصی‌سازی شده، ابتدا باید سبک شناسایی یادگیرنده شناسایی شود. واژه شیء یادگیری به مجموعه‌ای از محتوا، تمرین و موارد ارزیابی اطلاق شده که براساس یک هدف یادگیری واحد ترکیب می‌شوند. این تعریف را برای اولین بار وین‌هاجینز در سال ۱۹۹۴ ارائه داده است [۱۶].

جدول ۳: توصیف سبک‌های مدل فلدر-سیلورمن
Table 3: Description of Felder-Silverman model styles

ابعاد Dimensions	سبک Style	توصیف Description
ادراک Perception	حسی Sensing	تمایل به یادگیری واقعیت‌ها دارند. دوست دارند مسائل خود را با استفاده از روش‌های تعریف شده (روش‌های روشن و واضح) حل کنند. پیچیدگی را دوست ندارند. They have a desire to learn the truth. They like to solve their problems using defined methods (clear methods). They don't like complexity.
	شهودی **Intuitive**	اغلب ترجیح می‌دهند امکانات و روابط را کشف کنند، خلاق و نوآور باشند و تکرار را دوست ندارند. They often prefer to explore possibilities and relationships, be creative and innovative, and do not like repetition.
درونداد Input	کلامی Verbal	اطلاعات را بیشتر از طریق کلمات – چه به‌صورت کلمات نوشته شده یا توضیحات کلامی(شفاهی) – بهتر به یاد می‌آورند. این دسته از یادگیرندگان اطلاعات را خلاصه می‌کنند و کارهای گروهی را دوست دارند. They recall information better through words – either written words or verbal explanations. These learners summarize information and like group work.
	بصری Visual	آنچه را می‌بینند؛ یعنی چیزهایی نظیر تصاویر، نمودارها، جداول و فیلم‌ها را بهتر به یاد می‌آورند. این‌ها نقشه مفهومی‌را به وسیله فهرست کردن نکات کلیدی و قرار دادن آن‌ها در جعبه‌ها یا جاهای خاص خود، برای یادگیری خود در نظر می‌گیرند. What they see; That is, they remember things like pictures, charts, tables and videos better. They conceptualize their learning by listing key points and placing them in their own boxes or places.
پردازش Process	فعال Active	کارهای گروهی را دوست دارند و اطلاعات را به وسیله انجام دادن بهتر درک می‌کنند. They like group work and understand information better by doing.
	تأملی Reflective	ترجیح می‌دهند امکانات و ارتباطات را کشف کنند. خلاقیت و نوآور بودن را دوست دارند و از تکرار متنفرند. They prefer to explore possibilities and connections. They like creativity and innovation and hate repetition.
فهم Understanding	کلی Global	قبل از شروع مطالعه، ابتدا مرور کلی بر مطالب مورد نظر خواهند داشت. این دسته از یادگیرندگان کل‌نگرند و در برخورد با مسائل پیچیده، ابتدا می‌کوشند آن‌ها را درک و سپس حل کنند. Before starting the study, they will first have an overview of the desired material. This group of learners are holistic and when dealing with complex issues, they first try to understand them and then solve them.
	متوالی Sequential	تمایل به درک مطالب در مراحل منظم و خطی دارند. معمولاً در حل مسائلی که با آن مواجه می‌شوند، مراحل را به‌طور منطقی و گام به گام طی می‌کنند تا بتوانند مسائل خود را حل نمایند. این دسته از یادگیرندگان مطالب را به چیزهایی که تا کنون یادگرفته‌اند، ربط می‌دهند. They tend to understand the material in orderly and linear steps. Usually, in solving the problems they face, they go through the steps logically and step by step so that they can solve their problems. This group of learners relate the content to what they have learned so far.

جهت تعیین سبک یادگیری یادگیرندگان، می‌توان از دو رویکرد صریح و ضمنی استفاده نمود [۱۷]. در رویکرد صریح، سبک یادگیری افراد، باتوجه به اطلاعات به‌دست آمده از پرسش‌نامه‌ها مشخص می‌شود. به این روش خودانگارانه یا همکاری نیز گفته می‌شود [۱۸]. در رویکرد ضمنی، باتوجه به تعامل کاربر با محیط آموزشی و تحلیل داده‌های رفتاری وی، سبک یادگیری او مشخص می‌شود. به این روش ضمنی یا خودکار گفته می‌شود [۱۹]. در کار پاپنیکالو و همکاران، سامانه INSPIRE بر مبنای سبک یادگیری فلدر-سیلورمن و سبک کُلب طراحی‌شده است. در این پژوهش باتوجه به رویکرد صریح و با استفاده از پرسش‌نامه سبک یادگیری یادگیرندگان شناسایی شده است [۲۰]. گارسیا و همکاران از شبکه بیز، که بر مبنای رفتارهای یادگیرنده طراحی‌شده است، برای شناسایی سبک یادگیری فلدر- سیلورمن استفاده کرده‌اند [۲۱].

یادگیری تطبیقی و شخصی‌سازی شده جایگزینی را برای رویکرد قدیمی«یکی برای همه مناسب است» فراهم آورده و آموزش و یادگیری را به سمت محیط پویا سوق داده است[۲۲]. آموزش شخصی‌سازی شده، در فرایند یادگیری با استفاده از فناوری اطلاعات و ارتباطات به‌طور مداوم محتوای آموزشی را با ترجیحات یادگیرنده هم سو می‌کند[۲۳]. توسعه محیط‌های یادگیری الکترونیکی سازگار که بتواند در زمینه‌های مختلف آموزشی مورد استفاده قرار گیرد، به یک نیاز مهم در فرایند یاددهی و یادگیری تبدیل شده است. در نظر گرفتن چندین پروفایل یادگیری یک جنبه ضروری برای برآوردن نیازهای فردی دانش‌آموزان در یک محیط یادگیری الکترونیکی است. شناسایی پروفایل‌های یادگیری یک کار ضروری است تا بتوان سازگاری‌های کافی را انجام داد. اصطلاح اشیای یادگیری برای اولین بار در سال ۱۹۹۴ توسط وین هاجینز مطرح شد. مؤسسه مهندسان برق و الکترونیک (IEEE)، شیء یادگیری را به‌صورت « هر موجودیت دیجیتال یا غیردیجیتالی که ممکن است برای یادگیری، آموزش یا آموزش‌دهی مورد استفاده قرار گیرد» تعریف می‌کند [۲۴]. به بیان دیگر، اشیای یادگیری واحدهای مستقل آموزشی با قابلیت استفاده مجدد هستند که به‌صورت فیلم، متن، صوت و دیگر فعالیت‌های تعاملی طراحی می‌شوند و با میسر بودن امکان ترکیب با سایر عوامل در آموزش الکترونیکی، منجر به ایجاد فرایند بزرگ‌تر و پیچیده‌تر آموزشی می‌شوند. نحوه بازنمایی اشیای یادگیری در مدل‌سازی‌های تطبیقی و شخصی‌سازی بسیار حائز اهمیت است. در کار زینا(Zaina)، با ارائه یک مکانیزم جهت بازنمایی اشیای یادگیری براساس داده‌های ترجیحی یادگیرنده ارائه شد که پس طبقه‌بندی یادگیرندگان، یک پروفایل یادگیری جهت ارائه اشیای یادگیری ایجاد می‌شود. این مطالعه با معیار خاصی ارزیابی نشده است [۲۵].

به جهت بررسی و ارزیابی تأثیر آموزش شخصی‌سازی شده، می‌توان از پرسش‌نامه‌های مختلف نظیر رضایت تحصیلی، بار شناختی و آزمون‌های عملکردی استفاده کرد. طبق نظریه بار شناختی، بار ناشی از پردازش

اطلاعات، تأثیر بسزایی بر توانایی یادگیری اطلاعات جدید دارد [۲۶]. بدین منظور، اندازه‌گیری بار شناختی حین آموزش، می‌تواند یک معیار مناسب برای ارزیابی تأثیر آموزش شخصی‌سازی شده باشد. پرسش‌نامه شاخص بار کاری ناسا (Nasa TLX)، یکی از پرسش‌نامه‌های ارائه شده جهت اندازه‌گیری بار کاری و بار شناختی است، که می‌توان از آن برای بررسی بار شناختی هنگام ارائه آموزش شخصی‌سازی شده استفاده کرد. شاخص بار کاری ناسا یک ابزار ارزیابی چندبعدی در قالب پرسش‌نامه است، که هدف آن ارزیابی و سنجش حجم و فشار ادراکی به‌منظور ارزیابی یک کار یا فعالیت خاص، کارایی و اثربخشی یک گروه یا سایر جنبه‌های عملکردی است [۲۷]. تاکنون مطالعات متعددی در زمینه شخصی‌سازی سامانه‌های آموزشی انجام شده است. همچنین، پژوهشگران با ارائه مدل‌های مختلف مبتنی بر سبک‌های یادگیری به‌عنوان ویژگی بازنمایی‌کننده بخشی از ترجیحات یادگیرنده یا تجزیه و تحلیل داده‌های تعاملی یادگیرندگان سعی در شخصی‌سازی آموزش داشته‌اند. نتایج اغلب این پژوهش‌ها مثبت و مسرت‌بخش بوده و موجب افزایش رضایت یا پیشرفت تحصیلی یادگیرندگان شده است. در ادامه، به برخی از پژوهش‌های این حوزه که به هدف این پژوهش نزدیک هستند، می‌پردازیم.

تانگ (Tang) و همکاران، با جمع‌آوری داده‌های رفتاری و تعاملی یادگیرندگان در یک دوره آموزشی برخط و بهره‌گیری از شبکه عصبی عمیق، توانستند تا حدی الگوی رفتاری یادگیرندگان را شناسایی و پیش‌بینی کنند. پژوهشگران این مطالعه، با انجام آزمون فرض آماری، نتایج را امیدوار کننده دانسته‌اند [۲۸]. یانگ(Yang) و همکاران، با ارائه یک روش و تجزیه و تحلیل رفتارهای یادگیری یادگیرندگان در برنامه آموزشی مهارت‌آموزی و استفاده از شاخص‌های فرکانس، زمان، رسانه و داده‌های تعاملی، و بهره‌گیری از الگوریتم خوشه‌بندی k-means در داده کاوی با ارائه یک مدل به شخصی‌سازی محیط آموزشی سیار پرداختند [۲۹]. شیائو(Xiao) و همکارش، با ارائه یک مدل ریاضی و براساس داده‌های رفتاری یادگیرندگان در مودل، رابطه بین رفتار تعاملی و سبک‌های یادگیری به‌عنوان ترجیحات یادگیرنده را با استفاده از روش تحلیل همبستگی بررسی کردند [۳۰]. هوانگ (Huang) و همکاران، با جمع‌آوری داده‌های رفتاری و استفاده از روابط ریاضی به تحلیل رفتار و ترجیحات یادگیرندگان پرداختند و به‌عنوان نتیجه این پژوهش اعلام شد که حداقل ضریب اطمینان ۰/۶۵ الگوهای رفتاری یادگیرندگان طبق تجزیه و تحلیل‌های آماری در آینده تغییر نخواهد داشت [۳۱].

معطری و همکاران، با ارائه یک مدل هوشمند و ذخیره‌سازی داده‌های رفتاری مستخرج از تعامل یادگیرندگان با نرم‌افزار آموزشی به استخراج سبک شناختی که همبستگی مثبتی با ترجیحات یادگیرنده دارد، پرداختند [۳۲]. در پژوهشی دیگر، فرکیش و همکارانش، در مطالعه خود، اهمیت طراحی محتوای چندرسانه‌ای با کمترین بار شناختی در یادگیری را بررسی کردند. آن‌ها با بهره‌گیری از اصول طراحی چندرسانه‌ای مایر (Mayer's Multimedia Design) به‌عنوان یک مبنای شناخته شده مؤثر برای ارتقاء یادگیری، یک آزمایش در دو نسخه چندرسانه‌ای، با و بدون اعمال اصول طراحی انجام دادند. آن‌ها نشان دادند که نسخه با اصول طراحی مایر کمترین بار شناختی را بر روی یادگیرندگان ایجاد کرد [۳۳].

لی(Li)، در پژوهش خود اذعان داشتند که الگوهای یادگیری و داده‌های رفتاری، وقتی مورد بررسی قرار می‌گیرند، می‌توانند بینش‌های ارزشمندی را برای شکل‌دهی استراتژی‌های آموزشی مؤثر به مربیان ارائه دهند. همچنین، به‌نظر می‌رسد تحقیقات اخیر در مورد پویایی تکامل ترجیحات یادگیری و پیشرفت شناختی دانش‌آموزان بیش از حد به داده‌های ثابت بستگی دارد، و اغلب در پرداختن مؤثر به ساختارهای داده پیچیده در کلان داده‌های آموزشی کوتاهی می‌کند. در این پرتو، بررسی تغییرات زمانی در اولویت‌های یادگیری دانش‌آموز و پیوند آن‌ها با پیشرفت شناختی ضروری است. در همین راستا یک مدل همبستگی ایجاد شده است، که تعامل متقابل بین تغییرات ترجیحات یادگیری دانش‌آموز و پیشرفت شناختی را آشکار می‌کند. به‌طور خلاصه، مدل ارائه شده در این مطالعه از دقت و ثبات بالایی در پیش‌بینی و تجزیه و تحلیل سیر تحول ترجیحات یادگیری دانش‌آموز برخوردار بوده و مدل در محیط‌های مختلف به همراه عوامل متغیر، استحکام لازم را داراست [۳۴].

در این مقاله، سبک یادگیری شرکت‌کنندگان با استفاده از پرسش‌نامه شاخص سبک یادگیری فلدر- سیلورمن شناسایی می‌شود. پس از طراحی و تولید اشیای یادگیری، نسبت به طراحی و پیاده‌سازی سامانه آموزشی برخط اقدام شد. در طراحی این سامانه به این نکته توجه شد که داده‌های رفتاری حاصل از تعاملات یادگیرندگان با سامانه تا حد امکان ذخیره شوند تا آموزش مدل به‌درستی صورت گیرد. ویژگی‌های اصلی این مقاله که آن را از سایر پژوهش‌های پیشین متمایز می‌کند، عبارتند از: ۱. یک سامانه برخط بر بستر مودل ایجاد شده است که مدل‌سازی آن ضمن تخصیص ارزش مفهومی‌به اشیای یادگیری با استفاده از تکنیک گسترش پروفایل، از ابزارهای هوش مصنوعی بهره می‌گیرد. ۲. سامانه آموزشی طراحی شده قادر است اشیای یادگیری دوره‌های آموزشی مختلف را مدیریت کرده و سپس، آن‌ها را به‌صورت خودکار و براساس شیوه‌های شخصی‌سازی به یادگیرندگان ارائه نماید. ۳. برای سنجش اثربخشی آموزش شخصی‌سازی شده از روش‌های ارزیابی مختلف از جمله تأثیر بر بارشناختی استفاده شده که در بین پژوهش‌های پیشین، این شیوه به ندرت استفاده شده است.

روش تحقیق

در این بخش، ابتدا جزئیات پرسش‌نامه شاخص سبک یادگیری فلدر- سیلورمن به‌منظور شناسایی سبک یادگیری شرکت‌کنندگان شرح داده شده است. در ادامه روش طراحی و پیاده‌سازی سامانه آموزشی و نحوه ذخیره‌سازی داده‌های رفتاری بیان شده است. در بخش بعدی، فرایند مدل‌سازی جهت شخصی‌سازی در سطوح مختلف اعم از جمع‌آوری و

پاک‌سازی داده‌ها، روش استخراج و انتخاب ویژگی‌ها، استانداردسازی تشریح شده است. در پایان مدل‌های طبقه‌بندی مختلف به همراه مقدار بهینه برخی از پارامترهای این الگوریتم‌ها که با استفاده از جستجوی شبکه‌ای به‌دست آمده، معرفی شده است.

شناسایی سبک یادگیری یادگیرندگان

همان‌طورکه در بخش قبلی بیان شد، فلدر و سولومون بر اساس مدل سبک یادگیری، فلدر-سیلورمن، یک پرسش‌نامه طراحی کردند که می‌توانست سبک یادگیری افراد را تعیین نماید. این پرسش‌نامه شامل ۴۴ سؤال دو گزینه‌ای است که پاسخ‌دهنده می‌بایست در هر سؤال، گزینه‌ای را که بیشترین ارتباط با حالات و ویژگی‌های خود دارد را انتخاب نماید [۳۴]. پس از اتمام فرایند پاسخ‌دهی، به هر بعد از این مدل، یک مقدار عددی در بازه ۱۱- تا ۱۱+ تخصیص می‌یابد. با توجه به مثبت یا منفی بودن مقادیر، سبک یادگیرنده در هر بعد مشخص می‌شود. لازم به ذکر است که نسخه اصلی این پرسش‌نامه انگلیسی بوده اما اخیراً در کشور به زبان فارسی هم ترجمه شده است. در پژوهش حاضر، نسخه رایانه‌ای این پرسش‌نامه پیاده‌سازی شده است که یادگیرنده می‌بایست به همه سؤالات پرسش‌نامه پاسخ داده و نمی‌تواند سؤالی را بدون پاسخ رها کند.

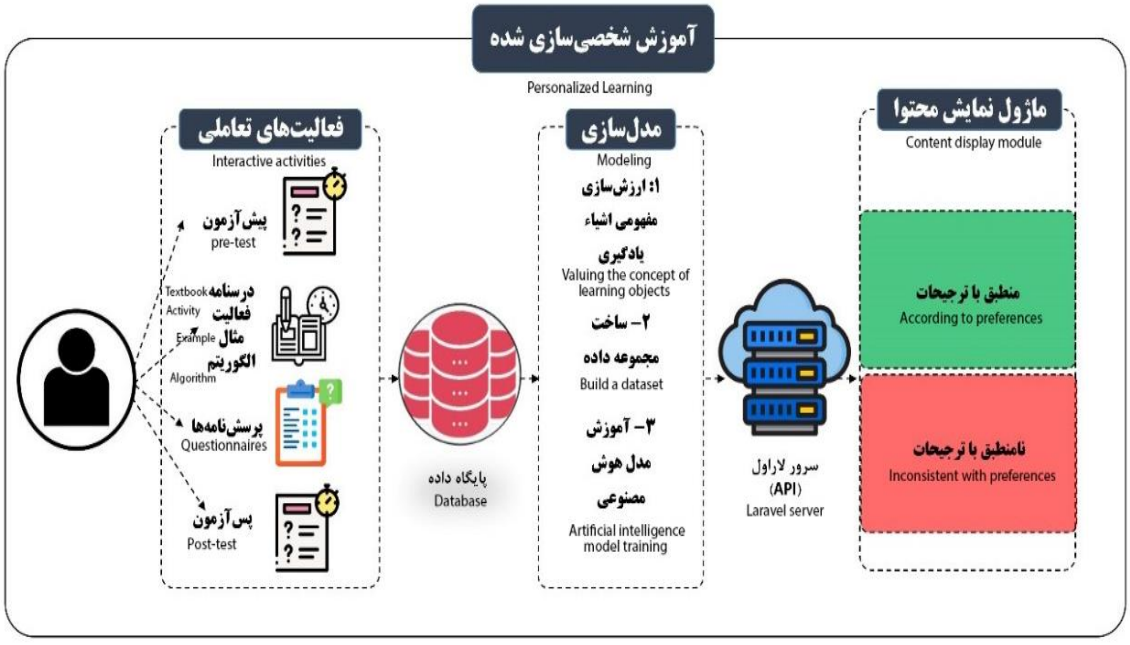
طراحی سامانه آموزشی

سامانه آموزشی مورد استفاده در این پژوهش به‌صورت برخط و بر بستر سیستم مدیریت یادگیری مودل پیاده‌سازی شده است. یادگیرندگان پس از ثبت‌نام و ورود به سامانه باید در چهار درس شرکت کنند. در هر درس، یادگیرنده ابتدا باید پیش‌آزمون را انجام داده و یک مرتبه پرسش‌نامه سبک یادگیری فلدر- سیلورمن (FSLSM ILS) را تکمیل نماید. پس از آن ماژول (Module) نمایش محتوای آموزشی فعال شده و اشیای یادگیری را بر در دو حالت منطبق و نامنطبق با ترجیحات در اختیار یادگیرنده قرار می‌دهد. پس از مطالعه درس، به‌منظور سنجش بار شناختی آموزش، پرسش‌نامه شاخص بار کاری ناسا (Nasa-TLX) جهت پاسخ‌گویی در اختیار یادگیرنده قرار می‌گیرد. در ادامه با پاسخ به سؤالات پس‌آزمون، فرایند آموزش درس مورد نظر به اتمام می‌رسد. شایان ذکر است، تمامی‌این مراحل به‌صورت خودکار انجام شده و امکان تنظیم پارامترهای مختلف میسر است. طرح کلی سامانه آموزشی تعاملی در شکل ۱ نشان داده شده است.

نحوه ذخیره‌سازی داده‌های رفتاری

در این پژوهش، منظور از داده‌های رفتاری، داده‌هایی هست که هنگام تعامل یادگیرنده با سامانه آموزشی، ذخیره شده است. همان‌طورکه در بخش قبل بیان شد، جهت ارائه محتوای آموزشی شخصی‌سازی شده، ماژول نمایش محتوا، در سامانه فعال می‌شود. این ماژول با استفاده از فریم ورک لاراول(Laravel Framework) پیاده‌سازی شده است که خروجی آن در مودل به نمایش درمی‌آید. ما دلایل خود را جهت استفاده از فریم ورک لاراول این‌گونه بیان می‌کنیم:

- نیاز به ذخیره داده‌های رفتاری برای فعالیت‌های تعاملی که مودل قادر به ذخیره‌سازی آن‌ها نیست.
- در دسترس بودن یک پایگاه داده مجزا به‌منظور ذخیره‌سازی و پشتیبان‌گیری از داده‌های مهم یادگیرندگان.
- طراحی رابط کاربری منطبق با هدف پژوهش.

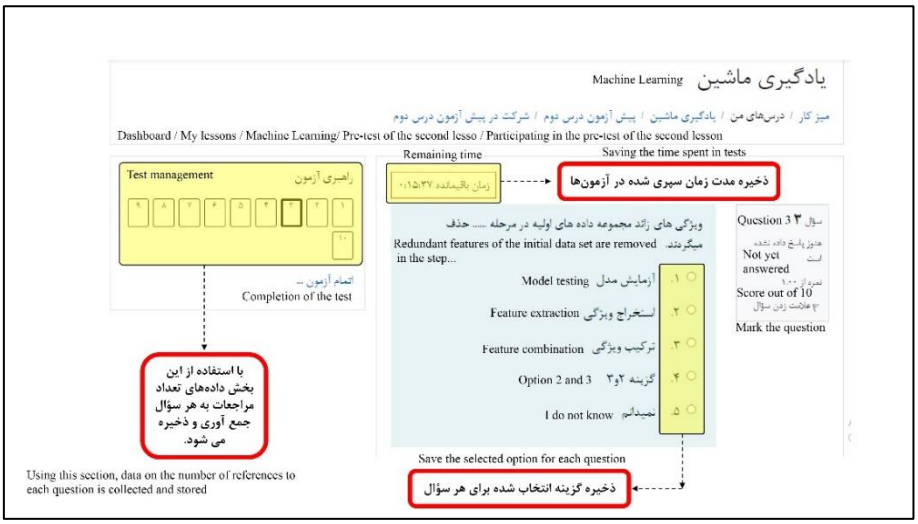


شکل ۱: سامانه آموزشی شخصی‌سازی شده

Fig. 1: Personalized education system

در پیش‌آزمون و پس‌آزمون، تعداد دفعات شرکت در آزمون، زمان سپری شده، گزینه انتخاب شده در هر سؤال و نمره نهایی یادگیرنده ذخیره می‌شود. همچنین هنگام آموزش، شناسه (ID)، تعداد و مدت زمان استفاده از هر شیء یادگیری به‌صورت خودکار و برخط در پایگاه داده ثبت می‌شود. آزمون‌ها با استفاده از ابزار آزمون‌ساز مودل پیاده‌سازی شده‌اند. پس طبیعی است که داده‌های رفتاری و نمرات آزمون‌ها در پایگاه داده مودل ذخیره شوند. برای استفاده از این داده‌ها، برخی از آن‌ها در همان لحظه به‌صورت خودکار در پایگاه داده لاراول نیز ذخیره می‌شوند. نکته قابل توجه در طراحی آزمون وجود گزینه نمیدانم است تا در صورتی که یادگیرنده، پاسخ سؤالی را نمی‌دانست مجبور به انتخاب اجباری گزینه‌ای نباشد و احتمال کسب نمره منفی برای او کاهش یابد. به‌طور متوسط مدت زمان هر پیش‌آزمون ۱۶ دقیقه و مدت زمان مجاز پاسخ‌گویی به سؤالات هر پس‌آزمون ۲۰ دقیقه است که در دقایق پایانی هر آزمون یک هشدار اتمام زمان به یادگیرنده نشان داده می‌شود. همچنین پس از پایان آزمون‌ها و ثبت نمره، بخش مرور آزمون برای یادگیرنده فعال شده تا کاربر در صورت علاقه بتواند جواب‌های خود را بررسی کرده و پاسخ صحیح هر سؤال را مشاهده نماید. در شکل ۲ نحوه ذخیره‌سازی داده‌های رفتاری در بخش پیش‌آزمون و پس‌آزمون نشان داده شده است.

ذخیره‌سازی داده‌های رفتاری یادگیرنده محدود به بخش پیش‌آزمون و پس‌آزمون نبوده و در بخش‌های مختلف سامانه از جمله در هر درس نمایش داده شده در ماژول نمایش محتوا و پرسش‌نامه‌های پیاده سازی شده در سامانه داده‌های تعاملی مورد نیاز ذخیره می‌شوند. در شکل‌های ۳ و ۴ نوع داده‌های تعاملی ذخیره شده در هر بخش نشان داده شده است.



شکل ۲: ذخیره داده‌های تعاملی در بخش آزمون‌های سامانه

Fig. 2: Storing interactive data in the tests section of the system

شکل ۳: ذخیره‌سازی داده‌های تعاملی در ماژول نمایش محتوا

Fig. 3: Storing interactive data in the content display module

شکل ۴: ذخیره‌سازی داده‌های تعاملی در بخش پرسش‌نامه سبک یادگیری
Fig. 4: Storing interactive data in the learning style questionnaire section

ویژگی‌ها

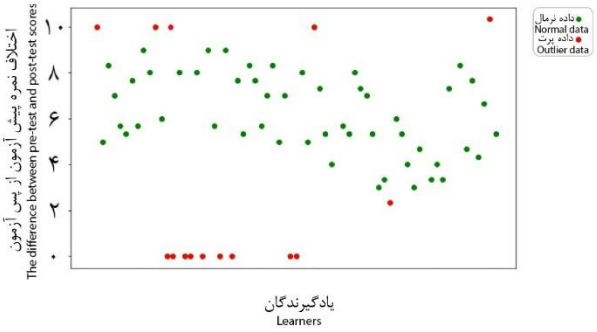
با ثبت داده‌های تعاملی، برای هر یادگیرنده یک مجموعه داده در دسترس خواهد بود. با بررسی مجموعه داده می‌توان ویژگی‌های مختلفی را برای مدل‌سازی در نظر گرفت. این ویژگی‌ها عموماً بر مبنای زمان، تعداد دفعات مشاهده یا نمرات عملکردی هستند. در این پژوهش، سعی شده است هنگام طراحی سامانه، داده‌هایی به ثبت برسند که در پژوهش‌های پیشین به‌عنوان ویژگی‌های مهم در شخصی‌سازی استفاده شده‌اند. ویژگی‌هایی که بر مبنای زمان هستند، برحسب میلی‌ثانیه ذخیره شده‌اند. ویژگی‌های استخراج شده در جدول (۴) ارائه شده است.

جدول ۴: ویژگی‌های استخراج شده از داده‌ها
Table 4: Features extracted from data

Features	ویژگی‌ها
1. Number of learning objects used	۱. تعداد استفاده از اشیای یادگیری
2. Training time	۲. زمان آموزش
3. Number of used navigation keys	۳. تعداد استفاده از کلیدهای پیمایشی
4. Pre-test score	۴. نمره پیش‌آزمون
5. Post-test score	۵. نمره پس‌آزمون

پاک‌سازی داده‌ها

پاک‌سازی داده‌ها به‌منظور شناسایی و رفع داده‌های ناسازگار با مجموعه داده جهت دست‌یابی به داده‌های با کیفیت بالاتر صورت می‌پذیرد. از آن‌جا که تمامی مراحل این پژوهش به‌صورت خودکار و برخط انجام شده است، علی‌رغم پیش‌بینی و استفاده از قوانین مناسب در انتقالات شبکه، ممکن است ثبت برخی از داده‌های رفتاری با مشکل روبه‌رو شده باشد. در همین راستا در اولین مرحله از پاک‌سازی، نسبت به بررسی پایگاه داده و شناسایی داده‌های دارای خطا اقدام شد. پس از شناسایی، داده‌های دارای خطا که در نتیجه مؤثر بودند، با روش حذف پاک‌سازی شدند. همچنین در زمان ساخت پروفایل اشیای یادگیری، برخی یادگیرندگان از لحاظ عملکردی توسط روش‌های مختلف، به‌عنوان داده‌های پرت (outlier) شناسایی شدند که با روش حذف، پاک‌سازی شدند. حجم داده‌های رفتاری یادگیرندگان که از طریق شبکه اینترنت ثبت شده بود، قابل قبول بود و با حذف تعداد کمی‌از داده‌ها، اثر منفی در نتایج مشاهده نشد. برای شناسایی داده‌های پرت، روش‌های مختلف نمودار جعبه‌ای، نمره استاندارد، بررسی ناظر و ... آزمایش شد. به‌عنوان نمونه، هنگام ساخت و گسترش پروفایل اشیای یادگیری و استفاده از داده‌های یادگیرندگان قبلی، ابتدا در دروس اول و دوم که همه اشیا یادگیری به‌صورت آزادانه در اختیار یادگیرندگان قرار می‌گرفت، با بررسی نمرات پیش‌آزمون و پس‌آزمون آن‌ها و اطمینان از پیشرفت ۳۰ درصدی، با روش یک انحراف معیار بیشتر و کمتر از میانگین نسبت به شناسایی داده‌های پرت اقدام شد که نتیجه در شکل ۵ نشان داده شده است. لازم به ذکر است که به‌طور عملی این احتمال وجود دارد که اختلاف نمرات پیش‌آزمون و پس‌آزمون برخی از یادگیرندگان ۰ یا ۱۰ باشد. (با توجه به شکل۲ برخی از نمونه‌ها نیز این‌گونه بوده‌اند).



شکل ۵: داده‌های پرت شناسایی شده روی ویژگی اختلاف نمرات پیش‌آزمون از پس‌آزمون
Fig. 5: Outlier data identified on the difference between pre-test and post-test scores

نکته حائز اهمیت این است که اگر اختلاف نمرات پیش‌آزمون و پس‌آزمون فردی ۰ شود، بدان معناست که این فرد از قبل با مباحث مقدماتی دوره ما (یادگیری ماشین) آشنایی داشته یا در طول این دوره

چیزی فرا نگرفته است که در هر صورت فاقد صلاحیت لازم جهت شرکت در دوره آموزشی ما است. همچنین، اگر اختلاف نمرات پیش‌آزمون و پس‌آزمون فردی ۱۰ شود دو احتمال وجود دارد. حالت اول): پیش‌آزمون صفر و پس‌آزمون‌ده . حالت دوم) پیش‌آزمون‌ده و پس‌آزمون صفر. حالت دوم که نامعتبر است. در حالت اول این شرایط ایده‌آل است که در اکثر روش‌های شناسایی داده‌های پرت، به‌عنوان داده پرت شناخته می‌شود. تعداد سؤالات پیش‌آزمون و پس‌آزمون بین۶ تا ۱۰ سؤال است که علاوه بر داشتن نمره منفی، دو سؤال مشترک در هر آزمون وجود دارد.

انتخاب ویژگی

یکی دیگر از اهداف مهم این پژوهش، استخراج مهم‌ترین ویژگی‌ها برای ارائه به مدل یادگیرنده است تا این مدل بتواند ضمن یادگیری، مناسب‌ترین آموزش تطبیقی را در اختیار یادگیرنده قرار دهد. با توجه به ویژگی‌های استخراج شده، باید با استفاده از یک روش کارامد نسبت به انتخاب ویژگی اقدام شود. بدین منظور از روش آماری پیرسون استفاده شد. در مباحث آماری، ضریب همبستگی پیرسون یا ضریب همبستگی حاصل ضرب-گشتاور پیرسون میزان همبستگی خطی بین دو متغیر تصادفی را می‌سنجد. مقدار این ضریب بین ۱- تا ۱ تغییر می‌کند که «۱» به معنای همبستگی مثبت کامل، «۰» به معنای نبود همبستگی، و «۱-» به معنای همبستگی منفی کامل است. برای یک جامعه آماری، ضریب همبستگی جامعه به‌صورت رابطه ۱ تعریف می‌شود.

$$\rho_{X.Y} = \frac{cov(X.Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E[(X-\mu_x)(Y-\mu_Y)}{\sigma_X \sigma_Y} \qquad (1)$$

بر این اساس لازم است میزان همبستگی ویژگی‌ها با همه ابعاد مدل سبک یادگیری فلدر- سیلورمن محاسبه شده و در نهایت ویژگی‌هایی که بیشترین مقدار همبستگی را با همه ابعاد داشته‌اند، انتخاب شوند. با بررسی و مقایسه این مقادیر، زمان آموزش و تعداد دفعات استفاده از اشیای یادگیری، به عنوان مهم‌ترین ویژگی‌ها در این پژوهش انتخاب شدند. در جدول ۵ مقادیر ضریب همبستگی پیرسون بین ویژگی‌های مختلف و بعد درونداد مدل سبک یادگیری فلدر- سیلورمن نشان داده شده است.

مدل طبقه‌بند

در بخش‌های قبلی، راجع به جمع‌آوری داده‌ها و مراحل پیش‌پردازش آن‌ها توضیحاتی ارائه شد. در این قسمت، به شرح نکاتی در مورد انتخاب مدل طبقه‌بندی پرداخته شد. انتخاب مدل طبقه‌بندی مناسب ضمن افزایش دقت یادگیری، باعث بهبود و اثربخشی آموزش تطبیقی می‌شود. به همین دلیل بخش مهمی‌از مدل یادگیرنده به انتخاب الگوریتم طبقه‌بند مناسب بستگی دارد. با توجه به مجموعه داده‌های در دسترس و مشخص بودن برچسب نمونه‌ها، ما از بین الگوریتم‌های طبقه‌بندی تحت نظارت (Supervised) و با توجه به نوع داده‌ها و مطالعات پیشین، سه الگوریتم درخت تصمیم، نزدیک‌ترین همسایه و شبکه عصبی را بررسی و آزمایش کردیم. برای آموزش این مدل‌ها از روش اعتبار سنجی متقابل با مقدار ۱۰ (k-fold cross validation, k=10) استفاده شد. هدف از کاربرد مدل طبقه‌بند، بهبود نتایج پیش‌بینی اشیای یادگیری در درس جدید است. در واقع پروفایل اشیای یادگیری که یک یادگیرنده خاص در دروس ۱و۲و۳ از آن‌ها استفاده کرده است به‌عنوان ورودی و جهت آموزش، به این مدل داده می‌شود. پس از آموزش مدل، پروفایل اشیای یادگیری درس جدید به عنوان داده‌های آزمایش به مدل داده می‌شود تا مدل به هریک از اشیای یادگیری درس جدید، یک نمره اختصاص دهد. در مورد بهینه‌سازی پارامترها در قسمت بعدی توضیحاتی ارائه خواهد شد. همچنین، برای ارزیابی مدل‌های طبقه‌بندی پس از یافتن مقدار بهینه هر پارامتر، از داده‌های یادگیرندگان قبلی که همین دوره را در سامانه انجام داده بودند، استفاده شد.

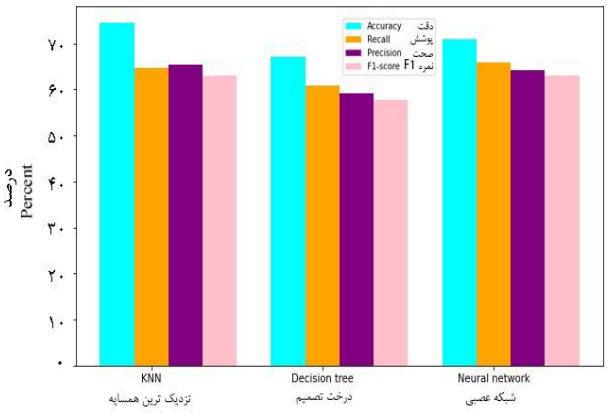
جدول ۵: مقادیر ضریب همبستگی پیرسون بین ویژگی‌ها و بُعد درونداد

Table 5: Values of Pearson correlation coefficient between features and input dimension

ویژگی‌ها Features	مقادیر Values		
	میانگین Mean	انحراف معیار SD	ضریب همبستگی پیرسون Pearson correlation coefficient
تعداد استفاده از اشیای یادگیری Number of learning objects used	39.1	14.7	0.42
زمان آموزش (دقیقه) Training time(minute)	24.4	12.1	0.42
تعداد استفاده از کلیدهای پیمایشی Number of used navigation keys	24.3	11.1	-0.03
نمره پیش‌آزمون Pre-test score	1.9	2.1	-0.11
نمره پس‌آزمون Post-test score	8.6	2.2	0.05

بهینه‌سازی پارامترها

برای بهینه‌سازی مدل‌های انتخاب شده، از روش جستجوی شبکه (Grid search) استفاده شد. روش جستجوی شبکه یکی از کارامدترین روش‌ها، برای یافتن مقدار بهینه پارامترهای مدل است. در این پژوهش مدل‌های مختلف روی مجموعه داده‌های هر یادگیرنده آزمایش شد و به ازای هر یادگیرنده مقدار بهینه پارامترهای هر مدل با استفاده از روش جستجوی شبکه، مشخص شد. در نهایت از بین مقادیر بهینه به‌دست آمده، آن‌هایی را که بیش از بقیه به‌عنوان مقدار بهینه معرفی شده بودند به‌عنوان مقدار نهایی پارامترهای هر مدل انتخاب شدند. پس از بهینه‌سازی پارامترها، دقت مدل‌های طبقه‌بندی با چهار معیار دقت، صحت، بازخوانی و نمره F۱ مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج این مقایسه در شکل۶ نشان داده شده است.



شکل ۶: دقت مدل‌های طبقه‌بندی با معیارهای مختلف

Fig. 6: Accuracy of classification models with different criteria

مدل‌سازی ترجیحات یادگیرنده

با بررسی مدل‌های طبقه‌بندی ذکر شده و یافتن مقدار بهینه پارامترهای هر مدل و بررسی متوسط دقت پیش‌بینی آن‌ها مدل طبقه‌بند نزدیک‌ترین همسایه با متوسط دقت ٪۷۴/۴ انتخاب شد. در بررسی دقت مدل‌های مختلف، به چهار معیار دقت اعم از دقت (Accuracy)، بازخوانی (Recall)، صحت (Precision) و نمره F1 توجه شده است. پس از انتخاب مدل طبقه‌بندی، نوبت به تشرح نحوه مدل‌سازی در سامانه آموزشی می‌رسد. در اولین مرحله از مدل‌سازی، باید برای هریک از اشیای یادگیری یک ارزش مفهومی‌در نظر گرفته شود. به بیان دیگر، هر شیء یادگیری با مقادیر عددی تعریف شود. ضمن طراحی و تولید اشیای یادگیری توسط ما، اختصاص دادن مقادیر عددی به هر شیء کاری دشوار بود. به همین دلیل از تکنیک گسترش پروفایل برای حل این مشکل بهره جستیم. در این تکنیک، برای هر شیء یادگیری چهار بعد در نظر گرفته می‌شود. سپس گروهی از یادگیرندگان موفق قبلی که از هر شیء یادگیری استفاده کرده‌اند، مشخص می‌شوند. با مشخص بودن ابعاد مختلف سبک یادگیری هر فرد، چهار بعد برای هر شیء یادگیری در نظر می‌شود. مقادیر هر بعد از اشیای یادگیری با میانگین وزنی ضرب مقادیر بعد متناظر سبک یادگیری یادگیرندگان در تعداد دفعات استفاده از هر شیء یادگیری محاسبه می‌شود. در این روش، تعداد دفعات استفاده از هر شیء ضمن توجه به مدت زمان آموزش، به‌عنوان وزن برای هر یادگیرنده در نظر گرفته می‌شود. پس از ایجاد پروفایل برای هر شیء یادگیری و اختصاص برچسب ۰ به معنی عدم استفاده یادگیرنده خاص از شیء یادگیری و برچسب ۱ به معنی استفاده یادگیرنده خاص از شیء یادگیری می‌توان به‌عنوان مرحله دوم از مدل‌سازی، برای هر یادگیرنده یک مجموعه داده با استفاده از داده‌های تعاملی دروس قبلی ایجاد کرد. مدل طبقه‌بندی با استفاده از مجموعه داده آماده شده، آموزش دیده و پس از در اختیار قرار دادن مجموعه داده دوم و بدون برچسب که از اشیای یادگیری درس مورد آزمایش به‌دست آمده است، ترجیحات یادگیرنده پیش‌بینی می‌شود. چنان‌چه خروجی مدل برای هر شیء یادگیری ۱ باشد، آن شیء به یادگیرنده پیشنهاد می‌شود و چنان‌چه خروجی مدل ۰ گزارش شود، آن شی در اختیار یادگیرنده قرار نخواهد گرفت.

پیش‌آزمون و پس‌آزمون

پیش‌آزمون با هدف اطلاع از سطح دانش پیشین یادگیرنده نسبت به موضوع درس در سامانه قرار داده شده است. یادگیرندگان باید قبل از شروع هر درس، ابتدا در پیش‌آزمون درس شرکت کرده و به سؤالات پاسخ دهند. سؤالات پیش‌آزمون پنج گزینه‌ای بوده و همچنین آزمون نمره منفی دارد. پس از ارائه محتوای آموزشی به یادگیرنده و اعلام اتمام آموزش توسط او، پس‌آزمون به‌طور خودکار فعال شده و در اختیار یادگیرنده قرار می‌گیرد. پس‌آزمون نیز همانند پیش‌آزمون، با استفاده از ابزار آزمون‌ساز مودل طراحی شده است. سؤالات پس‌آزمون نیز پنج گزینه‌ای بوده و آزمون دارای نمره منفی است. پس از ثبت نمرات هر دو آزمون در پایگاه داده و مقایسه آن‌ها می‌توان پیشرفت تحصیلی یادگیرنده را ارزیابی نمود. برای اطمینان از دقت یادگیرنده حین تعامل با سامانه سؤالات مشترکی در پیش‌آزمون و پس‌آزمون قرار گرفته است.

پرسش‌نامه شاخص بار کاری ناسا

پرسش‌نامه شاخص باری کاری ناسا با هدف سنجش میزان فشار شناختی تحمیلی حین آموزش در سامانه قرار داده شده است. این پرسش‌نامه از شش بعد تشکیل شده است که جنبه‌های مختلف شناختی را مورد سنجش قرار می‌دهد. این شش بعد عبارتند از: فشار ذهنی، فشار فیزیکی، فشار زمانی، کارایی، تلاش، و سطح ناکامی‌و سرخوردگی. در این پرسش‌نامه هر بعد از ۰ تا ۱۰۰ مقیاس‌بندی شده است که امتیاز بالاتر نشان‌دهنده بار شناختی بیشتر است. در نهایت با ترکیب نمرات هر بعد، نمره کلی مشخص می‌شود.

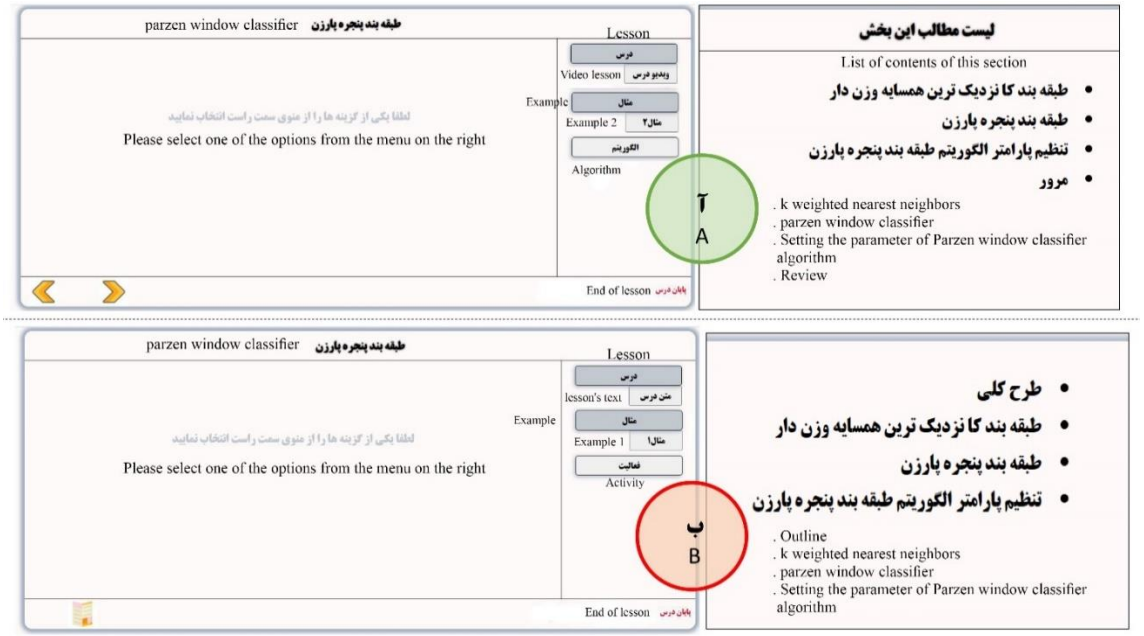
ارائه محتوا

محتوای آموزشی این سامانه با عنوان دوره آموزشی یادگیری ماشین مقدماتی تهیه و آماده‌سازی شد. با توجه به جامعه هدف و سطح آموزش،

نیاز به گذراندن دوره خاصی نبود و یادگیرندگان با شرکت در این دوره، مطالب آموزشی را دریافت می‌کردند. تمامی‌مراحل تولید و تدوین بخش‌های مختلف این دوره آموزشی اعم از موضوع بندی، اشیای یادگیری، رابط کاربری و ... تحت نظر اساتید هیأت علمی‌گروه هوش مصنوعی دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی که چندین سال سابقه تدریس درس یادگیری ماشین را داشته‌اند، صورت پذیرفت. با توجه به اهداف این پژوهش، می‌بایست محتوای آموزشی به نحوی بخش‌بندی شود که رویکردهای مختلف ارائه از قبیل ارائه براساس سبک یادگیری و ارائه بر اساس ترجیحات فراهم باشد. در همین راستا محتوای آموزشی شخصی‌سازی شده به واحدهای آموزشی تحت عنوان اشیای یادگیری تقسیم شد. هر شیء یادگیری دارای سه ویژگی نوع محتوا، قالب و شیوه ارائه است. در رویکرد پیشنهادی به این نکته توجه شده است که اگر هدف، ارائه درسنامه آموزشی است؛ اما مدل هیچ‌یک از قالب‌ها را برای ارائه پیش‌بینی نکرده است، محتوای آموزشی طبق سبک یادگیری یادگیرنده به وی ارائه شود. زیرا با توجه به پژوهش‌های قبلی، برخی از ابعاد سبک یادگیری، ترجیحات یادگیرنده را بازنمایی می‌کنند. همچنین در هر درس انواع مختلفی از اشیای یادگیری از قبیل درسنامه، مثال، الگوریتم، فعالیت، مرورکلی، خلاصه درس در دسترس باشد. در ویژگی دوم به قالب هر شیء یادگیری توجه شده است که با توجه به بعد درونداد در مدل سبک یادگیری فلدر- سیلورمن می‌تواند کلامی یا بصری باشد. در نهایت ویژگی سوم تعیین‌کننده شیوه ارائه محتوای یادگیری است که طبق بعد فهم از مدل سبک یادگیری فلدر- سیلورمن می‌تواند به دو صورت متوالی یا کلی ارائه شود. پس از طی سه درس توسط یادگیرنده و ارائه لیست اشیا یادگیری توسط مدل یادگیرنده، می‌توان به دو صورت منطبق یا نامنطبق با ترجیحات، محتوای آموزشی شخصی‌سازی شده در اختیار یادگیرنده قرار داد. خروجی این دو حالت به ازای یک یادگیرنده خاص در شکل ۷ نشان داده شده است.

مراحل کلی پژوهش

مراحل کلی این پژوهش را می‌توان به ۳ مرحله تقسیم کرد. در مرحله اول سامانه آموزشی شخصی‌سازی شده طراحی و پیاده‌سازی شد. همچنین با توجه به ارائه برخط این سامانه نسبت به رعایت نکات امنیتی، پروتکل‌های ارسال و دریافت صحیح داده و ارائه محتوا با سرعت مناسب اقدام شد. همچنین، پیاده‌سازی پرسش‌نامه‌های مذکور در قالب صفحات وب و ارتباط صحیح بین سرورهای مختلف در این مرحله صورت پذیرفت. در مرحله دوم، پس از طراحی مدل یادگیرنده و ارزیابی‌های مختلف از آن، یک آزمایش با توجه به فرضیات پژوهش طراحی شد. در این آزمایش شرکت‌کنندگان به‌صورت تصادفی به دو گروه آزمایش و کنترل تقسیم شدند که به ترتیب محتوای منطبق و نامنطبق با ترجیحات به آن‌ها ارائه شد. در واقع منظور از گروه آزمایش، گروهی است که محتوای آموزشی مطابق با ترجیحات خود دریافت می‌کنند و منظور از گروه کنترل، گروهی است که محتوای آموزشی نامنطبق (برخلاف) ترجیحات خود دریافت می‌کنند. پس از ارائه آموزش، داده‌های مختلفی اعم از نتایج آزمون‌ها، داده‌های رفتاری و نتایج پرسش‌نامه جمع‌آوری شد. به‌طور کلی از تکنیک گسترش پروفایل جهت ساخت ویژگی برای داده‌های آموزش و آزمایش مدل طبقه‌بند استفاده شده است. تکنیک گسترش پروفایل به این دلیل ۴ بعدی است که بر پایه چهار بعد سبک یادگیری مدل فلدر- سیلورمن ساخته می‌شود.



شکل ۷: نمونه درس ارائه شده به یک یادگیرنده خاص

آ) ارائه منطبق با ترجیحات ب) ارائه نامنطبق با ترجیحات

Fig. 7: A sample lesson delivered to a particular learner

A) Presentation according to preferences B) Presentation against preferences

از این تکنیک بدین جهت بهره گرفته شده است که هنگام شناسایی ترجیحات یادگیرنده، به سبک یادگیری وی نیز توجه شده باشد و اشیا یادگیری بر این اساس تعریف شوند و نه برخلاف سایر پژوهش‌ها صرفاً بر اساس نظر خبره. اغلب مدل‌های یادگیرنده، نیازمند داده‌های آموزشی هستند. ما از داده‌های ذخیره شده هر یادگیرنده، در دروس قبل، به‌عنوان داده‌های آموزشی استفاده کرده‌ایم. در واقع، داده‌های آموزشی هریادگیرنده منحصر به‌فرد است که مدل یادگیرنده طبق آن داده‌ها آموزش می‌بیند و پیش‌بینی‌های هرمدل برای همان یادگیرنده مورد استفاده قرار می‌گیرد. در مرحله سوم با توجه به داده‌های به‌دست آمده، تحلیل‌های آماری انجام شد تا تأثیر ارائه آموزش شخصی‌سازی شده بر روی عملکرد و بار شناختی یادگیرندگان ارزیابی شود.

نتایج و بحث

در این بخش به تحلیل و بررسی نتایج به‌دست آمده پرداخته می‌شود. در آزمایش طراحی شده به دو گروه از شرکت‌کنندگان محتوای آموزشی شخصی‌سازی شده منطبق و نامنطبق با ترجیحات‌شان ارائه شد که ابتدا ویژگی‌های شرکت‌کنندگان در این پژوهش را بررسی می‌کنیم. در این آزمایش ۲۹ شرکت‌کننده همکاری داشتند که همه دانشجوی مقطع کارشناسی بودند و تا قبل از انجام آزمایش درس یا دوره یادگیری ماشین را نگذرانده بودند. شرکت‌کنندگان به‌صورت تصادفی به دو گروه آزمایش و کنترل تقسیم شدند که به ترتیب محتوای آموزشی شخصی‌سازی شده منطبق و نامنطبق با ترجیحات‌شان دریافت کردند. تعداد شرکت‌کنندگان در هر گروه، میانگین و انحراف معیار سن آن‌ها در جدول (۶) ارائه شده است.

شرکت‌کنندگان پس از ورود به سامانه و گذراندن درس دوم، به سؤالات پرسش‌نامه شاخص سبک یادگیری فلدر- سیلورمن پاسخ دادند که براساس نتایج به‌دست آمده درصد فراوانی شرکت‌کنندگان در هریک از ابعاد سبک یادگیری فلدر- سیلورمن در جدول (۷) قابل مشاهده است. با توجه به نتایج درج شده در جدول (۷)، در حالت کلی، در دو بعد پردازش و فهم تقریباً توزیع برابری مشاهده شده است؛ اما با مشاهده نتایج در بعد درونداد اکثریت شرکت‌کنندگان دارای سبک بصری هستند.

جدول ۶: اطلاعات شرکت‌کنندگان در آزمایش بررسی تأثیر آموزش شخصی‌سازی شده

Table 6: Information of the participants in the experiment to investigate the effect of comparative education

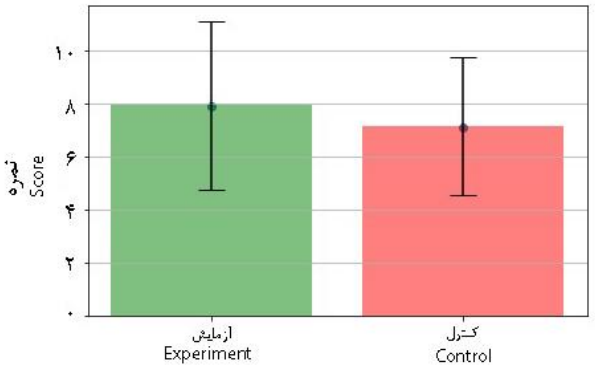
متغیر Variable	کل شرکت‌کنندگان Total participants	کنترل Control	آزمایش Experiment
تعداد Number	29	14	15
میانگین Mean	21.5	21.5	21.4
انحراف معیار Standard deviation	0.7	0.7	0.8
تعداد آقایان Number of men	16	9	7
میانگین- انحراف معیار سن آقایان Mean - Standard deviation of age in men	0. 6 – 21.2	0.6 – 21.4	0.5 – 21
تعداد خانم‌ها Number of women	13	5	8
میانگین-انحراف معیار سن خانم‌ها Average - Standard deviation of the age of women	0.7 – 21.8	0.7 – 21.8	0.7 – 21.8

جدول ۷: درصد فراوانی ابعاد مختلف سبک یادگیری فلدر-سیلورمن

Table 7: Frequency percentage of different dimensions of Felder-Silverman learning style

گروه Group	بعد ادراک Perception dimension		بعد درونداد Input dimension		بعد پردازش Processing dimension		بعد فهم Understand dimension	
	حسی Sensing	شهودی Intuitive	کلامی Verbal	بصری Visual	فعال Active	تأملی Reflective	کلی Global	متوالی Sequential
کل شرکت‌کنندگان Total participants	65.5%	34.5%	14%	86%	44%	56%	45%	55%
کنترل Control	31%	69%	55.2%	44.8%	20.6%	79.4%	72.5%	27.5%
آزمایش Experiment	34.4%	65.6%	58.7%	41.3%	24.1%	75.9%	72.5%	27.5%

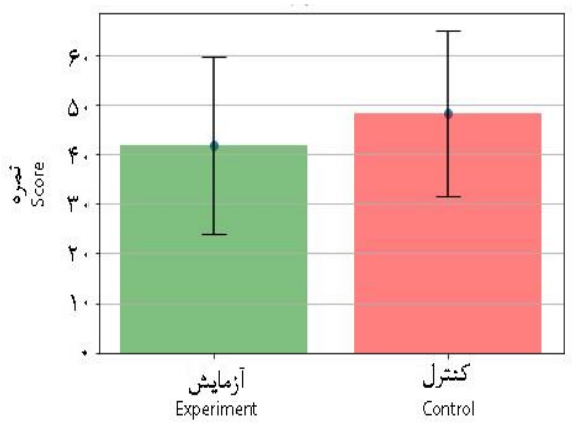
با عنایت به نمرات ثبت شده در پیش‌آزمون و بررسی عملکرد دو گروه کنترل و آزمایش، مشخص شد که دو گروه، قبل از شروع آموزش از نظر دانش نسبت به محتوا، در سطح یکسانی قرار داشته‌اند. با توجه به محدود بودن تعداد شرکت‌کنندگان، برای بررسی سطح معناداری اختلاف عملکردی و شناختی دو گروه و قابلیت تعمیم‌پذیری نتایج از آزمون تی مستقل (Independent T-Test) استفاده شد. با بررسی و مقایسه نمرات پیش‌آزمون دو گروه، مقدار p=۰/۱ به‌دست آمده که گویای عدم وجود اختلاف معناداری بین نمرات پیش‌آزمون دو گروه است. همچنین با بررسی نمرات پس‌آزمون دو گروه مقدار p=۰/۷ به‌دست آمد که علی‌رغم بالاتر بودن میانگین نمرات پس‌آزمون گروه آزمایش، اختلاف معناداری بین نمرات دو گروه مشاهده نشد. به‌عبارت دیگر، میانگین نمرات پس‌آزمون گروه آزمایش ۰/۸ نمره از میانگین نمرات پس‌آزمون گروه کنترل بیشتر است. میانگین و خطای استاندارد میانگین نمرات پس‌آزمون دو گروه در شکل ۸ نشان داده شده است.



شکل ۸: میانگین و خطای استاندارد نمرات پس‌آزمون دو گروه کنترل و آزمایش
Fig. 8: Mean and standard error of post-test scores for two groups, control and experimental

همچنین، با مقایسه میانگین نمرات ناسا دو گروه، اختلاف معناداری در امتیازهای بار شناختی گزارش شده توسط یادگیرندگان دو گروه مشاهده شد. مقدار p=۰/۰۰ به‌دست آمد و میانگین نمرات ناسای گروه آزمایش به مقدار ۶/۶ از میانگین نمرات ناسای گروه کنترل کمتر بود. این بدان معناست که با ارائه آموزش شخصی‌سازی شده براساس ترجیحات، ضمن افزایش عملکرد تحصیلی، بار شناختی نیز به‌صورت معنادار کاهش می‌یابد. در شکل ۹ میانگین و خطای استاندارد میانگین نمرات ناسای دو گروه قابل مشاهده است.

جزئیات میانگین و نمرات پیش‌آزمون، پس‌آزمون و نمرات پرسش‌نامه شاخص بار کاری ناسا، برای دو گروه کنترل و آزمایش و همچنین مقدار p به‌دست آمده از مقایسه نتایج دو گروه، در جدول ۸ ارائه شده است.
همان‌طورکه پیش‌تر بیان شد پرسش‌نامه شاخص بار کاری ناسا دارای شش بعد است که با توجه به ساختار پرسش‌نامه می‌توان نمره هر بعد را به‌صورت مجزا مورد ارزیابی و مقایسه قرار داد. همان‌طور که نتیجه کلی پرسش‌نامه در شکل ۶ نشان داده شد، برایند نمرات ابعاد مختلف دو گروه، به‌صورت معنادار با هم تفاوت داشت. میانگین و خطای استاندارد ابعاد مختلف پرسش‌نامه ناسا همچنین مقدار P به‌دست آمده در هر بعد برای دو گروه کنترل و آزمایش در شکل ۱۰ قابل مشاهده است.

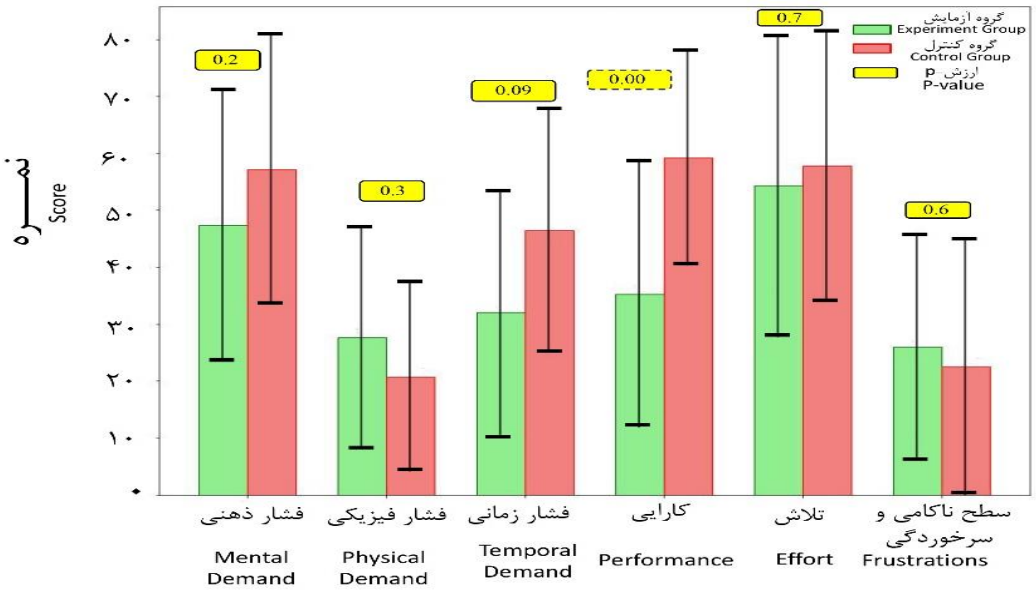


شکل ۹: میانگین و خطای استاندارد نمرات ناسا دو گروه کنترل و آزمایش
Fig. 9: Mean and standard error of Nasa TLX scores for two groups, control and experimental

با توجه به مقادیر به‌دست آمده در شکل ۷، می‌توان در بعد کارایی اختلاف معنادار با مقدار p=۰/۰۰ مشاهده کرد. از آن‌جاکه در پرسش‌نامه شاخص بار کاری ناسا برای بعد کارایی، مقیاس‌بندی برخلاف سایر ابعاد در نظر گرفته شده است، پایین‌تر شدن میانگین نمرات این بعد برای گروه آزمایش به معنای اخذ امتیاز بیشتر است. همچنین در بعد فشار زمانی، اختلاف نزدیک به معناداری مشاهده می‌شود. در پایان، با توجه به نتایج به‌دست آمده می‌توان اذعان داشت که ارائه‌ی آموزش شخصی‌سازی شده بر اساس تکنیک گسترش پروفایل، باعث کاهش بار شناختی خواهد شد.

جدول ۸: جزئیات میانگین نمرات آزمون‌ها و پرسش‌نامه‌ها و مقدار P به‌دست‌آمده از مقایسه نتایج دو گروه
Table 8: Details of the average scores of the tests and questionnaires and the P value obtained from the comparison of the results of the two groups

ارزش-p P-value	آزمایش Examination	کنترل Control	آزمون یا پرسش‌نامه Test or questionnaire
0.1	1	0.4	پیش‌آزمون Pre-test
0.7	7.9	7.1	پس‌آزمون Post-test
0.00	41.7	48.3	شاخص بار کاری ناسا NASA TLX



شکل ۱۰: نمرات ابعاد شاخص بار کاری ناسا گروه کنترل و آزمایش به همراه مقدار p به‌دست آمده با مقایسه نتایج دو گروه

Fig. 10: Scores of dimensions of the NASA workload index of the control and experimental groups along with the p value obtained by comparing the results of the two groups

نتیجه گیری

با توسعه فناوری، حرکت از آموزش سنتی به سمت آموزش الکترونیکی با سرعت بیشتری انجام می‌پذیرد. با توسعه پژوهش‌ها در حوزه آموزش الکترونیکی، علاقه پژوهشگران به سمت آموزش شخصی‌سازی شده بیش از پیش افزایش یافت. همچنین، با توجه به مطالعات انجام شده در حوزه آموزش شخصی‌سازی شده، ایجاد سامانه آموزشی جهت استخراج ضمنی و خودکار بسیار مورد توجه پژوهشگران بود. در این راستا، با توجه به هدف پژوهش، سامانه آموزشی هوشمند تعاملی طراحی و پیاده‌سازی شد. هدف از طراحی این سامانه، بررسی تأثیر آموزش شخصی‌سازی شده بر عملکرد تحصیلی و بار شناختی یادگیرندگان بود. همچنین، ما با جمع‌آوری داده‌های رفتاری حاصل از تعامل یادگیرنده با سامانه و بهره‌گیری از تکنیک گسترش پروفایل به شناسایی و استخراج ضمنی ترجیحات یادگیرنده پرداختیم. برخط بودن و اجرای خودکار تمام مراحل سامانه، از دیگر ویژگی‌های متمایز کننده این پژوهش است. با توجه به پاسخ‌گویی شرکت‌کنندگان به سؤالات پیش‌آزمون، پس‌آزمون و پرسش‌نامه شاخص بار کاری ناسا، درصدد برآمدیم تا تأثیر آموزش شخصی‌سازی شده را بر عملکرد تحصیلی و بار شناختی ارزیابی کنیم. با همین هدف یک آزمایش طراحی شد. در این آزمایش شرکت‌کنندگان به دو گروه آزمایش و کنترل تقسیم شدند که به‌ترتیب محتوای منطبق و نامنطبق با ترجیحات خود دریافت کردند. با توجه به نتایج به‌دست آمده تفاوت معناداری با مقدار p=۰/۷ بین میانگین نمرات پس‌آزمون دو گروه مشاهده نشد. همچنین با بررسی میانگین نمرات بار شناختی دو گروه، تفاوت معناداری با مقدار p=۰/۰۰ بین نمرات دو گروه مشاهده شد. در پایان، می‌توان نتیجه گرفت که ارائه‌ی آموزش شخصی‌سازی شده، عملکرد تحصیلی را بهبود بخشیده و ضمن افزایش یادگیری، بار کاری حاصل از آموزش را کاهش می‌دهد. در پژوهش‌های آینده، می‌توان با ترکیب مؤلفه‌های مؤثر در یادگیری بیشتر، آموزش شخصی‌سازی شده را ارتقاء بخشید و اثر این نوع از آموزش را علاوه بر عملکرد و بار کاری، بر روی زمان آموزش و میزان رضایت‌مندی ارزیابی نمود.

مشارکت نویسندگان

مقاله حاضر، نتیجه یک کار پژوهشی انجام شده در مقطع کارشناسی ارشد است. کلیه مراحل شامل طراحی و پیاده‌سازی سامانه آموزشی برخط، نمونه‌گیری، تحلیل داده‌ها، تولید محتوا، تدوین و نگارش مقاله بر عهده نویسنده اول بوده است. نویسنده دوم و سوم نقش راهنمایی و مشاوره در خصوص ابعاد مختلف پروژه این پژوهش اعم از توسعه سامانه، کاربست تئوری‌های ضروری، طراحی آزمایش‌ها، نمونه گیری، جمع‌آوری داده‌ها، تحلیل داده‌ها و ارزیابی نتایج را داشته و در جهت بهبود فرایند نگارش مقاله کمک نمودند.

تشکر و قدردانی

این مقاله در قالب طرح تحقیقاتی، با حمایت مالی ستاد علوم و فناوری‌های شناختی با شماره طرح پژوهشی ۱۱۲۰۴ تدوین و ارائه شده است. نگارندگان این مقاله بر خود الزام می‌دانند از حمایت‌های ستاد توسعه علوم و فناوری‌های شناختی در راستای انجام پژوهش ارائه شده، کمال تشکر و قدردانی را به‌عمل آورند.

تعارض منافع

«هیچ‌گونه تعارض منافع توسط نویسندگان بیان نشده است.»

منابع و مآخذ

[1] Dag, F. and A. Grecer., Relations between online learning and learning styles. procedia social and behavioral sciences, 2009. 1: p. 862-871.
http://dx.doi.org/10.1016/j.sbspro.2009.01.155

[2] Yang, F,J. and Wu, Ch., An attribute-based ant colony system for adaptive learning object recommendation. Expert System with Application, 2009. 36:p. 3034-3047.
http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2008.01.066

[3] K. Upadhyay, A. Kumar and *et al*., An Adaptive Recommender System Framework for Personalized E-Learning, 2022 International Conference on Artificial Intelligence and Data Engineering (AIDE), Karkala, India, 2022: p. 19-22.
http://dx.doi.org/10.1109/AIDE57180.2022.10059869

[4] Biletskiy, Y., Baghi, H., and *et al*., An adjustable personalization of search and delivery of learning objects to learners. Experts Systems with Application,2009. 36: p. 9113-9120. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.12.038

[5] S. Dwivedi and V. S. K. Roshni, Recommender system for big data in education," 5th National Conference on E-Learning & E-Learning Technologies (ELELTECH), Hyderabad, India, 2017: p. 1-4. http://doi.org/10.1109/ELELTECH.2017.8074993

[6] Sweta, S., Personalization Based on Learning Preference. Modern Approach to Educational Data Mining and Its Applications. SpringerBriefs in Applied Sciences and Technology(). Springer, Singapore, 2021.
https://doi.org/10.1007/978-981-33-4681-9_6

[7] Pourjamshidi, M., The Study of the Interaction Preferences Power of the Students of Web-based Instruction Courses Learning Styles, Educational Psychology, 2016; 12(39): p. 175-197. https://doi.org/10.22054/jep.2016.4123

[8] Rayner, S., Cognitive styles and learning styles. International Encyclopedia of Social & Behavioral Sciences. UK: Elsevier Science Ltd, 2015.
https://doi.org/10.1016/B978-0-08-097086-8.92008-7

[9] Felder, G. N. and Dietz, E. J, The effects of personality type on engineering student performance and attittudes, Journal of Engineering Education, 2002, 91(1): p. 3-17.

[10] Cavanagh, J., Hogan, K., Ramgopal, T., The assessment ofstudent nurse learning styles using the Kolb Learning Styles Inventory. Nurse Education Today, 1995. 1: p. 177-183.
https://doi.org/10.1016/S0260-6917(95)80103-0

[11] Husmann, P. R., O'Loughlin, V. D., Another Nail in the Coffin for Learning Styles? Disparities among Undergraduate Anatomy Students' Study Strategies, Class Performance, and Reported VARK Learning Styles. Anatomical Sciences Education, 2018. https://doi.org/10.1002/ase.1777

[12] Honey, P., and Mumford, A, The manual of learning styles. Berkshire, England: Honey, Ardingly House. 1992.
https://doi.org/10.4236/ns.2021.136016

[13] Rita Dunn, Ed. D. and Karen, B., Learning style: The clue to you, Research and Implementation Manual, 2006.

[14] Felder, R. M. and Silverman, L. K., Learning and Teaching Style in Engineering Education. Engingeering Education, 1988, 78: p. 674-681.

[15] Samadi, M., Study of Felder and slomon Psychometric Properties Questionnaire of learning styles. New Educational Approaches, 2011, 6: p. 39-60.

[16] National Academy of Sciences (U.S.), Applied Science and Technological Progress: A Report to the Committee on Science and Astronautics, U.S. House of Representatives, U.S. Government Printing Office, 1967.

[17] Graf, S., Kinshuk, and Liu., T.-C., Supporting teachers in identifying students' learning styles in learning management systems: An automatic student modelling approach. Journal of Educational Technology & Society, 2009. 12(4): p. 3-14.

[18] Nafea, S.M., F. Siewe, and *et al*., On Recommendation of Learning Objects Using Felder-Silverman Learning Style Model. IEEE Access, 2019. 7: p. 163034-163048.
http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2935417

[19] Liyanage, M.P.P., L.G. KS, and M. Hirakawa, Detecting learning styles in learning management systems using data mining. Journal of Information Processing, 2016. 24(4): p. 740-749. https://doi.org/10.2197/ipsjjip.24.740

[20] Papanikolaou, K. A. and Grigoriadou, M., et al., Personalizing the interaction in a web-based educational hypermedia system: The case of INSPIRE. User Modeling and User-Adapted Interaction, 13: p. 213-267.

[21] Garcia, P., and Amandi, A., et al. Evaluating Bayesian network, precision for detecting student learning style, Computers and Education, 49: p. 794-808.
https://doi.org/10.1016/j.compedu.2005.11.017

[22] Fatahi, S. and S. Moradian, An Empirical Study on the Impact of Using an Adaptive eLearning Environment Based on Learner's Personality and Emotion. International Association for Development of the Information Society, 2018.

[23] Graf, S., et al., Learning styles and cognitive traits–Their relationship and its benefits in web-based educational systems. Computers in Human Behavior, 2009. 25(6): p. 1280-1289. https://doi.org/10.1016/j.chb.2009.06.005

[24] IEEE Standard for Learning Object Metadata. IEEE Std 1484.12.1-2020, 2020: p. 1-50
https://doi.org/10.1109/IEEESTD.2020.9262118

[25] Zaina, L., and Bressan, G., Learning objects retrieval from contextual analysis of user preferences to enhance e-learning personalization, Proceedings of IADIS International Conference. 2009.

[26] Sweller, J., J.J. van Merriënboer, and *et al.*, Cognitive architecture and instructional design: 20 years later. Educational Psychology Review, 2019. 31: p. 261-292 https://doi.org/10.1007/s10648-019-09465-5

[27] Hart, S.G. NASA-task load index (NASA-TLX); 20 years later. in Proceedings of the human factors and ergonomics society annual meeting. 2006. Sage publications Sage CA: Los Angeles, CA. https://doi.org/10.1177/154193120605000909

[28] Tang, H., Jiang, G., and *et al.*, Personalized Learning Behavior Evaluation Method Based on Deep Neural Network, Hindawi Scientific Programming, 2022. P. 8 . https://doi.org/10.1109/ICeLeT58996.2023.10139872

[29] Yang, K., and Hou, Q., A Learning Preference Analysis Method Based on a Novel Developed Teaching Skill Training App for Mobile Learning, 2022 4th International Conference on Computer Science and Technologies in Education (CSTE), 2022. https://doi.org/10.1109/CSTE55932.2022.00032

[30] Xiao, L. L., and Siti, S., Predicting learning styles based on students' learning behaviour using correlation analysis, JOURNAL ARTICLE, Published By: Current Science Association, 2017, 113(11): p. 2090-2096.

[31] Huan, H., Liu, Q., *et al.*, The application research of network learning behavior analysis, J, 2010. http://dx.doi.org/10.1109/ICFCC.2010.5497388

[32] Moatari, M., E. pazouki, and *et al.*, Intelligent learners' cognitive style detection based on their interaction in the English language teaching system. Technology of Education Journal (TEJ)2022. 17(1): p. 209-232. https://doi.org/10.22061/tej.2023.8895.2749

[33] Farkish, A., *et al.*, Evaluating the effects of educational multimedia design principles on cognitive load using EEG signal analysis. Education and Information Technologies, 2023. 28(3): p. 2827-2843. http://dx.doi.org/10.1007/s10639-022-11283-2

[34] Ghorbani F. Design a Personalized System Based On Learners Individual Attributes And Behavioral Signs in E-Learning Environment [dissertation]: Tarbiat Modares University; 2015. [In Persian]

معرفی نویسندگان

AUTHOR(S) BIOSKETCHES

محمدرضا رضائی؛ مدرک کارشناسی خود را در سال ۱۳۹۶ در رشته دبیری ریاضی از دانشگاه فرهنگیان بوشهر اخذکرده و دوره کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر، گرایش هوش مصنوعی و رباتیکز را در دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی تهران به پایان رسانده است. حوزه تحقیقاتی وی در دوره کارشناسی ارشد، آموزش و پرورش شناختی است.

Rezaei, M. R. MSc, Artificial Intelligence, Shahid Rajaee Teacher Training University, Tehran, Iran
mrr.researcher@gmail.com

احسان پازوکی از سال ۱۳۹۴ به عنوان هیأت علمی‌با رتبه استادیاری در گروه هوش مصنوعی دانشگاه شهید رجایی فعالیت‌های علمی، تحقیقاتی و آموزشی خود را آغاز کردند. ایشان در سال ۱۳۸۴ مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش نرم‌افزار از دانشگاه علم و صنعت ایران با کسب رتبه دوم دریافت کردند. در ادامه تحصیلات دانشگاهی مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی از دانشگاه صنعتی امیر کبیر (پلی تکنیک تهران) در سال ۱۳۸۷ با کسب رتبه اول دریافت کردند. همچنین در سال ۱۳۹۴ موفق به اخذ مدرک دکترا در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی از دانشگاه صنعتی امیر کبیر، تحت سرپرستی و راهنمایی‌های جناب آقای دکتر رحمتی شدند. حوزه تخصصی دکتر پازوکی نظارت در نواحی گسترده است که شامل تنوعی از الگوریتم‌های پردازش ویدئو و تصویر بر روی شبکه‌های دوربین‌های نظارتی و کلان داده‌های حاصل از دوربین‌های و سایر سنسورهای نظارتی می‌باشد. ایشان از سال ۱۳۹۷ فعالیت‌های پژوهشی خود را در راستای ارائه زیرساخت‌های آموزشی هوشمند مبتنی بر مفاهیم علوم شناختی آغاز کرده‌اند.

Pazouki, E. Assistant Professor, Shahid Rajaee Teacher Training University, Tehran, Iran
ehsan.pazouki@sru.ac.ir

رضا ابراهیم‌پور استاد گروه پژوهشی علوم شناختی، پژوهشکده جامع علوم و فناوری‌های همگرا، دانشگاه صنعتی شریف می‌باشند. ایشان مدرک کارشناسی مهندسی برق- الکترونیک را در سال ۱۳۷۸ از دانشگاه مازندران و مدرک کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی- بیوالکترونیک را در سال ۱۳۸۰ از دانشگاه تربیت مدرس دریافت نمودند. در فروردین ۱۳۸۱ به عنوان دانشجوی اولین دوره دکتری علوم اعصاب‌شناختی در پژوهشکده علوم‌شناختی، پژوهشگاه دانش‌های بنیادی (IPM) شروع به تحصیل نمودند و در سال ۱۳۸۶ موفق به اخذ مدرک دکتری تخصصی گردیدند. ایشان به‌عنوان پژوهشگر ارشد با

پژوهشگاه دانش‌های بنیادی همکاری پژوهشی دارند. آقای دکتر ابراهیم‌پور بیش از ۱۰۰ مقاله علمی در مجلات و کنفرانس‌های علمی ارائه نموده‌اند و همچنین در کمیته علمی و داوری بالغ بر بیست مجله و کنفرانس علمی فعالیت داشته‌اند. ایشان سرگروه داوری گروه مکاترونیک جشنواره جوان خوارزمی و از منتخبین سرآمدان علمی کشور در سال ۱۳۹۴ می‌باشند. زمینه‌های تخصصی ایشان عبارتند از: علوم اعصاب‌شناختی، مدل‌سازی‌شناختی، بینایی انسان و ماشین.

Ebrahimpour, R. Professor, Center for Cognitive Science, Institute for Convergence Science & Technology, Sharif University of Technology, Tehran, Iran

rebrahimpour@sharif.edu

Citation (Vancouver): Rezaei M, Pazouki E, Ebrahimpour R. [Development of an Intelligent Mechanism for Comparing Personalized Education in the Context of an Interactive Educational System]. *Tech. Edu. J. 2024; 18(3): 697-714*

https://doi.org/10.22061/tej.2024.10465.3012