



ORIGINAL RESEARCH PAPER

Intelligent learners' cognitive style detection based on their interaction in the English language teaching system

M. Moatari, E. Pazouki*, R. Ebrahimpour, M.R. Rezaei

Department of Artificial Intelligence, Faculty of Computer Engineering, Shahid Rajaee Teacher Training University, Tehran, Iran

ABSTRACT

Received: 19 June 2022
Reviewed: 12 September 2022
Revised: 24 October 2022
Accepted: 31 December 2022

KEYWORDS:

E-learning
Cognitive Style
English Teaching
Machine Learning

* Corresponding author

✉ ehsan.pazouki@sru.ac.ir

☎ (+9821) 22970117

Background and Objectives: Today, e-learning is considered as a transformational technology and an important tool in the process of education and educational activities. On the other hand, the need to learn English as the first language in the world in order to exchange information and communicate with other nations in order to use up-to-date knowledge is undeniable, so the use of information technology to produce and provide educational services to improve English language teaching and learning is effective. Identifying the effective factors in achieving learning is one of the important and researched cases. Since the factors affecting learning are very wide and extensive, it is important to identify these factors in solving the problems and shortcomings of the educational system. One of these factors is cognitive style. People use different learning styles according to their individual differences. Cognitive style can be defined as the way people process new information and experiences in their minds; therefore, it is necessary to create a personalized environment based on the cognitive style of individuals in order to better adapt the educational strategy to the needs and abilities of the user and increase the efficiency of the learning process. In this research, Riding's cognitive style, which divides people into two dimensions, verbal-imagery and wholistic-analytic, is used as an effective factor in learning. This study aims to predict the cognitive style of riding, based on the mouse movement of users in a language teaching software. In this regard, the language training software was designed and implemented, in which all the user's mouse movements are recorded on a millisecond scale when reading the English text and using the media designed in the software. Next, by using machine learning methods and interactive data stored from users while working with the software, an intelligent model was presented that categorizes people in two dimensions based on Riding's cognitive style. This research is practical in terms of purpose.

Methods: In this study, Peterson's cognitive style test is used to extract learners' cognitive style with the aim of constructing labeled data. Also, individuals' mouse data is recorded when interacting with software, and artificial intelligence-based machine learning algorithms and models are used to build intelligent models for classifying and predicting individuals' cognitive styles. The process of training and building smart models is done through labeled data. Finally, the models used are evaluated by comparing the results of the cognitive style test and the outputs of the intelligent models. In the exams, male and female students aged between 22 and 35, with bachelor's and master's degrees familiar with English participated.

Findings: Users stored interactive data was used as the input to the five classifiers of the decision tree, neural network, nearest neighbor, support vector machine, and random forest. Patterson test results were also used as labels for these models; thus, individuals were categorized into two dimensions based on Riding's cognitive style. The best classification was related to the decision tree with 90% accuracy in the verbal-imagery dimension and 87% accuracy in the wholistic-analytic dimension of the results of this research.

Conclusion: According to the findings of this study, the designed language teaching system can intelligently extract the cognitive style of people when reading the English passage with appropriate accuracy. Therefore, in the future, the ability to provide personalized content in accordance with the cognitive style of people can be added to the designed software.



NUMBER OF REFERENCES

41



NUMBER OF FIGURES

14



NUMBER OF TABLES

13

مقاله پژوهشی

استخراج هوشمند سبک شناختی یادگیرندگان بر اساس تعامل آن‌ها با سامانه آموزش زبان انگلیسی

معصومه معطری، احسان پازوکی*، رضا ابراهیم پور، محمدرضا رضائی

گروه هوش مصنوعی، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجائی، تهران، ایران

چکیده

پیشینه و اهداف: امروزه یادگیری الکترونیکی به عنوان یک فناوری تحول آفرین و ابزاری مهم در فرایند آموزش و فعالیت‌های آموزشی مطرح است. از طرفی نیاز به یادگیری زبان انگلیسی به عنوان زبان اول دنیا به منظور مبادله اطلاعات و ارتباط برقرار کردن با سایر ملل با هدف به کارگیری دانش روز غیرقابل انکار است، بنابراین استفاده از فناوری اطلاعات به منظور تولید و ارائه خدمات آموزشی در راستای بهبود آموزش و یادگیری زبان انگلیسی مؤثر است. شناسایی عوامل مؤثر در یادگیری، یکی از مقوله‌های مهم و مورد پژوهش است. از آنجا که عوامل مؤثر بر یادگیری بسیار گسترده و وسیع هستند؛ شناسایی این عوامل در رفع مشکلات و نارسایی‌های سیستم آموزشی مهم است. یکی از این عوامل، سبک شناختی است. افراد به تناسب تفاوت‌های فردی خود از سبک‌های متفاوتی برای یادگیری بهره می‌جویند. سبک شناختی را می‌توان به عنوان روشی که افراد اطلاعات و تجربیات تازه را در ذهن خود پردازش می‌کنند، تعریف کرد؛ بنابراین ایجاد محیط شخصی سازی شده بر اساس سبک شناختی افراد، با هدف انطباق بیشتر راهبرد آموزشی با نیازها و توانایی کاربر و افزایش بازدهی روند یادگیری، امری ضروری است. در این پژوهش، از سبک شناختی رایدینگ که افراد را در دو بعد کلامی-تصویری و کلی-نگر-جزئی نگر تقسیم می‌کند، به عنوان عامل مؤثر در یادگیری استفاده می‌شود. این مطالعه با هدف پیش بینی سبک شناختی رایدینگ، بر اساس حرکت موس کاربران در یک نرم افزار آموزش زبان می‌باشد. در همین راستا، نرم افزار آموزش زبانی طراحی و پیاده سازی شد که در آن تمامی حرکات موس کاربر در مقیاس میلی ثانیه هنگام مطالعه متن انگلیسی و استفاده از امکانات طراحی شده در نرم افزار، ثبت می‌شود. در ادامه با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین توسط داده‌های تعاملی ذخیره شده از کاربران هنگام کار با نرم افزار، مدل هوشمندی ارائه شد که افراد را در دو بعد مبتنی بر سبک شناختی رایدینگ دسته بندی می‌کند. این پژوهش از نظر هدف کاربردی است.

روش‌ها: در این پژوهش از آزمون سبک شناختی پترسن جهت استخراج سبک شناختی یادگیرندگان با هدف ساخت داده‌های برچسب دار استفاده می‌شود. همچنین، داده‌های موس افراد هنگام تعامل با نرم افزار ثبت شده و از الگوریتم‌ها و مدل‌های یادگیری ماشین مبتنی بر هوش مصنوعی جهت ساخت مدل‌های هوشمند برای طبقه بندی و پیش بینی سبک شناختی افراد استفاده می‌شود. فرایند آموزش و ساخت مدل‌های هوشمند از طریق داده‌های برچسب دار انجام می‌شود. در نهایت ارزیابی مدل‌های استفاده شده، با مقایسه نتایج حاصل از آزمون سبک شناختی و خروجی‌های مدل‌های هوشمند انجام می‌شود. در آزمون‌های انجام شده از دانشجویان خانم و آقا ۲۲ تا ۳۵ سال، دارای تحصیلات کارشناسی و کارشناسی ارشد آشنا به زبان انگلیسی کمک گرفته ایم.

یافته‌ها: داده‌های تعاملی ذخیره شده کاربران به عنوان ورودی پنج طبقه بند درخت تصمیم، شبکه عصبی، نزدیک ترین همسایه، ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی، همچنین نتایج آزمون پترسون به عنوان برچسب این مدل‌ها استفاده شد؛ بنابراین افراد در دو بعد مبتنی بر سبک شناختی رایدینگ دسته بندی شدند. بهترین طبقه بندی، مربوط به درخت تصمیم با دقت ۹۰٪ در بعد کلامی-تصویری و دقت ۸۷٪ در بعد کلی-نگر-جزئی نگر از نتایج این پژوهش بود.

نتیجه گیری: با توجه به یافته‌های این پژوهش، سامانه آموزش زبان طراحی شده می‌تواند به صورت هوشمند سبک شناختی افراد را هنگام مطالعه متن انگلیسی با دقت مناسبی استخراج کند. بنابراین در آینده می‌توان قابلیت ارائه محتوای شخصی سازی شده منطبق بر سبک شناختی افراد را به نرم افزار طراحی شده اضافه کرد.

تاریخ دریافت: ۲۹ خرداد ۱۴۰۱
تاریخ داوری: ۲۱ شهریور ۱۴۰۱
تاریخ اصلاح: ۰۲ آبان ۱۴۰۱
تاریخ پذیرش: ۱۰ دی ۱۴۰۱

واژگان کلیدی:

یادگیری الکترونیکی
سبک شناختی
آموزش زبان انگلیسی
یادگیری ماشین

* نویسنده مسئول

ehsan.pazouki@sru.ac.ir

① ۱۱۷-۲۲۹۷۰-۲۱

مقدمه

رشد روزافزون فناوری و اطلاعات تمام جنبه‌های مختلف زندگی انسانی را تحت تأثیر خود قرار داده است. آموزش و یادگیری هم یک امر جدایی‌ناپذیر از زندگی انسان است؛ از این رو آموزش یکی از مهم‌ترین زمینه‌هایی است که دستخوش تحول جدی شده است [۱]. یادگیری الکترونیکی از فرصت‌هایی است که در نتیجه استفاده از اینترنت و کامپیوتر برای دسترسی به محتویات آموزشی و تبادل با دیگر یادگیرندگان ایجاد شده است [۲]. یادگیری الکترونیکی، که پیونددهنده فناوری و آموزش است، تأثیر بسزایی بر یادگیری افراد داشته است.

یادگیری الکترونیکی واژه بسیار گسترده‌ای است و تعاریف گوناگون و مختلفی در رابطه با آن وجود دارد؛ اما جامع‌ترین و درعین حال کوتاه‌ترین تعریفی که می‌توان از این واژه ارائه داد عبارت است از هر نوع یادگیری یا آموزشی که با کمک انواع رسانه‌های الکترونیکی انجام گیرد [۳]. در واقع یادگیری الکترونیکی استفاده از پیشرفت‌های تکنولوژیکی برای فعال کردن و توانمند ساختن افراد در جهت یادگیری، فارغ از زمان و مکان است. یادگیری الکترونیکی به عنوان یک راهبرد مبتنی بر جستجوگری و سازندگی مفاهیم، یادگیرندگان را وادار به تفکر در سطوح بالا نموده تا به این ترتیب بتوانند اطلاعات پیچیده را تحلیل کرده و به کار بندند و از این راه یک راهبرد آموزش و یادگیری برخط جذاب خلق کنند [۴].

نیاز به یادگیری زبان انگلیسی به عنوان زبان اول دنیا به منظور مبادله اطلاعات و ارتباط برقرار کردن با دیگران باهدف به کارگیری دانش روز غیرقابل انکار است؛ بنابراین یکی از ضروری‌ترین کاربردهای فناوری اطلاعات و ارتباطات، تولید خدمات آموزشی در آموزش و یادگیری زبان انگلیسی است [۵]. به کارگیری آموزش الکترونیکی در آموزش زبان انگلیسی، انگیزه‌ای برای فرایندهای ابتکاری روش‌های تدریس است که هدفشان برجسته کردن کارایی تدریس و آموزش است. به دلیل کاربرد فناوری اطلاعات در آموزش و یادگیری، دروس جذاب‌تر شده و فراگیران با انگیزه بیشتری در کلاس حضور می‌یابند. با استفاده از این فناوری در آموزش زبان، استراتژی‌های آموزشی اساساً تغییر می‌کند. در گذشته، تدریس زبان انگلیسی تحت سلطه استراتژی‌های معلم محور بود؛ اما یادگیری الکترونیکی می‌تواند استراتژی‌های آموزشی را به دانش‌آموز محور تبدیل کند. ادعا می‌شود در آموزش زبان انگلیسی، بهره‌گیری از یادگیری الکترونیکی می‌تواند به زبان‌آموزان در بهبود مهارت‌های کلی زبانی، تلفظ، واژگان، درک مطلب و دستور زبان کمک کرده و با تمرکز بر تقویت حساسیت زبانی و بهبود درک شنوایی و توانایی بیان کمک کند تا دانش‌آموزان بتوانند در اسرع وقت به زبان انگلیسی تسلط پیدا کنند [۶، ۷].

با توجه به مطالب گفته شده فناوری اطلاعات و ارتباطات می‌تواند تأثیرات قابل توجهی بر میزان و سرعت یادگیری زبان انگلیسی داشته باشد. برای اثبات این موضوع تحقیقات و پژوهش‌های متعددی با ایجاد هم‌زمان محیط سنتی و الکترونیکی، به بررسی تأثیر محیط الکترونیکی

بر یادگیری زبان انگلیسی پرداخته‌اند که اکثراً حاکی از مفید بودن استفاده از ابزارهای الکترونیکی در بهبود یادگیری بوده است [۸، ۹]. یادگیری یک فرایند پیچیده و دشوار است. چندین پارامتر مانند درک و عملکرد دانش توسط افراد، مهارت‌های عمومی آن‌ها، ویژگی‌های شناختی آن‌ها و عوامل محیطی نقش مهمی در این فرایند ایفا می‌کنند. مطالعات روانشناسی نشان می‌دهد که افراد در تصمیم‌گیری، حل مسئله و یادگیری با یکدیگر متفاوت هستند [۱۰]. شناسایی عوامل مؤثر در یادگیری، یکی از مقوله‌های مهم و مورد پژوهش است [۱۱]. از آنجا که عوامل مؤثر بر یادگیری بسیار گسترده و وسیع هستند، شناسایی این عوامل در رفع مشکلات و نارسایی‌های سیستم آموزشی مهم است.

لحاظ کردن یک شیوه مناسب آموزش باعث بهبود عملکرد یادگیرنده در محیط آموزشی می‌شود. نتایج چندین مطالعه نشان می‌دهد که در نظر گرفتن این تفاوت‌ها در طراحی محیط‌های یادگیری و آموزش، اثربخشی و کارایی فعالیت‌های یادگیری را افزایش می‌دهد. یکی از اهداف مهم سیستم یادگیری الکترونیکی شخصی‌سازی محیط با توجه به ویژگی‌های یادگیرنده است. به عقیده بسیاری از پژوهشگران بدون رویکردهای تطبیقی‌پذیری، یادگیری مؤثر اتفاق نمی‌افتد [۱۲]. بنابراین ارائه یک تجربه یادگیری تطبیقی برای هر دانش‌آموز به روش مقرون به صرفه یکی از چالش‌های موجود در سراسر جهان است [۱۳].

اصطلاح تطبیقی اغلب برای شخصی‌سازی محیط‌های یادگیری در ادبیات استفاده می‌شود [۱۴]. تحقیقات در مورد سیستم‌های تطبیقی را می‌توان در اوایل دهه ۱۹۹۰ جستجو کرد. در آن زمان، دو حوزه اصلی ابرمتن و مدل‌سازی کاربر، ایده‌های تحقیقاتی غنی را ایجاد کردند. تعداد زیادی از تیم‌های تحقیقاتی مشکلات فرامتنی استاتیک را در حوزه‌های مختلف برنامه تشخیص داده و شروع به مطالعه روش‌های مختلف برای تطبیق رفتار سیستم‌های ابرمتن با کاربران به صورت جداگانه کرده‌اند [۱۵].

در حال حاضر، تحقیقات علمی در زمینه یادگیری الکترونیکی متمرکز بر بسترهای یادگیری است که انتظارات، انگیزه، شیوه‌های یادگیری، عادات و نیازهای یادگیرنده به طور فزاینده‌ای مورد توجه قرار می‌گیرد [۱۶]. تطبیق‌پذیری در یک سیستم می‌تواند برای شخصی‌سازی محتوای آموزشی یا نحوه ارائه مطالب آموزشی بر اساس ویژگی‌های مختلف مانند سبک‌های یادگیری، سطح دانش، شخصیت، ویژگی‌های شناختی و غیره استفاده شوند [۱۷، ۱۸]. در پژوهشی تطبیقی‌پذیری را توانایی یک سیستم برای تغییر رفتار خود با توجه به نیازها و ویژگی‌های یادگیرنده تعریف می‌کند [۱۹]. دستورالعمل‌های یادگیری تطبیقی برای بهبود دستاوردهای یادگیری فردی و افزایش تجربه دانش‌آموز در یک محیط یادگیری شخصی مورد نیاز است. ثابت شده است که یادگیری تطبیقی بسیار کارآمدتر از یک محیط یادگیری سنتی مانند یادگیری کلاس درس است [۲۰].

همان‌طور که گفته شد تفاوت‌های فردی از جمله عوامل مؤثر بر یادگیری است. افراد مختلف روش‌های متفاوتی برای یادگیری دارند. برخی ممکن

شیوه عادی فرد در باز نمودن اطلاعات در طول تفکر تأکید دارد. کاربران کلامی به نظر می‌رسد سبک‌های راهبردی پراکنده را به نمایش می‌گذارند و از راهبرد مرور برای درک محتوای صفحه نتیجه جستجو استفاده می‌کنند؛ درحالی‌که کاربران تصویری سبک راهبردی ساختاریافته و رویکرد مطالعه را دنبال می‌نمایند [۲۴].

در تحقیقات اخیر از سبک شناختی به‌عنوان یک ویژگی مهم در پژوهش‌های شخصی‌سازی محیط یادگیری الکترونیکی استفاده شده است. نظریه‌پردازان با معرفی هر سبک شناختی، روش تشخیص و به دست آوردن سبک معرفی شده را نیز مطرح کردند. در این سال‌ها به‌طور سنتی، سبک‌های شناختی با استفاده از پرسش‌نامه معرفی شده توسط نظریه‌پردازان مورد سنجش قرار می‌گیرند و از افراد می‌خواهند تا رفتار خود را ارزیابی کنند. در این پرسش‌نامه‌ها تعدادی سؤال از کاربران پرسیده می‌شود و براساس قضاوت خود افراد، سبک شناختی به دست می‌آید.

روش شناسایی سبک شناختی با استفاده از پرسش‌نامه با کلاس‌های سنتی که مشاهده و تحلیل ترجیحات دانش‌آموزان در کل فرایند یادگیری دشوار است، متناسب است. این در حالی است که در هر نظرسنجی کیفی، در این نوع از اندازه‌گیری‌ها با مشکلات عدیده‌ای مواجه هستیم [۲۵]. این اشکالات تعداد فزاینده‌ای از محققان را به ادغام چارچوب سبک‌های شناختی در سیستم یادگیری الکترونیکی ترغیب کرده است. از یک طرف، سیستم یادگیری الکترونیکی که به جستجوگران اجازه می‌دهد رفتارهای دانش‌آموزان را در طول فرایند یادگیری مشاهده کنند و با استفاده از داده‌کاوی و الگوریتم‌های رایانه‌ای، روندها را در مجموعه داده‌های بزرگ شناسایی و تجزیه و تحلیل کنند. از این رو، این فرصت را فراهم می‌آورد تا چارچوب جدیدی برای سنجش سبک شناختی از طریق رفتارهای آنلاین ایجاد کند. از سوی دیگر، توسعه‌دهندگان سیستم یادگیری الکترونیکی نشان دادند که مدل‌های سبک شناختی مفیدترین چارچوب برای توسعه یک سیستم یادگیری الکترونیکی تطبیقی هستند که به‌طور مؤثر منابع یادگیری را برای نیازهای یادگیری افراد شخصی می‌سازد [۲۶].

در حال حاضر به‌طور کلی دو رویکرد برای تعیین سبک شناختی وجود دارد که می‌توان از آن‌ها استفاده کرد: روش‌های همکاری و خودکار [۲۷]. در روش مشارکتی از دانش‌آموزان خواسته می‌شود تا پرسش‌نامه‌ای از مدل سبک شناختی انتخابی را پر کنند. در این روش‌ها که به روش خودانگاره معروف هستند، سبک‌های شناختی با استفاده از نظرسنجی و پرسش‌نامه مورد سنجش قرار می‌گیرند. با رشد فناوری و حضور آن در آموزش، روش شناسایی و استفاده از ویژگی‌های افراد برای تشخیص سبک شناختی به‌طور خودکار بدون ایجاد مزاحمت برای یادگیرنده به وجود آمد [۲۸]. روش تشخیص خودکار روشی برای تشخیص خودکار سبک‌های شناختی افراد با جمع‌آوری داده‌های واقعی ثبت شده در مورد یادگیرندگان است، که با استفاده از رفتار کاربر در محیط الکترونیکی، سبک شناختی افراد به دست می‌آید [۲۹]. بنابراین

است به‌سرعیت از طریق تصاویر درک کنند؛ برخی دیگر ممکن است متون و خواندن را ترجیح دهند. برخی ممکن است به‌خوبی با نظریه‌ها سروکار داشته باشند؛ برخی دیگر ممکن است از طریق آزمایش و مثال یاد بگیرند. در توجه به تفاوت‌های افراد در نحوه دریافت و پردازش اطلاعات به مفهومی به اسم سبک شناختی برمی‌خوریم.

مفهوم سبک شناختی از قرن پیش به‌عنوان یکی از عوامل تفاوت‌های یادگیری افراد توسط پژوهشگران آموزشی و روانشناسان مطرح شده است. آلپورت با بیان اینکه سبک‌شناختی «روش هر فرد برای حل مسأله، تفکر، درک اطلاعات و به خاطر سپردن است»؛ برای اولین بار این مفهوم را مطرح کرد [۲۱]. افراد به تناسب تفاوت‌های فردی خود از سبک‌های متفاوتی برای یادگیری بهره می‌جویند. سبک‌شناختی را می‌توان به‌عنوان روشی که افراد اطلاعات و تجربیات تازه را در ذهن خود پردازش می‌کنند، تعریف کرد.

سبک‌شناختی رایدینگ از معروف‌ترین نظریه‌های این زمینه است که عمدتاً بر چگونگی توسعه مهارت‌های شناختی تمرکز دارد. نویسندگان آن بیان می‌کنند که سبک شناختی طرز تفکر فرد و در عین حال رویکردهای مورد علاقه و عادی افراد برای سازمان‌دهی و نمایش اطلاعات است [۲۲]. علاوه بر این، آن‌ها یک استراتژی یادگیری را به‌عنوان فرایندهایی که توسط یادگیرنده برای مطابقت با الزامات فعالیت یادگیری استفاده می‌شود، تعریف می‌کنند. آن‌ها ادعا می‌کنند که در حالی که استراتژی‌ها ممکن است در یک دوره زمانی آموخته و توسعه داده شوند، سبک‌ها ثابت بوده و ویژگی‌های نسبتاً ذاتی هر فرد هستند. نظریه‌پردازان این سبک ادعا می‌کنند که مدل آن‌ها اساساً بر رویکردهای توسعه مهارت‌های شناختی متمرکز است؛ بنابراین بر جهت‌گیری مطالعه، تمایل به آموزش، یادگیری عملی، نگرش اجتماعی و مهارت‌های مدیریتی تأثیر می‌گذارد. رایدینگ و چیمای بیش از سی نظریه و مدل ارائه شده در پژوهش‌های مرتبط با سبک‌های شناختی و یادگیری را مورد مطالعه و بازنگری قرار دادند و تلاش کردند تا سبک‌هایی ارائه دهند تا کمترین همپوشی را با دیگر سازه‌ها از جمله هوش و شخصیت داشته باشد. این محققان با یکپارچه‌سازی نظریات موجود به این نتیجه رسیده‌اند که همه سبک‌های پیشنهادی را می‌توان در قالب دو بعد شناختی «کلی‌نگر - جزئی‌نگر» (Wholist-Analytic) و «کلامی - تصویری» (Verbal-Imagery) دسته‌بندی کرد [۲۳].

بر اساس این نظریه کلی‌نگرها دارای طرح‌واره‌هایی برای یکپارچه‌سازی و ساخت معنی با درک زیرگروه‌های مختلف و سپس ترکیب آن‌ها برای رسیدن به یک تصویر بزرگ‌تر هستند. در مقابل تحلیلی‌ها می‌توانند مسأله را به قسمت‌های مجزا تقسیم کرده و به‌سرعت مشکل را تشخیص دهند؛ اما ممکن است قادر به گسترش یک تصویر جامع از مشکل نباشند. رایدینگ با بررسی ویژگی‌ها، تعاریف و روش اندازه‌گیری چندین سبک مطرح شده کلامی - دیداری، کلمه تصویری را برای این بعد مطرح کرد. بعد کلامی - تصویری تمایل افراد را به پردازش اطلاعات به‌صورت کلامی یا در قالب تصاویر ذهنی می‌سنجد. بعد کلامی - تصویری بر

و تعاملات به واسطه کامپیوتر با استفاده از تکنیک‌ها و رویکردهای مختلف انجام شده است و نتایج مختلفی را نشان داده‌اند. از یک سو، برخی از مطالعات ارتباط قوی بین سبک‌های شناختی و سبک‌های یادگیری افراد و واکنش‌های آن‌ها به محیط‌های یادگیری به واسطه کامپیوتر را نشان می‌دهد. از سوی دیگر، برخلاف این یافته‌ها، تعداد کمی از مطالعات در نشان دادن ارتباط معنادار بین سبک شناختی و سبک یادگیری و تعامل درون محیط‌های یادگیری به واسطه کامپیوتر شکست خوردند. در جدول ۱ به بررسی چندین پژوهش که در استخراج سبک شناختی یا سبک یادگیری از رفتار فراگیران هنگام تعامل با کامپیوتر موفق بودند، می‌پردازیم.

همان‌طور که بیان شد، پژوهش‌های متعددی بر روی استخراج سبک شناختی کاربر در محیط یادگیری الکترونیکی انجام شده است و توانسته‌اند با دقت مناسبی سبک افراد را با استفاده از داده‌های واقعی پیش‌بینی کنند. همچنین طبق مطالب گفته شده آموزش زبان انگلیسی از طریق محیط الکترونیکی تأثیر بسزایی در یادگیری افراد دارد. اهمیت آموزش زبان انگلیسی در کشور ما به‌عنوان زبان دوم بر کسی پوشیده نیست. از این رو طراحی و پیاده‌سازی نرم‌افزار آموزش زبان با توجه به سبک شناختی افراد می‌تواند در یادگیری زبان انگلیسی افراد مؤثر واقع شود.

در حقیقت تحقیقات مرتبط نشان داده است که پیش‌بینی سبک شناختی افراد در محیط یادگیری الکترونیکی امکان‌پذیر است؛ اما در پژوهش‌های اخیر استخراج سبک شناختی افراد هنگام مطالعه متن انگلیسی در یک نرم‌افزار کامپیوتری بررسی نشده است. بنابراین در این مقاله، ضمن توجه به اهمیت سبک شناختی یادگیرندگان در محیط‌های آموزشی و همچنین مهارت درک مطلب در زبان انگلیسی به‌عنوان یکی از مهارت‌های مهم و نیاز جامعه امروز، با بررسی راهبردهای خواندن و همچنین بررسی مقالاتی برای پیش‌بینی سبک شناختی افراد، نرم‌افزار آموزش زبانی طراحی و پیاده‌سازی شد که با استفاده از ذخیره حرکت موس کاربر تمامی تعاملات یادگیرندگان در تعامل با نرم‌افزار جهت استفاده از قابلیت‌های مختلف نرم‌افزار ثبت می‌شود. این نرم‌افزار که با هدف کاربردی طراحی شده است، برخلاف پژوهش‌های انجام شده که تنها تعداد کلیک موس را بررسی می‌کردند، تمامی حرکات موس کاربر را در مقیاس میلی‌ثانیه ثبت می‌کند.

ویژگی‌های اصلی این مقاله که آن را از پژوهش‌های پیشین متمایز می‌کند عبارتند از: ۱. نرم‌افزار کاربردی برای مهارت خواندن در زبان انگلیسی تولید شده است. ۲. تمام حرکات موس در مقیاس میلی‌ثانیه ذخیره شده و کلمه به کلمه محتوای آموزشی، هنگام خواندن متن انگلیسی توسط کاربر ردیابی می‌شود. ۳. از پنج روش یادگیری ماشین برای تشخیص سبک شناختی افراد از داده‌های تعاملی ذخیره‌شده استفاده و مقادیر پارامترهای موجود در هر روش بهینه‌سازی شد. ۴. سبک شناختی را بدین‌گونه که کمتر در پژوهش‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد، در این پژوهش بررسی شده است.

ایجاد یک محیط یادگیری الکترونیکی مؤثر به دو حوزه اصلی قابل تقسیم است: پیش‌بینی سبک‌های شناختی با استفاده از داده‌های برخط (الگوی طبقه‌بندی سبک‌های شناختی برخط) و به‌کارگیری این مدل در نظام یادگیری تطبیقی [۲۵].

آموزش الکترونیکی جذابیت و پویایی آموزش‌های سنتی یا چهره به چهره را ندارد و در این سیستم‌ها وضعیت کاربر مانند نرخ یادگیری و وضعیت انگیزشی آن‌ها در نظر گرفته نمی‌شود [۳۰]. از این رو، توسعه‌دهندگان سیستم‌های آموزش الکترونیکی می‌توانند با در نظر گرفتن سبک شناختی و طراحی رابط‌های کاربری تعاملی به حل کردن مشکلات مذکور در این سیستم‌ها کمک نمایند. همچنین تشخیص خودکار سبک شناختی نه تنها جذابیت آموزش الکترونیکی را افزایش می‌دهد؛ بلکه موجب افزایش کارایی و انگیزه یادگیرندگان در محیط‌های الکترونیکی نیز می‌شود [۳۱].

سیستم‌های یادگیری الکترونیکی به تنهایی نمی‌توانند به توانایی آموزشی فراگیران با توجه به استعدادهاشان دست‌یابند [۳۲]. با تجزیه و تحلیل رفتارهای یادگیری آنلاین، می‌توانیم ویژگی‌های یادگیری کاربر را به‌طور دقیق شناسایی کرده و منابع شخصی را برای کمک به آن‌ها در بهبود کیفیت یادگیری توصیه کنیم. در حال حاضر، تعیین چگونگی تجزیه و تحلیل و شناسایی ویژگی‌های یادگیری کاربران با استخراج داده‌های بزرگ در یادگیری تطبیقی ضروری است [۳۳]. در یک محیط یادگیری برخط، تفاوت‌های فردی بین فراگیران از نظر زمان، مدت یادگیری، محتوای یادگیری انتخاب شده، تعاملات برخط و غیره کاملاً مشهود است. از بین تمام خصوصیات فردی، سبک شناختی عامل مهمی است که بر تفاوت‌های فردی فراگیران تأثیر می‌گذارد؛ به عبارت دیگر، فراگیران مختلف از نظر سبک شناختی تمایلات متفاوتی دارند [۳۲].

با استفاده از روش‌های خودکار و داده‌های جمع‌آوری شده از پلتفرم‌هایی برخط می‌توان تغییرات سبک شناختی را در طول فرایند یادگیری ردیابی کرد. داده‌های حجیم جمع‌آوری شده از این طریق به ما کمک می‌کند تا چگونگی یادگیری فراگیران را درک کنیم و به ما امکان می‌دهد تا محیط‌های یادگیری مؤثری طراحی کنیم که متناسب با نیازها و ویژگی‌های هر یادگیرنده باشد، نه منابع یکسان را به همان شیوه به همه یادگیرندگان برسانیم. علاوه بر این، این داده‌ها می‌توانند بینشی در مورد فرایندهای یادگیری فراهم کنند. یکی از پرکاربردترین راه‌حل‌ها استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین برای تجزیه و تحلیل این داده‌های عظیم و ناهمگن است. رویکرد داده‌محور قصد دارد مدلی را تولید کند که از یک ابزار سبک شناختی تقلید کند؛ بنابراین از رفتارهای یادگیرندگان به‌عنوان ورودی الگوریتم‌های یادگیری ماشین استفاده می‌کند و سبک شناختی آن‌ها را به‌عنوان خروجی برمی‌گرداند [۲۷]. در این رویکرد از الگوریتم‌های مختلفی مانند روش‌های بیزین، شبکه‌های عصبی، روش درخت تصمیم، یادگیری تقویتی و غیره استفاده شده است. مطالعات متعددی برای شناسایی سبک شناختی فراگیران براساس رفتار

جدول ۱: تعدادی از پژوهش‌های انجام شده جهت تشخیص سبک شناختی یا سبک یادگیری افراد در محیط یادگیری الکترونیکی

Table 1: A number of researches conducted to identify the cognitive style or learning style of people in the electronic learning environment

نتیجه Result	روش تشخیص سبک شناختی یا یادگیری Cognitive or learning style prediction method	ویژگی‌های انتخاب شده Selected Features	دیتاست DataSet	مقاله Article
استفاده از میانگین مربعات خطا براساس درجه‌بندی دانش‌آموزان و درجه‌بندی پیشنهادی با توجه به سبک یادگیری وارک Using mean squared error based on students' ratings and suggested ratings according to VARK learning style	استفاده از الگوریتم فاکتورسازی ماتریسی برای کلاس‌بندی بی‌نظارت Using matrix factorization algorithm for unsupervised classification	شش نوع از مطالب آموزشی شامل متن، ویدئو، چت و ... Six types of learning materials inclu ding text, video, chat and...	پورتال یادگیری برخط با استفاده از چارچوب مودل (۲۶۹) The online learning portal using the Moodle framework (269)	پیش‌بینی سبک یادگیری مبتنی بر هوش مصنوعی در آموزش برخط برای آموزش ابتدایی (۲۰۲۲) AI-Based Learning Style Prediction in Online Learning for Primary Education(2022)[34]
استفاده از معیار دقت، صحت، پوشش، ف و وان و ... برای ارزیابی روش‌های طبقه‌بندی. بهترین نتیجه دقت ۹۲٪ با الگوریتم درخت تصمیم در بعد پردازش مبتنی بر روش فلدزسیلورمن Using of accuracy, Precision, Recall, F1 Score , etc. to evaluate classification methods. The best result of %92accuracy with the decision tree algorithm in the processing dimension based on the Felder Silverman method	الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین نظیر: درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان، k نزدیک ترین همسایه و ... Machin Learning algorithms such as decision trees, Support Vector Machines, K- Nearest Neighbour, etc.	مدت زمان بازدید از اشیاء یادگیری Duration of visiting learning objects	داده‌های دانشجویان دوره برخط درس هوش‌های چندگانه دانشگاه مرکزی هند (۴۹۸) The data of the students of the online course of the multiple intelligences course of the Central University of India (498).	تشخیص سبک یادگیری در سیستم‌های یادگیری الکترونیکی با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین (۲۰۲۱) Learning style detection in E- learning systems using machine learning techniques(2021)[28]
استفاده از معیار دقت، دقت ۸۵/۷۱٪ با الگوریتم درخت تصمیم و دقت ۸۵/۹۵٪ با الگوریتم درخت تقویت شده با گرادیان در مقایسه با پرسش‌نامه فلدزسیلورمن Using the accuracy, %85.71 accuracy with the decision tree algorithm and %85.95accuracy with the gradient-enhanced tree algorithm compared to the Felder Silverman questionnaire.	درخت تصمیم و درخت تقویت شده با گرادیان Decision Tree and Gradient Boosted Tree algorithms	تعداد بازدید از اشیاء یادگیری Number of visits to Learning Objects	داده‌های دانشجویان آکادمی جامعه ایالتی لامونگان در طول یک ترم در مودل (۶۵) Lamongan State Community Academy student data over a semester in the moodle (65)	تحلیل رفتار دانش‌آموز برای تشخیص سبک‌های یادگیری در سیستم مدیریت یادگیری مودل (۲۰۲۰) Student Behavior Analysis to Detect Learning Styles in Moodle Learning Management System(2020)[35]
استفاده از معیار دقت، معیار صحت، معیار پوشش برای ارزیابی نتایج کلاس‌بندی. دقت ۹۵٪ توسط روش ماشین بردار دو قلو در مقایسه با پرسش‌نامه سبک یادگیری MBTI Using the accuracy, precision, and recall to evaluate the classification results. 95% accuracy by twin vector machine method compared to MBTI learning style questionnaire	استفاده از چهار روش یادگیری ماشین برای کلاس‌بندی، ماشین بردار پشتیبان استاندارد و دو قلو، نایو بیز و نزدیک‌ترین همسایه Use of four machine learning methods for classification, standard and twin support vector machine, Naive Byes and nearest neighbor	استخراج ویژگی از رفتار کاربر در محیط آنلاین براساس سبک یادگیری انتخاب شده مانند درصد درست پاسخگویی به سؤالات، درصد اتمام فعالیت‌ها و ... Extracting features from the user's behavior in the online environment based on the selected learning style, such as the percentage of correct answers, the percentage of activity completion, etc.	سیستم آموزشی برخط مودل (۲۰۲) Moodle online education system (202)	دسته‌بندی سبک‌های یادگیری با استفاده از ویژگی‌های رفتاری و ماشین بردار پشتیبان دو قلو (۲۰۱۹) Classification of learning styles using behavioral features and twin support vector machine(2019)[31]
استفاده از معیار دقت، معیار صحت، معیار پوشش برای ارزیابی نتایج کلاس‌بندی. دقت ۹۵٪ در مقایسه با خروجی خوشه‌بندی براساس سبک یادگیری فلدزسیلورمن Using the accuracy, precision, and recall to evaluate the classification results. 95% accuracy compared to the clustering output based on FelderSilverman's learning style questionnaire.	استفاده از الگوریتم فازی برای خوشه‌بندی و شبکه عصبی برای کلاس‌بندی Using a fuzzy algorithm for clustering and neural network for classification	زمان، تعداد و ترتیب استفاده از اشیاء یادگیری مانند ویدئو، تمرین، مثال، جدول و ... The time, number, and sequence of using learning objects such as video s, exercises, examples, tables, etc.	پورتال آموزش الکترونیکی یکی از دانشگاه‌های هند (۱۰۸) E-learning portal of one Indian university (108)	پیش‌بینی مشخصات یادگیرنده براساس سبک‌های یادگیری در سی ستم یادگیری الکترونیکی تطبیقی (۲۰۱۷) Prediction of Learner's Profile Ba sed on Learning Styles in Adaptive E-learning System (2017)[36]

مقاله Article	دیتاست DataSet	ویژگی‌های انتخاب شده Selected Features	شناختی یا یادگیری Cognitive or learning style prediction method	نتیجه Result
شناسه سبک یادگیری: بهبود دقت شناسایی سبک یادگیری از طریق الگوریتم‌های هوش محاسباتی (۲۰۱۷) Learning style Identifier: Improving the precision of learning style identification through computational intelligence algorithms (2017)[37]	پورتال یادگیری برخط با استفاده از چارچوب مدل (۷۵) The online learning portal using the Moodle framework (75)	استخراج ویژگی از الگوی رفتار کاربر در محیط برخط براساس سبک یادگیری انتخاب شده مانند مشاهده یا عدم مشاهده محتوا، انجام یا عدم انجام فعالیت و ... Extracting features from user behavior patterns in the online environment based on the chosen learning style, such as viewing or not viewing content, doing or not doing activities, etc	استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، سیستم کلونی مورچه‌ها و بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای کلاس‌بندی Using artificial neural network, genetic algorithm, ant colony system and particle swarm optimization for classification	استفاده از معیار صحت برای ارزیابی نتایج کلاس‌بندی. صحت ۸۰٪ توسط روش شبکه عصبی در مقایسه با پرسش‌نامه سبک یادگیری فلدرسیلورمن Use of precision to evaluate classification results. 80% by neural network compared to Felder Silverman learning style questionnaire
تشخیص سبک‌های یادگیری الکترونیکی: یک رویکرد خودکار با استفاده از درخت تصمیم (۲۰۱۶) Detection of E-Learners' Learning Styles: An Automatic Approach using Decision Tree (2016)[38]	داده‌های دوره برخط دانشجویان علوم کامپیوتر و علوم اجتماعی دانشگاه مجازی (۱۱۰۰) Online course data of computer science and social science students of virtual university (1100)	حضور و وقت شناسی، میزان شرکت در فعالیت‌های مشارکتی، پاسخ دهی به تکالیف و آزمون‌ها، تماس با مدرس دوره و ... Attendance and punctuality, level of participation in collaborative activities, answering assignments and tests, contacting the course instructor, etc.	الگوریتم درخت تصمیم Decision tree algorithm	استفاده از معیار صحت، پوشش، اف و فضای ROC برای ارزیابی روش دسته‌بندی. بهترین نتیجه ۷۴٪ طبق فضای ROC در بعد جذب کردن مبتنی بر مدل سبک یادگیری کلب. Using of Precision, Recall, F and ROC Area to evaluate the classification method. The best result is 74% according to the ROC area in the assimilating dimension based on Kolb's learning style model.
استخراج ویژگی‌های رفتاری برای تعیین سبک‌های یادگیری محیط‌های یادگیری الکترونیکی (۲۰۱۵) BEHAVIORAL FEATURE EXTRACTION TO DETERMINE LEARNING STYLES IN E-LEARNING ENVIRONMENTS (2015)[39]	داده‌های دانشجویان دانشکده مهندسی برق دانشگاه تهران (۱۹۸) The data of the students of the electrical engineering of Tehran University in the moodle (198).	مدت زمان پاسخگویی به آزمون‌ها، فرکانس نمایش پوشه، فرکانس نمایش راه حل تکالیف، تعداد دفعات مشاهده اشیاء یادگیری، تعداد پیام‌های ارسال شده و ... The response time of the Quizzes, the frequency of the folder view, the frequency of the homework solution view, the number of times viewing Learning Objects, the number of messages sent, etc.	الگوریتم خوشه‌بندی کا میانگین k-means	استفاده از معیار دقت، صحت، پوشش، اف برای ارزیابی نتیجه خوشه‌بندی. بهترین دقت ۱۰۰٪ در بعد احساسی طبق مدل شایستگی مبتنی بر شخصیت Using of accuracy, Precision, Recall, F Measure. To evaluate the clustering result. The best accuracy of 100% in the feeling dimension according to the MBTI model

روش تحقیق

آزمون سبک شناختی پترسون

در این بخش، ابتدا آزمون پترسون برای تشخیص سبک شناختی افراد شرح داده شده است. در ادامه روش تولید نرم‌افزار و نحوه ذخیره‌سازی حرکت موس کاربران و در انتها پایگاه داده به‌دست‌آمده از اطلاعات کاربران شرح داده شد. در بخش بعدی ویژگی‌های به‌دست‌آمده از داده‌های موس کاربران برای دسته‌بندی سبک‌های شناختی بیان شده است. در ادامه پاک‌سازی داده‌ها، انتخاب ویژگی برای هر بعد توضیح داده شد. برای طبقه‌بندی داده‌ها از پنج دسته‌بند درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی، نزدیک‌ترین همسایه و جنگل تصادفی استفاده شد که ابتدا پارامترهای مورد نیاز برای هر الگوریتم با استفاده از جستجوی شبکه‌ای به‌صورت بهینه به‌دست‌آمد و برای هر بعد معرفی شده است.

دو بعد سبک شناختی (کلامی-تصویری و کلی-نگر- جزئی‌نگر) توسط رایدینگ و چیم در سال ۱۹۹۱ پس از بررسی ادبیات سبک‌ها پیشنهاد شد [۲۳]. رایدینگ متعاقباً آزمون تجزیه و تحلیل سبک شناختی (CSA) را طراحی کرد که این ابعاد را با مقایسه متوسط سرعت پاسخ افراد در فعالیت کلامی در مقایسه با فعالیت تصویری و همچنین برای اندازه‌گیری سبک کلی-نگر- جزئی‌نگر متوسط سرعت پاسخ افراد در فعالیت کلی-نگر در مقایسه با فعالیت جزئی‌نگر را اندازه‌گیری می‌کند [۲۴].

در پژوهشی پترسون و همکارانش دریافتند که علی‌رغم برخی شواهد تجربی برای اعتبار CSA، نسبت‌های ترجیح سبک کلامی-تصویری و نسبت‌های ترجیح سبک کلی-نگر- جزئی‌نگر (که برای تعیین ترجیحات سبک شناختی افراد استفاده می‌شود) دارای قابلیت اطمینان تست مجدد ضعیف هستند [۴۰]. بر همین اساس تصمیم گرفتند نسخه

است؟» به کاربر نمایش داده می‌شود. در این مرحله از آزمون شرکت‌کنندگان با استفاده از «بله» یا «نه» توسط کلیدهای «۱» و «۲» روی صفحه‌کلید پاسخ می‌دهند و زمان واکنش و همچنین صحت هر پاسخ ثبت می‌شود. تصاویر مربوط به این مرحله در شکل ۲ نمایش داده شده است.

در اصل برنامه زمان پاسخ به هریک از سؤالات را محاسبه کرده و ذخیره می‌نماید. در نهایت میانه زمان پاسخ به سؤالات چهار دسته بصری، کلامی، کلی‌نگر و جزئی‌نگر را محاسبه نموده و با توجه به این مقادیر میزان کلی‌نگر یا جزئی‌نگر بودن شخص و همچنین میزان بصری یا کلامی بودن شخص را مشخص می‌کند. این نتایج به صورت عددی بین ۰ تا ۲ است که دسته‌بندی‌های متفاوتی برای افراد طبق این اعداد بیان شده است. در پژوهشی رایدینگ و اسمیت برای بعد کلامی - تصویری عدد ۱/۰۵ را برای آستانه دسته‌بندی انتخاب کردند. افراد با نمره کلامی - تصویری بزرگتر از ۱/۰۶ در دسته افراد تصویری و افراد با نمره کمتر از ۱/۰۵ در دسته افراد کلامی قرار دادند. برای بعد جزئی‌نگر - کلی‌نگر افراد با نمره کمتر از ۱/۱۹ در گروه افراد کلی‌نگر و افراد با نمره ۱/۲۰ و یا بزرگتر در گروه افراد جزئی‌نگر قرار گرفتند [۴۱]. در این پژوهش نیز از همین معیار برای دسته‌بندی افراد استفاده شده است.

تولید نرم‌افزار

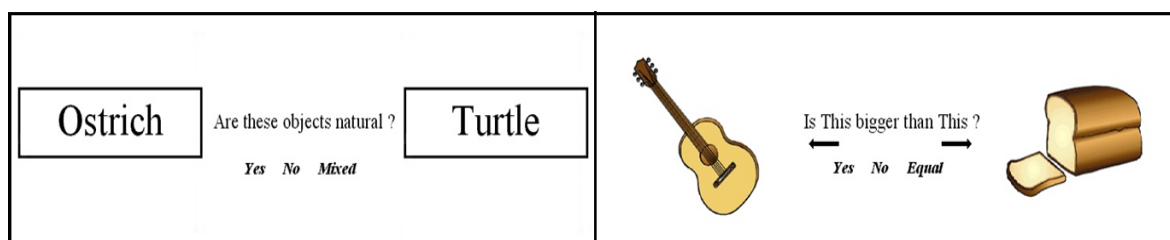
آماده‌سازی یک متن به زبان انگلیسی به زبان جاوا و با استفاده از فناوری جاوا افایکس، محتوای مورد نیاز را در اختیار کاربر قرار می‌دهیم. با استفاده از جاوا افایکس یک محیط نرم‌افزاری طراحی شد که در آن متن انگلیسی و سؤالات به کاربر نمایش داده می‌شود. از کاربر خواسته می‌شود که هنگام خواندن متن از موس استفاده کند. با حرکت موس روی متن به یک سری کلمات می‌رسیم که شکل موس به صورت دست می‌شود و کاربر می‌تواند با کلیک روی آن کلمه از نشانه‌های موجود برای آن کلمه استفاده کند. نشانه‌های در نظر گرفته شده شامل متن، تصویر و صدا است. هنگام حرکت موس تمامی حرکات موس کاربر ذخیره می‌شود. زمان پاسخگویی به سؤالات و زمان باز بودن تصاویر و یا متن‌های اضافه هنگام استفاده کاربر ذخیره می‌شود. تصاویر این قسمت از نرم‌افزار را می‌توان در شکل ۳ مشاهده کرد. در صفحه ورودی از کاربر خواسته می‌شود اطلاعات خود را وارد کند و دکمه ثبت نام را بزند. در صفحه‌های بعد متن و سؤالات به کاربر نمایش داده می‌شود.

دیگری را ارائه دهند. در این آزمون کامپیوتری پترسون و همکاران نشان دادند که یک نسخه گسترده از بعد کلی‌نگر - جزئی‌نگر CSA (Extended CSA-WA) قابلیت اطمینان آزمون را به سطح رضایت‌بخشی افزایش داده است و آن‌ها یک آزمایش جدید از سبک شناختی تصویری کلامی (VICS) با قوام داخلی قابل قبول و قابلیت اطمینان مجدد آزمون طراحی کردند.

آزمون سبک شناختی تصویری کلامی و کلی‌نگر - جزئی‌نگر خانم پترسون تحت یک نرم‌افزار کامپیوتری پیاده‌سازی شده است. این نرم‌افزار شامل دو بخش کلی است؛ بخش اول مربوط به تعیین سبک شناختی فرد از نظر بصری یا کلامی بودن است و در بخش دوم آزمون ویژگی کلی‌نگر و جزئی‌نگر بودن شخص را بررسی می‌نماید.

بخش اول خود شامل دو دسته سؤال است که هریک به ترتیب ویژه کلامی و بصری را مشخص می‌کند. در هریک از سؤالات گروه اول سؤالات که تعداد آن ۱۱۶ عدد است، دو تصویر یا دو لغت و سؤال «آیا دو شیء (تصویرهای موجود) طبیعی هستند یا خیر» به کاربر نمایش داده می‌شود. کاربر باید تشخیص دهد دو شیء که تصویر یا لغات آن نمایش داده شده، طبیعی هستند یا ساخته دست بشر؟ در دسته بعدی سؤالات که مربوط به ویژگی بصری است، همان لغات و تصاویر به همراه سؤال «آیا شیء سمت راست از شیء سمت چپ بزرگتر است» به کاربر نمایش داده می‌شود. در این مرحله از آزمون پاسخ‌های «بله»، «نه» یا «مخلوط» از طریق کلیدهای «۱»، «۲» و «۳» روی صفحه‌کلید استفاده شد. زمان واکنش به همراه جواب سؤالات هر شرکت‌کننده ثبت می‌شود. از آنجا که سؤال دسته اول ماهیت یک شیء را بررسی می‌کند؛ یک تفکر کلامی را می‌طلبد و با توجه به اینکه سؤال دوم اندازه و ظاهر شیء را بررسی می‌نماید یک تفکر بصری تلقی می‌شود. تصاویر مربوط به این مرحله در شکل ۱ نمایش داده شده است.

بخش دوم نیز شامل دودسته سؤال است که ویژگی کلی‌نگر و جزئی‌نگر را مشخص می‌نمایند. در هر یک از سؤالات مربوط به ویژگی کلی‌نگر دو تصویر هندسی و سؤال «آیا دو شکل یکسان هستند» به کاربر نمایش داده می‌شود. کاربر باید تشخیص دهد دو شکلی که به او نمایش داده شده‌اند یکسان هستند یا خیر. در دسته بعدی سؤالات که مربوط به ویژگی جزئی‌نگر است، دو شکل هندسی که یکی یک‌شکل ساده هندسی است و دیگری یک‌شکل بزرگ و متشکل از چند شکل ساده هندسی است به همراه سؤال «آیا شکل سمت راست بخشی از شکل سمت چپ



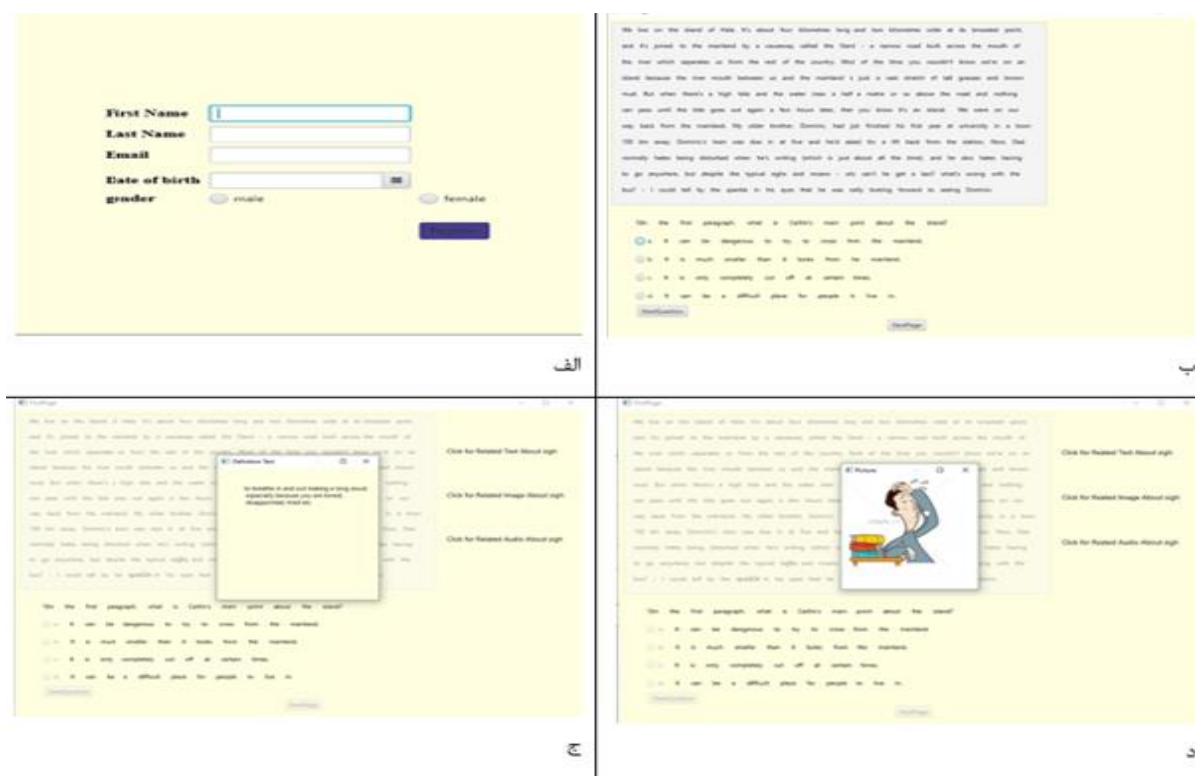
شکل ۱: تصاویر مربوط به قسمت اول آزمون سبک شناختی. سؤالات مربوط به ویژگی تصویری «آیا شیء سمت راست از شیء سمت چپ بزرگتر است؟»

Fig. 1: Pictures related to the first part of the cognitive style test. Verbal questions "Are these objects natural?" Visual questions "Is this bigger than this?"



شکل ۲: تصاویر مربوط به قسمت دوم آزمون سبک شناختی. سؤالات مربوط به ویژگی کلی نگر «آیا دو شکل یکسان هستند؟» سؤالات مربوط به ویژگی جزئی نگر «آیا شکل سمت راست بخشی از شکل سمت چپ است؟»

Fig. 2: Pictures related to the second part of the cognitive style test. Wholist questions "Is this the same as this?" Analytic questions "Is this contained in this?"

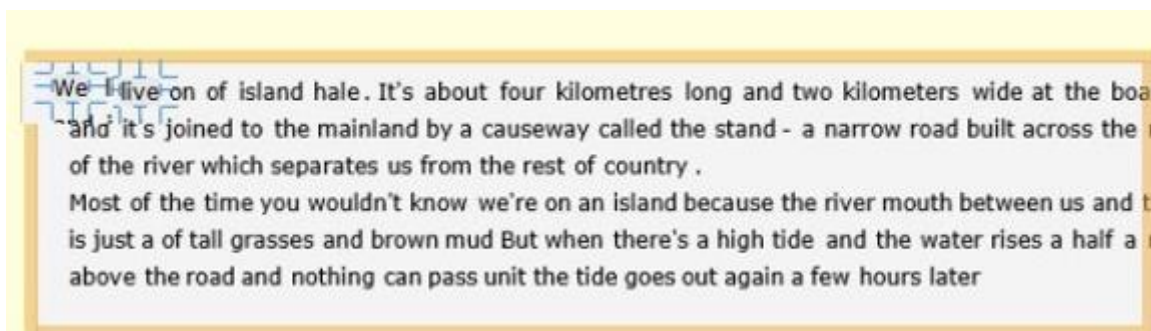


شکل ۳: تصاویری از نرم افزار. الف) تصویر مربوط به صفحه ورود به نرم افزار. ب) متن انگلیسی به همراه سؤالات. ج) مشاهده یک نشانه متنی. د) مشاهده یک نشانه تصویری

Fig. 3: Screenshots of the software. A) The image of the login page. B) English passage with questions. C) Text hint. D) Image hint

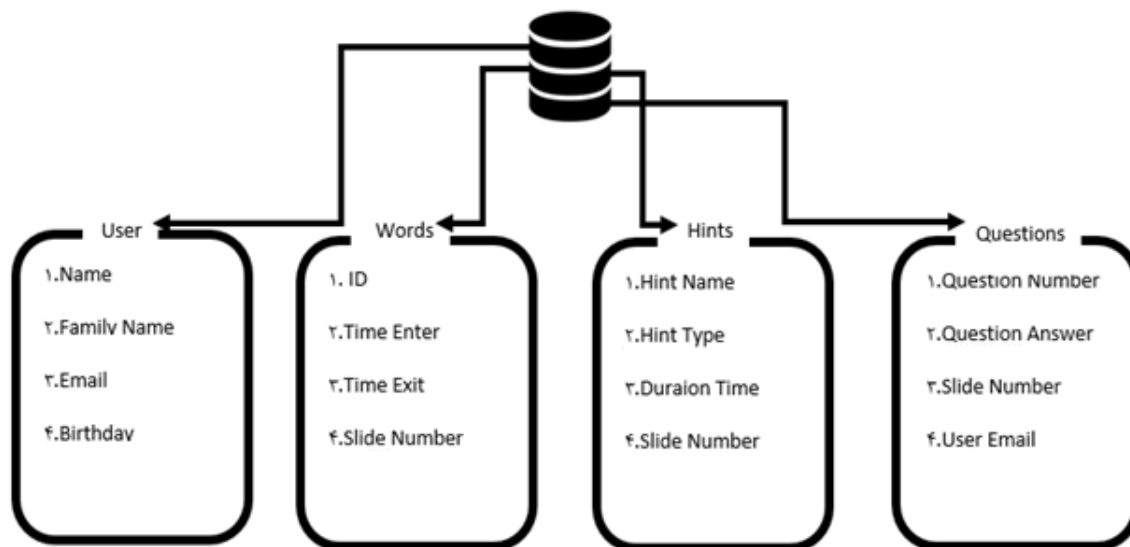
در فایل word ذخیره می شود. با استفاده از دستورات موجود در زبان جاوا زمان ابتدای ورود به هر کلمه و زمان خارج شدن ذخیره می شود؛ که از این دو داده طول مدت توقف روی هر کلمه به دست می آید. فایل hint که شامل مشخصات توضیحات استفاده شده، مدت زمان استفاده، نوع راهنمایی استفاده شده است. اطلاعات مربوط به شماره سؤالات و پاسخ آن در فایل question قرار دارد. از آنجاکه متن در سه صفحه طراحی شده است؛ شماره صفحه برای هر کلمه، نشانه و سؤال نیز ذخیره می شود. ساختار فایل های ذخیره شده در شکل ۵ به تصویر کشیده شده است. نمونه ای از داده ذخیره شده از حرکت کاربر را می توان در شکل ۶ مشاهده کرد.

برای ذخیره سازی حرکت موس ابتدا از موقعیت مکانی موجود در هر صفحه استفاده می کردیم که به دلیل مشکلاتی که در ذخیره سازی و سپس بازیابی داده ها وجود داشت، هر کلمه موجود را با تگ مخصوص به خود ذخیره کردیم که کاربر با حرکت موس روی هر کلمه تگ مربوط به آن کلمه ذخیره می شود. همان طور که در شکل ۴ قابل مشاهده است هر کلمه به عنوان یک تگ جدا در نظر گرفته می شود. داده های به دست آمده از تعامل کاربر در فایل جی سن ذخیره و برای استفاده از این داده ها از پایگاه داده مونگودیبی استفاده می شود. به ازای هر کاربر چهار فایل جی سن ایجاد می شود. در فایل user مشخصات عمومی کاربر که در مرحله اول از او گرفته شده، ذخیره می شود. اطلاعات مربوط به کلمات



شکل ۴: نحوه ذخیره کلمات

Fig. 4: The way to save words



شکل ۵: ساختار فایل‌های استفاده‌شده جهت ذخیره‌سازی تعاملات کاربر با سامانه

Fig. 5: Structure of files used to store user interactions with the system

time	hintname	hinttype	slide	userid
4	slight	text	3	faezeamoo@yahoo.com
4	heathland	text	3	faezeamoo@yahoo.com
1	cottage	image	3	faezeamoo@yahoo.com
2	cottage	text	3	faezeamoo@yahoo.com
5	glint	text	2	faezeamoo@yahoo.com
1	cobble	image	2	faezeamoo@yahoo.com
5	cobble	text	2	faezeamoo@yahoo.com
2	strip	text	2	faezeamoo@yahoo.com
6	hazy	text	2	faezeamoo@yahoo.com
4	idiot	text	2	faezeamoo@yahoo.com
6	embarrassing	text	2	faezeamoo@yahoo.com

شکل ۶: نمونه‌ای از داده‌های ذخیره‌شده در پایگاه داده‌های مونگو دی‌بی

Fig. 6: Sample of the data stored in the MongoDB database

ویژگی‌ها

زمانی که برای مشاهده نشانه‌ها می‌گذارد و همچنین این که کدام نوع نشانه‌ها را بیشتر مشاهده می‌کند؛ مدت زمانی که کاربر برای سؤالات صرف می‌کند؛ چندبار حین مطالعه سؤالات به متن بازمی‌گردد و چه تعداد کلماتی بیشتر از یک بار مشاهده شده‌اند و تعداد نشانه‌هایی که بیشتر از یک بار مشاهده شده‌اند. مدت زمان مورد استفاده در جدول‌ها

برای این مجموعه داده، ما آثار ایجاد شده از هر کاربر را ثبت و ویژگی‌هایی را برای مدل‌سازی استخراج کردیم. ویژگی‌های به‌دست‌آمده براساس زمان و تعداد است. از ویژگی‌های استخراج شده می‌توان به این موارد اشاره کرد: زمانی که کاربر برای مطالعه کلمات صرف می‌کند؛

شناسایی نقاط پرت، بقیه نقاط که رفتار عادی دارند مورد ارزیابی قرار گرفته و براساس رفتار آن‌ها، نقاط پرت مشخص می‌شوند. درحالی‌که در الگوریتم جنگل ایزوله از ابتدا این‌گونه نقاط مورد بررسی قرار می‌گیرند. بر ساس الگوریتم جنگل ایزوله، تشخیص موارد غیر عادی و ناهنجار در مجموعه داده انجام شده که البته آسان‌تر از پیدا یا جداسازی داده‌ها یا نقاط نرمال یا هنجار است. به‌منظور جداسازی یک نقطه، الگوریتم به‌صورت بازگشتی با انتخاب تصادفی یک ویژگی، تقسیم‌بندی‌هایی را روی نمونه داده‌ها ایجاد می‌کند و سپس به‌طور تصادفی یک مقدار آستانه برای جداسازی یا تفکیک مقادیر به‌صورت هنجار یا ناهنجار، بین حداقل و حداکثر مقادیر مجاز برای آن صفت یا ویژگی، تعیین می‌کند. تعداد داده‌های ناهنجار بر روی ویژگی تعداد جابجایی بین نشانه‌ها، در شکل ۷ مشاهده می‌شود. تعداد ۴۵ داده از کاربران به‌دست‌آمده بود که ۵ داده به‌صورت داده پرت شناسایی و حذف شد.

به‌صورت ثانیه و میلی‌ثانیه است و ویژگی‌های استخراج‌شده در جدول ۲ ارائه شده است.

پاک‌سازی داده‌ها

پاک‌سازی داده‌ها عبارت از شناسایی و حذف خطاها و ناسازگاری‌های داده‌ای به‌منظور دستیابی به داده‌هایی باکیفیت بالاتر است. از آنجاکه داده‌های این تحقیق از پایگاه داده‌های مختلف گرفته نشده امکان وجود داده‌های با مقادیر صفر و داده‌های دارای خطا کم است. با این حال شناسایی داده‌های نامرتبط و جداسازی داده‌های پرت به‌منظور افزایش دقت مدل ضروری است.

در این مرحله از الگوریتم جنگل ایزوله یا جنگل جداسازی که یک الگوریتم یادگیری بدون نظارت برای تشخیص ناهنجاری است که برای جداسازی نقاط پرت به کار می‌رود، استفاده شد. البته در اغلب روش‌های

جدول ۲: ویژگی‌های استخراج‌شده از داده‌ها

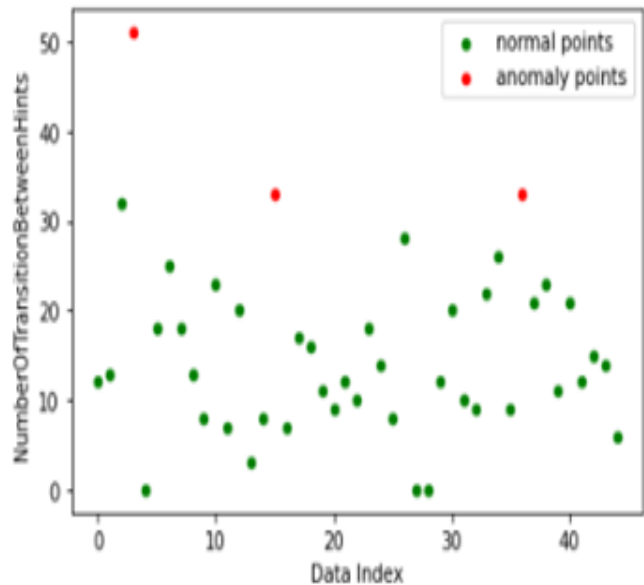
Table 2: Features extracted from data

ویژگی‌ها	Features
۱. زمان مشاهده نشانه‌های متنی	1. Time using text hints
۲. زمان مشاهده نشانه‌های تصویری	2. Time using image hints
۳. زمان استفاده از نشانه‌های صوتی	3. Time using audio hints
۴. کل زمان استفاده از نشانه‌ها	4. Whole time using hints
۵. کل زمان صرف شده برای کلمه‌ها	5. Time spend on words
۶. زمان صرف شده برای سؤالات	6. Time spend on questions
۷. زمان صرف شده برای متن	7. Time spend on text
۸. تعداد کل حرکات موس	8. Whole mouse movement
۹. تعداد کل حرکات بازگشتی	9. Whole return movement
۱۰. درصد حرکات بازگشتی موس	10. Mouse return movement percentage
۱۱. تعداد کلماتی که دارای حرکات بازگشتی بودند.	11. Words with return movement
۱۲. تعداد جابه‌جایی بین نشانه‌ها	12. Number of transitions between hints
۱۳. تعداد کلماتی از متن که دارای حرکت بازگشتی بودند.	13. Text words with return movement
۱۴. تعداد کلماتی از سؤالات که دارای حرکت بازگشتی بودند.	14. Question words with return movement
۱۵. تعداد کل نشانه‌های بازگشتی	15. Number of whole hints revisit
۱۶. تعداد نشانه‌های متنی	16. Number of using text hints
۱۷. تعداد نشانه‌های تصویری	17. Number of using image hints
۱۸. تعداد نشانه‌های صوتی	18. Number of using audio hints
۱۹. تعداد جابه‌جایی بین متن و سؤالات	19. Number of transitions between text and questions
۲۰. تعداد بازبینی نشانه‌های متنی	20. Number of text hints revisit
۲۱. تعداد بازبینی نشانه‌های صوتی	21. Number of audio hints revisit
۲۲. تعداد بازبینی نشانه‌های تصویری	22. Number of image hints revisit
۲۳. دقت پاسخگویی به سؤالات	23. Performance
۲۴. تعداد کل نشانه‌های استفاده شده	24. Number of wholes using hints

«۱-» به معنی همبستگی منفی کامل است. برای یک جامعه آماری، ضریب همبستگی جامعه به صورت رابطه ۱ تعریف می شود.

$$\rho_{X,Y} = \frac{cov(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E[(X-\mu_X)(Y-\mu_Y)]}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (1)$$

ویژگی ها با بیشترین ضریب همبستگی پیرسون برای بعد کلامی- تصویری در شکل ۸ و برای بعد جزئی-نگر-کلی نگر در شکل ۹ نشان داده شده است. همان طور که مشاهده می شود برای بعد کلامی-تصویری دقت پاسخگویی به سؤالات، تعداد و زمان مشاهده نشانه های متنی، زمان مشاهده نشانه های تصویری، تعداد بازبینی نشانه های متنی و تعداد کل حرکات موس از ویژگی های مهم برای این بعد است. ویژگی های دقت پاسخگویی به سؤالات، تعداد و زمان مشاهده نشانه های متنی و تعداد بازبینی نشانه های متنی، با ضریب منفی از تأثیرگذارترین ویژگی ها در این بعد هستند، به این مفهوم که با زیاد شدن مقدار این ویژگی ها نمره کلامی- تصویری افراد کاهش پیدا کرده و درواقع افراد در دسته کلامی قرار می گیرند. در بعد کلی-نگر- جزئی نگر درصد حرکات بازگشتی موس، تعداد کلماتی از متن که دارای حرکت بازگشتی بودند، تعداد حرکات بین سؤالات و متن، تعداد بازبینی نشانه های تصویری و کل زمان صرف شده برای کلمه ها از ویژگی های مهم برای این بعد است. شناسایی ویژگی های سبک شناختی دشوار، زمان بر است. به منظور انتخاب مؤثرترین ویژگی ها برای بهبود مدل طبقه بندی، از روش حذف ویژگی عقب (Backward Feature Elimination) استفاده کردیم. این روش شامل حذف ویژگی های کمتر مهم است که مشارکت کمتری دارند. ما با مجموعه ای کامل از ویژگی های شروع کردیم و یک متغیر را در یک زمان حذف کردیم تا زمانی که یک مدل مقرون به صرفه به دست آمد. همان طور که در شکل ۱۰ و شکل ۱۱ گزارش شده است تعداد ۱۶ ویژگی برای بعد کلامی- تصویری و ۱۸ ویژگی برای جزئی-نگر-کلی نگر انتخاب شد. ویژگی های به دست آمده برای هر بعد با منبع آن ها در جدول ۳ ارائه شده است.



شکل ۷: داده ناهنجار تشخیص داده شده روی ویژگی "تعداد جابجایی بین نشانه ها توسط جنگل ایزوله"

Fig. 7: Anomaly data detected by Isolated Forest on the feature "the number of transitions between hints"

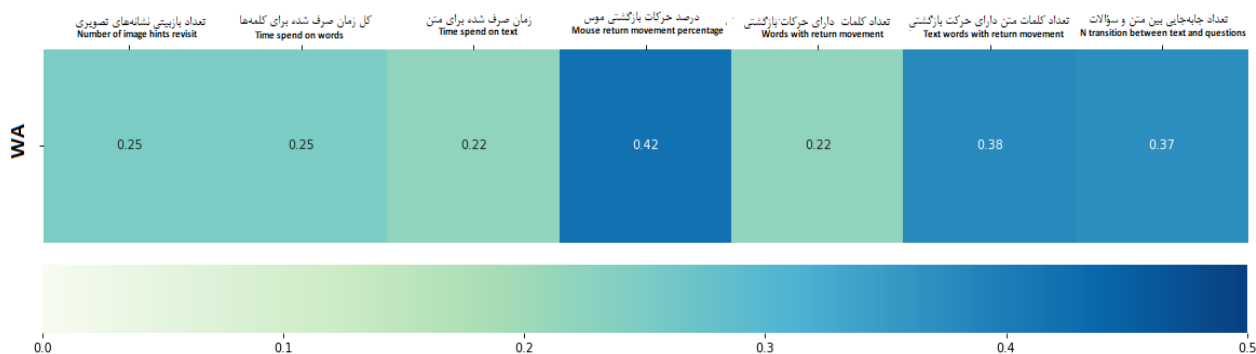
انتخاب ویژگی

یکی از اهداف ما استخراج مهم ترین ویژگی ها برای تشخیص سبک شناختی از تعامل کاربر با محیط نرم افزاری است. از آنجاکه ۲۴ ویژگی برای هر نمونه وجود دارد، در نتیجه به یک روش انتخاب ویژگی کارآمد نیاز است که علاوه بر انتخاب ویژگی های مهم، وزن هر یک را نیز مشخص نماید. 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 می سنجد. مقدار این ضریب بین ۱- تا ۱ تغییر می کند که «۱» به معنای همبستگی مثبت کامل، «۰» به معنی نبود همبستگی و



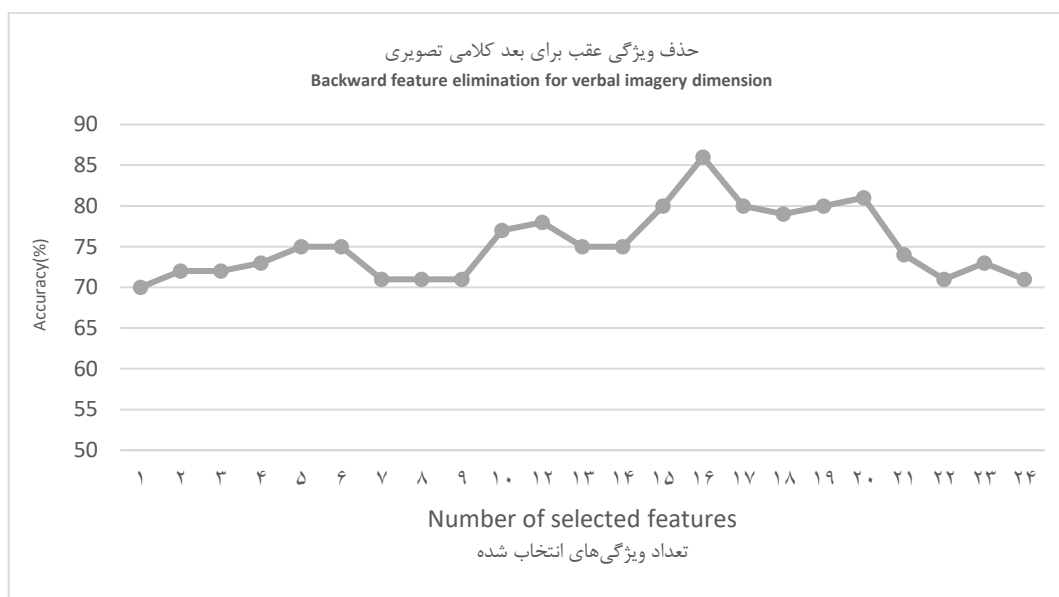
شکل ۸: ویژگی ها با بیشترین ضریب همبستگی پیرسون برای بعد کلامی-تصویری

Fig. 8: Features with the highest Pearson correlation coefficient for the verbal-imagery dimension



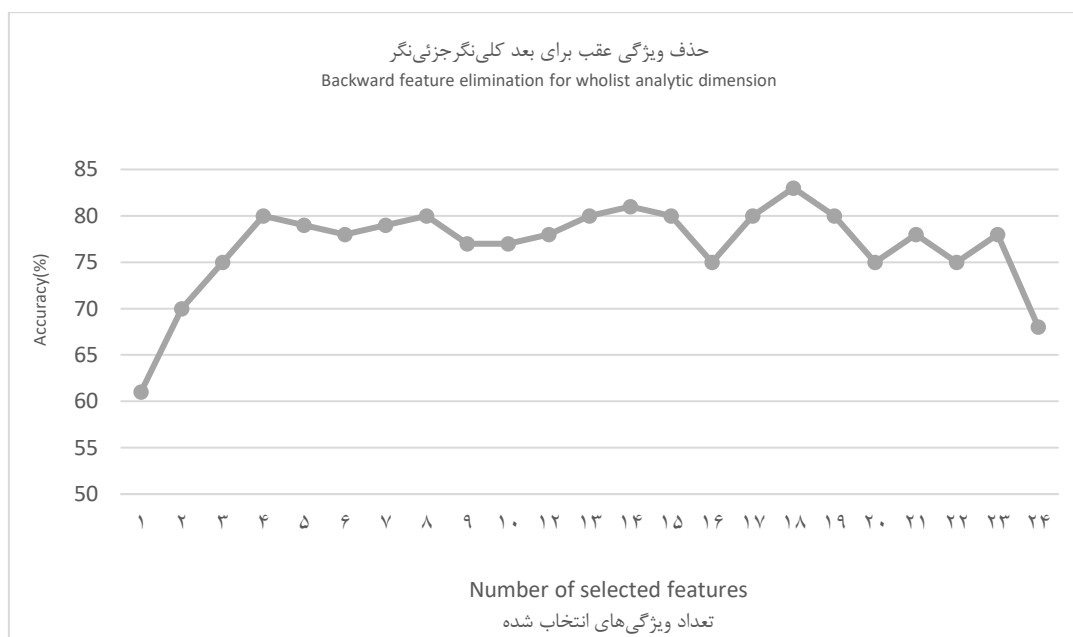
شکل ۹: ویژگی‌ها با بیشترین ضریب همبستگی پیرسون برای بعد کلی‌نگر- جزئی‌نگر

Fig. 9: Features with the highest Pearson correlation coefficient for the wholist-analytic dimension



شکل ۱۰: تعداد ویژگی‌های به‌دست‌آمده برای بعد کلامی- تصویری

Fig.10: Number of features obtained for the verbal-imagery dimension



شکل ۱۱: تعداد ویژگی‌های به‌دست‌آمده برای بعد جزئی‌نگر- کلی‌نگر

Fig. 11: Number of properties obtained for the wholist-analytic dimension

جدول ۳: ویژگی‌های انتخاب شده برای هر بعد و منابع آن
Table 3: Selected features for each dimension and its resources

منبع Resources	Features	ویژگی‌ها	سبک شناختی Cognitive style
نشانه‌ها Hints	Time using image hints	زمان مشاهده نشانه‌های تصویری	کلامی/تصویری Verbal/Imagery
	Time using audio hint	زمان استفاده از نشانه‌های صوتی	
	Number of using text hints	تعداد نشانه‌های متنی	
	Number of using image hints	تعداد نشانه‌های تصویری	
	Number of using audio hints	تعداد نشانه‌های صوتی	
	Number of whole hints revisit	تعداد کل نشانه‌های بازگشتی	
	Number of text hints revisit	تعداد بازبینی نشانه‌های متنی	
	Whole time using hints	کل زمان استفاده از نشانه‌ها	
	Number of whole using hints	تعداد کل نشانه‌های استفاده شده	
	Number of transition between hints	تعداد جابه‌جایی بین نشانه‌ها	
کلمات Words	Time spend on words	کل زمان صرف شده برای کلمه‌ها	کلی‌نگر/ جزئی‌نگر Wholist/Analytic
	Time spend on questions	زمان صرف شده برای سؤالات	
	Time spend on text	زمان صرف شده برای متن	
	Text words with return movement	تعداد کلماتی از متن که دارای حرکت بازگشتی بودند	
سؤالات Questions	Number of transition between text and questions	تعداد جابه‌جایی بین متن و سؤالات	
	Performance	دقت پاسخگویی به سؤالات	
کلمات Words	Time spend on words	کل زمان صرف شده برای کلمه‌ها	کلی‌نگر/ جزئی‌نگر Wholist/Analytic
	Time spend on questions	زمان صرف شده برای سؤالات	
	Time spend on text	زمان صرف شده برای متن	
	Whole mouse return movement	تعداد کل حرکات برگشتی موس	
	Mouse return movement percentage	درصد حرکات بازگشتی موس	
	Number of transition between text and questions	تعداد جابه‌جایی بین متن و سؤالات	
	Words with return movement	تعداد کلماتی که دارای حرکات بازگشتی بودند	
	Text words with return movement	تعداد کلماتی از متن که دارای حرکت بازگشتی بودند	
	Question words with return movement	تعداد کلماتی از سؤالات که دارای حرکت بازگشتی بودند	
	Performance	دقت پاسخگویی به سؤالات	
نشانه‌ها Hints	Time using image hints	زمان مشاهده نشانه‌های تصویری	کلی‌نگر/ جزئی‌نگر Wholist/Analytic
	Time using audio hint	زمان استفاده از نشانه‌های صوتی	
	Number of using image hints	تعداد نشانه‌های تصویری	
	Number of whole hints revisit	تعداد کل نشانه‌های بازگشتی	
	Number of text hints revisit	تعداد بازبینی نشانه‌های متنی	
	Number of audio hints revisit	تعداد بازبینی نشانه‌های صوتی	
	Number of image hints revisit	تعداد بازبینی نشانه‌های تصویری	
	Whole time using hints	کل زمان استفاده از نشانه‌ها	
	Number of whole using hints	تعداد کل نشانه‌های استفاده شده	
	Performance	دقت پاسخگویی به سؤالات	
سؤالات Questions	Number of whole using hints	تعداد کل نشانه‌های استفاده شده	کلی‌نگر/ جزئی‌نگر Wholist/Analytic
	Performance	دقت پاسخگویی به سؤالات	

طبقه‌بندی

در بخش‌های قبلی، راجع به جمع‌آوری داده‌ها، استانداردسازی داده‌ها، پاک‌سازی داده‌ها و انتخاب ویژگی صحبت کردیم. در آخرین قسمت، همان‌طور که در بالا ذکر شد، یک بردار ویژگی برای هر زبان‌آموز در هر بعد به‌دست‌آمده است. این بردار ویژگی می‌تواند برای ورودی الگوریتم‌های طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گیرد. برچسب این الگوریتم‌ها سبک شناختی افراد است که از آزمون پترسون به‌دست‌آمده است.

برای پیش‌بینی سبک شناختی زبان‌آموزان از پنج الگوریتم یادگیری ماشین تحت نظارت درخت تصمیم، جنگل تصادفی، نزدیک‌ترین

همسایه، شبکه‌عصبی و ماشین بردار پشتیبان استفاده شد. یک روش جستجوی شبکه برای هر مدل برای پیدا کردن پارامترهای بهینه استفاده شد. آموزش با استفاده از K-fold cross-validation با $k=10$ و روش یکی به کنار (leave one out) انجام شد.

بهینه‌سازی پارامترها

برای بهینه‌سازی مدل‌های انتخاب شده از روش جستجوی شبکه استفاده شد. تکنیک جستجوی شبکه یکی از پرکاربردترین استراتژی‌ها برای یافتن مقادیر بهینه پارامترها است. فرآیند آن را می‌توان به شرح زیر توصیف کرد: مقادیر ممکن برای هر پارامتر ترکیب شده و همه

پارامترهای مورد نیاز برای هر الگوریتم یادگیری ماشین به همراه تعریف هریک و مقادیر مناسب آن‌ها در جدول ۴ نشان داده شده است. سپس برای به دست آوردن مقادیر بهینه جستجوی شبکه را انجام می‌دهیم. نتایج مقادیر پارامترهای بهینه پنج الگوریتم به تفکیک ابعاد سبک شناختی در جدول ۵ ارائه شده است.

ترکیب مقادیر در فرایند آموزش مدل استفاده می‌شود. دقت هر ترکیب به‌طور معمول با اندازه‌گیری می‌شود. اعتبار متقابل در مجموعه آموزشی هنگامی که از همه ترکیبات پارامترهای فوق استفاده شده است، یک ترکیب پارامتر بهینه با بهترین عملکرد به‌طور خودکار بازگردانده می‌شود. برای پیاده‌سازی فرآیند بهینه‌سازی، ابتدا با بررسی روی پژوهش‌ها مقادیر مربوط به هر یک از این پارامترها را پیدا کرده،

جدول ۴: پارامترهای مورد نیاز برای الگوریتم‌ها

Table 4: Required parameters for algorithms

الگوریتم Algorithms	هایپر پارامتر Hyper parameters	توضیحات Definition	مقادیر Values
درخت تصمیم Decision Tree	معیار تقسیم Criterion	تابعی برای معیار جدا کردن Function to measure the quality of a split	[gini, entropy]
	بیشترین عمق Max depth	حداکثر عمق درخت Maximum depth of the tree from the root node to a leaf	[1-10]
	کمترین برگ Min samples Leaf	حداقل تعداد نمونه‌هایی که یک گره برگ باید داشته باشد تا تقسیم شود The minimum samples required to be at a leaf node	[1-10]
	کمترین شکاف Min samples split	حداقل تعداد نمونه‌هایی که یک گره باید داشته باشد تا تقسیم شود The minimum samples required to split an internal node	[2-10]
	بیشترین ویژگی Max features	حداکثر تعداد ویژگی برای تقسیم شدن Maximum number of features to be split	[sqrt,log2,none]
شبکه عصبی Neural Network	تعداد epoch Number of epochs	تعداد دفعات انجام مدل Number of times the whole training data is shown to the network	[100-500]
	نورون‌های لایه میانی Hidden neurons	تعداد نورون‌های لایه میانی Number of neurons to use in the hidden layers	[20,50,100]
	تعداد لایه میانی Number of hidden layers	لایه‌های میانی Number of layers between input layers and output layers	[1,2,3]
	تابع فعال‌سازی Activation function	تابع فعال‌سازی مورد استفاده در مدل Function to map the inputs to the desired output	[relu,tanh]
	ریت یادگیری Learning rate	ثابت بودن یا نبودن ریت یادگیری Adaptive or constant learning rate	[adaptive,constant]
ماشین بردار پشتیبان Support Vector Machines	تابع کرنل Kernel	تابع کرنل مورد استفاده Function to map the observations into some feature space	[RBF, Linear]
	پارامتر C C	پارامتر تنظیم خطا Hypermeter to control error	[0.1,1,10,100,1000]
نزدیک‌ترین همسایه K Nearest Neighbor	تعداد همسایه‌ها Number of neighbors	تعداد داده‌های نزدیک برای هر نمونه Number of nearest data for each sample	[1-30]
جنگل تصادفی Random Forest	بیشترین عمق Max depth	حداقل تعداد نمونه‌هایی که یک گره برگ باید داشته باشد تا تقسیم شود Maximum depth of the tree from the root node to a leaf	[5,10,15,20,25,30]
	کمترین برگ Min samples Leaf	حداقل تعداد نمونه‌هایی که یک گره باید داشته باشد تا تقسیم شود The minimum samples required to be at a leaf node	[1-10]
	کمترین شکاف Min samples split	حداقل تعداد نمونه‌هایی که یک گره باید داشته باشد تا تقسیم شود The minimum samples required to split an internal node	[2-10]
	بیشترین ویژگی Max features	حداکثر تعداد ویژگی برای تقسیم شدن Maximum number of features to be split	[sqrt,log2,none]
	بوت استرپ Bootstrap	روشی برای نمونه‌گیری داده‌ها Method for sampling data points (with or without replacement)	[true,false]

جدول ۵: نتایج مقادیر بهینه پارامترها برای پنج الگوریتم به تفکیک ابعاد سبک شناختی

Table 5: Results of optimal values of parameters for five algorithms by stylistic dimensions

الگوریتم Algorithms	هایپر پارامتر Hyper parameters	مقادیر values	کل-نگر - جزئی-نگر wholist-analytic	کلامی - تصویری verbal-imagery
درخت تصمیم Decision Tree	معیار تقسیم Criterion	10	gini	entropy
	بیشترین عمق Max depth	2	3	2
	کمترین برگ Min samples Leaf	4	5	4
	کمترین شکاف Min samples split	sqrt	sqrt	sqrt
	بیشترین ویژگی Max features	400	500	400
شبکه عصبی Neural Network	تعداد epoch Number of epochs	50,20	50,100	50,20
	نورون‌های لایه میانی Hidden neurons	3	3	3
	تعداد لایه میانی Number of hidden layers	Tanh	Tanh	Tanh
	تابع فعال‌سازی Activation function	Constant	Adaptive	Constant
	ریت یادگیری Learning rate	RBF	RBF	RBF
ماشین بردار پشتیبان Support Vector Machines	تابع کرنل Kernel	0.1	0.1	0.1
	پارامتر C C	17	6	17
	تعداد همسایه‌ها Number of neighbors	20	25	20
	بیشترین عمق Max depth	3	4	3
	کمترین برگ Min samples Leaf	3	7	3
K Nearest Neighbor	کمترین شکاف Min samples split	Sqrt	Sqrt	Sqrt
	بیشترین ویژگی Max features	False	True	False
	بوت استرپ Bootstrap			
جنگل تصادفی Random Forest				

مراحل کلی پژوهش

مراحل این پژوهش به ۳ مرحله کلی تقسیم شده، که در ادامه بیان می‌شود.

○ در این مرحله داده‌های مورد نیاز از کاربر گرفته می‌شود.

- انجام آزمون سبک شناختی توسط کاربران و ثبت نتایج به‌دست‌آمده.

- طراحی نرم‌افزار تعاملی مناسب برای متن انگلیسی.

- استفاده کاربران از نرم‌افزار طراحی شده و ذخیره حرکات موس کاربر.

○ در این مرحله از داده‌های ذخیره شده کاربر ویژگی‌های مناسب استخراج می‌شود.

- استخراج ویژگی از داده‌های موس کاربران.

- پیش‌پردازش داده‌ها.

- انتخاب ویژگی برای هر دو بعد کلامی - تصویری و کلی-نگر-جزئی-نگر.

○ طبقه‌بندی داده‌های به‌دست‌آمده

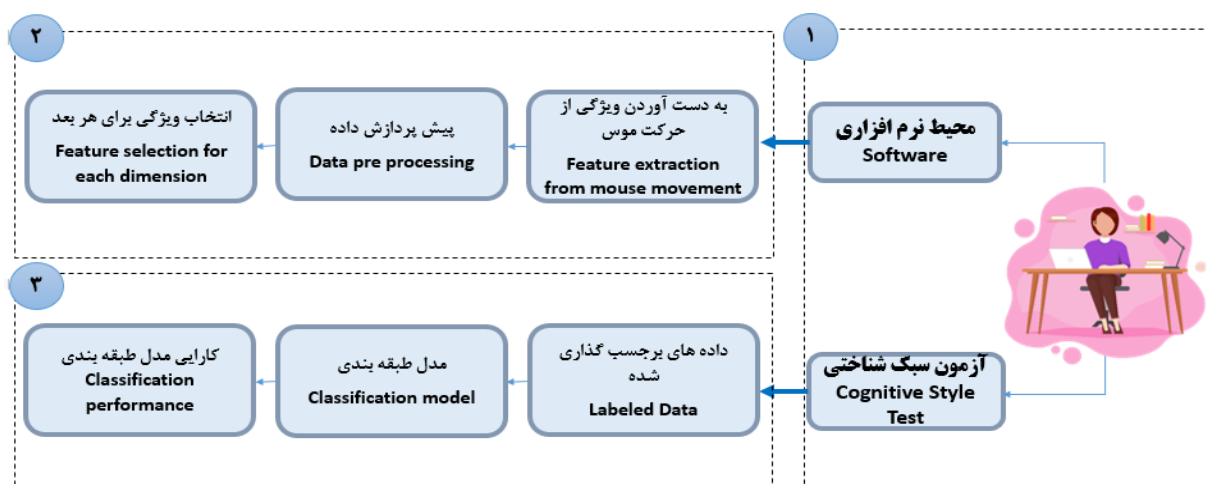
- بهینه‌سازی پارامترها

- استفاده از داده‌های آزمون سبک شناختی به‌عنوان برچسب کلاس‌ها

- طبقه‌بندی داده‌ها با استفاده از پنج الگوریتم

- ارزیابی مدل‌های طبقه‌بندی

مراحل شرح داده شده در شکل ۱۲ نمایش داده شده است.



شکل ۱۲: مراحل انجام این پژوهش

Fig. 12: The process of this research

نتایج و بحث

در این بخش به تحلیل و بررسی نتایج به دست آمده می پردازیم. ابتدا ویژگی های افراد حاضر در این پژوهش را بررسی می کنیم. اطلاعات فراوانی و سنی شرکت کنندگان در این آزمایش در جدول ۶ ارائه شده است. نتایج آزمون پترسون ۴۰ شرکت کننده در ادامه ارائه می شود. آماره نمره های حاصل از آزمون سبک شناختی بر روی ۴۰ نفر در جدول ۷ ارائه شده است. همچنین فراوانی شرکت کنندگان در آزمون براساس ابعاد سبک شناختی در شکل ۱۳ و تعداد افراد در هر بعد از سبک شناختی در جدول ۸ ارائه شده است.

ویژگی های انتخاب شده برای هر بعد طبق بررسی پژوهش های گذشته و روش های انتخاب ویژگی، به دست آمدند. در این قسمت ارتباط بین ویژگی های انتخاب شده و تفاوت آن ها را در هر بعد دقیق تر بررسی می کنیم. تعداد استفاده از نشانه های صوتی، تصویری و متنی برای بعد کلامی-تصویری در شکل ۱۴ قابل مشاهده است. با توجه به نرمال بودن داده ها، آزمون t مستقل جهت مقایسه تفاوت ویژگی ها در دو بعد سبک کلامی و تصویری استفاده شد. نتایج حاصل از این آزمون در جدول ۹ گزارش شده است. همان طور که مشاهده می شود با در نظر گرفتن حد معناداری $p < 0.05$ همه ویژگی ها در بعد کلامی-تصویری امکان جداسازی مناسب، بین این دو دسته را دارا است. نتایج حاکی از آن است در تعداد استفاده از نشانه های صوتی، تصویری، متنی، دفعات استفاده از نشانه های متنی تفاوت بیشتری ایجاد کرده است؛ این در حالی است که زمان استفاده از نشانه های صوتی، تصویری، متنی، زمان استفاده از نشانه های تصویری در دو گروه کلامی-تصویری تفاوت معناداری دارد. با در نظر گرفتن میانگین تعداد مشاهده نشانه های متنی و مقدار $p = 0.012$ نشان می دهد افراد کلامی به صورت معناداری از نشانه های متنی استفاده بیشتری کردند که این موضوع ترجیحات افراد کلامی را تأیید می کند. همچنین مقدار $p = 0.003$ در ویژگی تعداد

مشاهده مجدد نشانه های متنی، نشان می دهد افراد کلامی در بازگشت و مشاهده مجدد نشانه ها، بیشتر از افراد تصویری از نشانه های متنی استفاده کرده اند؛ به عبارت دیگر افراد کلامی به طور میانگین سه نشانه متنی را بیش از یک بار مشاهده کرده اند. ویژگی تعداد استفاده از نشانه های صوتی با مقدار $p = 0.004$ ، تفاوت معناداری در میانگین این ویژگی بین افراد کلامی و تصویری ایجاد می کند که برخلاف نظریه های مطرح شده، افراد تصویری از نشانه های صوتی استفاده بیشتری داشتند. تفاوت معنادار در میانگین زمان استفاده از نشانه های تصویری با مقدار $p = 0.004$ ، این نظریه که افراد تصویری نسبت به افراد کلامی ترجیح بیشتری در استفاده از تصاویر دارند را تأیید می کند. به دلیل اینکه محتوای آموزش ما متن انگلیسی است، طبیعی است که افراد کلامی کارایی بیشتری داشته باشند. مقدار $p = 0.0002$ نشان می دهد دقت پاسخگویی به سؤالات افراد کلامی به صورت معناداری بیشتر از افراد تصویری است.

بررسی ویژگی های انتخابی برای بعد کلی-نگر- جزئی نگر توسط آزمون مستقل t در جدول ۱۰ گزارش شده است. ویژگی درصد حرکات بازگشتی موس نشان می دهد، به طور میانگین بیش از ۵۰ درصد از حرکات موس افراد جزئی نگر به صورت بازگشت مجدد بوده است. مقدار $p = 0.006$ نشان می دهد افراد جزئی نگر و کلی نگر در ویژگی درصد حرکات بازگشتی موس تفاوت معناداری با یکدیگر دارند. تفاوت معنادار در میانگین تعداد جابه جایی بین متن و سؤالات با مقدار $p = 0.033$ ، این نظریه که افراد جزئی نگر نسبت به افراد کلی نگر توجه بیشتری به جزئیات دارند را تأیید می کند. ویژگی تعداد کلماتی از متن که دارای حرکت بازگشتی بودند، برابر با تعداد کلماتی است که موس کاربر بیش از یک بار از روی آن ها عبور کرده است. این ویژگی با مقدار $p = 0.032$ ، نشان می دهد تعداد کلماتی که بیش از یک بار مشاهده شده اند در افراد جزئی نگر به طور معناداری نسبت به افراد کلی نگر بیشتر است.

جدول ۶: مشخصات شرکت‌کنندگان در آزمایش تشخیص سبک شناختی به کمک سامانه آموزش زبان انگلیسی

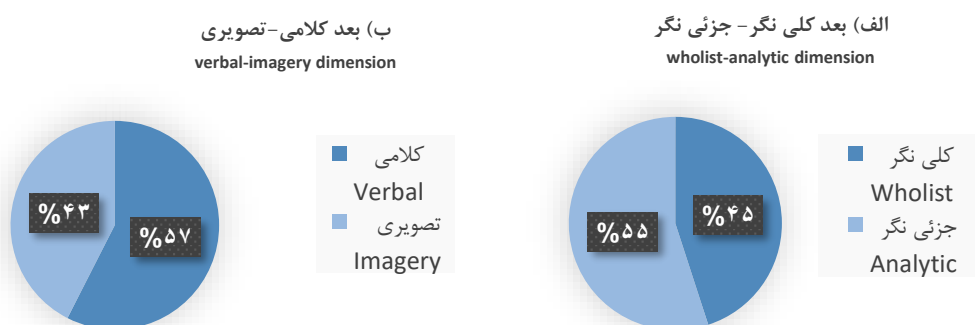
Table 6: Details of participants in the cognitive style recognition test using the English language teaching system

تعداد افراد Number	میانگین سنی Mean	انحراف معیار SD	تحصیلات Education
۴۰	۲۷/۸۵	۴/۱۱	کارشناسی - کارشناسی ارشد
۲۳ خانم	۲۷/۴۷	۴/۱۸	کارشناسی - کارشناسی ارشد
۱۷ آقا	۲۸/۳۵	۳/۹۵	کارشناسی - کارشناسی ارشد

جدول ۷: آماره حاصل از نمرات به دست آمده برای ۴۰ نفر شرکت‌کننده در آزمون سبک شناختی پترسون

Table 7: Statistics of the scores obtained for 40 participants in the Peterson cognitive style test

انحراف معیار SD	میانگین Mean	میانگین Median	
۰/۱۷۰	۱/۰۶۶	۱/۰۲۶	تصویری - کلامی verbal-imagery
۰/۲۳۱	۱/۱۵۱	۱/۲۰۷	کلی‌نگر - جزئی‌نگر wholist-analytic



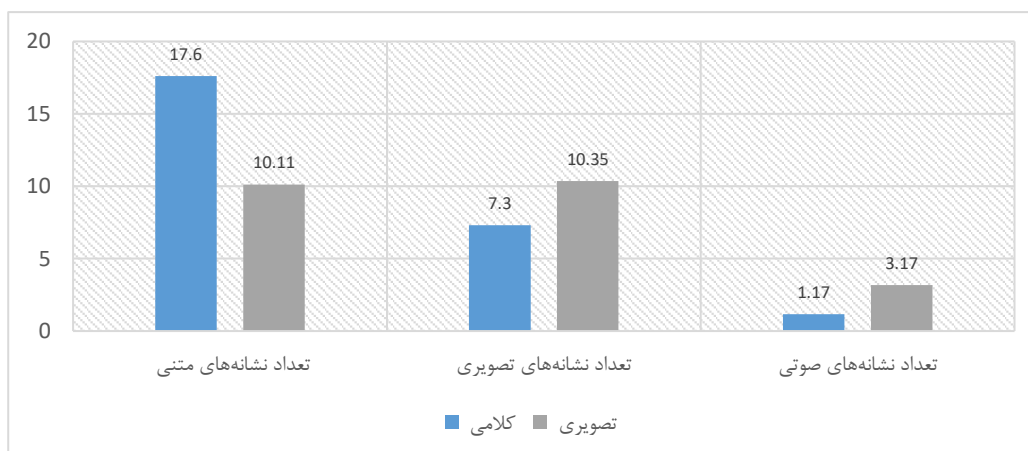
شکل ۱۳: نمودار فراوانی افراد در هر بعد از ابعاد سبک شناختی الف) بعد کلی‌نگر - جزئی‌نگر، ب) بعد کلامی - تصویری

Fig. 13: Frequency diagram of individuals in cognitive style dimensions a) wholist-analytic dimension, b) verbal-imagery dimension

جدول ۸: تعداد افراد به تفکیک ابعاد سبک شناختی براساس آزمون انجام شده بر روی ۴۰ شرکت‌کننده (اعداد داخل پرانتز تعداد افراد در هر دسته را نشان می‌دهد).

Table 8: Number of people by cognitive style dimensions based on a test performed on 40 participants (numbers in parentheses indicate the number of people in each category)

نمره جزئی‌نگر - کلی‌نگر کمتر از ۱/۱۹ wholist-analytic score less than 1.19	نمره جزئی‌نگر - کلی‌نگر بیشتر از ۱/۲۰ wholist-analytic score more than 1.20
کلامی - کلی‌نگر (۱۰) Verbal-wholist (10)	کلامی - جزئی‌نگر (۱۳) Verbal-analytic (13)
تصویری - کلی‌نگر (۸) Imagery-wholist (8)	تصویری - جزئی‌نگر (۹) Imagery-analytic (9)
نمره کلامی - تصویری کمتر از ۱/۰۵ verbal-imagery score less than 1.05	
نمره کلامی - تصویری بیشتر از ۱/۰۶ verbal-imagery score more than 1.06	



شکل ۱۴: میانگین تعداد استفاده از نشانه‌ها در بعد کلامی تصویری

Fig. 14: The average number of hints used in the verbal-imagery dimension

جدول ۹: تحلیل آماری معنادار بودن ویژگی‌ها جهت دسته‌بندی ابعاد کلامی- تصویری با استفاده از آزمون t

Table 9: T-test analysis of the significance of features for classifying verbal-visual dimensions

مقدار p P value	تصویری Imagery		کلامی verbal		ویژگی‌ها Features
	انحراف معیار SD	میانگین Mean	انحراف معیار SD	میانگین Mean	
۰/۰۰۱۲	۵/۹۰	۱۰/۱۱	۷/۰۲	۱۷/۶۰	نشانه‌های متنی (تعداد) Text hints (number)
۰/۰۲۸	۳/۴۹	۱۰/۳۵	۴/۴۴	۷/۳	نشانه‌های تصویری (تعداد) Image hints (number)
۰/۰۰۴	۲/۵۰	۳/۱۷	۱/۶۸	۱/۱۷	نشانه‌های صوتی (تعداد) Audio hints (number)
۰/۰۱۹	۴۳/۶۴	۵۴/۰۵	۵۴/۳۶	۹۴/۱۳	زمان استفاده نشانه‌های متنی (ثانیه) Time using text hints (second)
۰/۰۰۴	۱۲/۵۴	۲۳/۶۴	۱۰/۷۰	۱۲/۳۴	زمان استفاده نشانه‌های تصویری (ثانیه) Time using image hints (second)
۰/۰۰۴	۲/۴۴	۳/۷۰	۳/۰۰	۱/۸۲	زمان استفاده نشانه‌های صوتی (ثانیه) Time using audio hints (second)
۰/۰۰۳	۰/۸۹	۰/۷۰	۳/۳۰	۳/۱۷	بازبینی نشانه‌های متنی (تعداد) Text hints revisit (number)
۰/۰۰۰۲	۱۷/۸۳	۴۵/۵	۲۱/۰۲	۶۳/۴۷	دقت پاسخگویی به سؤالات Performance

جدول ۱۰: تحلیل آماری معنادار بودن ویژگی‌ها جهت دسته‌بندی ابعاد کلی نگر- جزئی نگر با استفاده از آزمون t

Table 10: T-test analysis of the significance of features for classifying wholist- analytic dimensions

مقدار p P value	جزئی نگر Analytic		کلی نگر Wholist		ویژگی‌ها Features
	انحراف معیار SD	میانگین Mean	انحراف معیار SD	میانگین Mean	
۰/۰۰۶	۰/۷	۰/۵۶	۰/۱۱	۰/۴۷	درصد حرکات بازگشتی موس Mouse return movement percentage
۰/۰۳۳	۱۵/۸۲	۳۱/۷۲	۱۶/۴۴	۲۰/۱۱	تعداد جابجایی بین متن و سؤالات Number of transition between text and questions
۰/۰۳۲	۱۱۶/۵۲	۴۱۳/۹۵	۱۳۷/۷۳	۳۲۲/۵	تعداد کلماتی از متن که دارای حرکت بازگشتی بودند Text words with return movement

متغیر TP بیانگر تعداد نمونه‌هایی است که کلاس واقعی آن‌ها ۰ است و طبقه‌بندی به درستی صفر تشخیص داده، متغیر TN نیز تعداد نمونه‌هایی است که کلاس واقعی آن‌ها ۱ است و مدل به درستی ۱ تشخیص داده است. متغیر FP تعداد نمونه‌هایی است که کلاس واقعی آن‌ها ۱ است؛ اما مدل کلاس صفر تشخیص داده و متغیر FN تعداد نمونه‌هایی است که کلاس واقعی آن‌ها ۰ است؛ اما طبقه‌بندی کلاس ۱ تشخیص داده است. N تعداد کل نمونه‌های مجموعه داده است.

به دلیل کم بودن تعداد داده‌ها، از روش‌های cross validation برای آموزش الگوریتم‌ها استفاده شد. الگوریتم درخت تصمیم برای هر دو بعد کلامی- تصویری و کلی نگر- جزئی نگر بهترین دقت را ارائه داده است. الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در هر دو بعد فقط توانایی تشخیص یکی از کلاس‌ها را داشته است. به دلیل توازن داده‌ها در هر دو بعد، معیار دقت می‌تواند معیار مناسبی برای ارزیابی کارایی الگوریتم‌ها باشد. بهترین دقت در بعد کلامی - تصویری ۹۰ درصد و در بعد کلی نگر- جزئی نگر ۸۷ درصد است؛ بنابراین مدل ارائه شده می‌تواند افراد را هنگام مطالعه متن انگلیسی با دقت مناسبی براساس سبک شناختی رایدینگ دسته‌بندی کند.

هدف این پژوهش دسته‌بندی سبک‌های شناختی براساس داده‌های به دست آمده از کاربران است. برای سنجش عملکرد روش‌های پیشنهادی معرفی شده در فصل سوم از معیارهای ارزیابی دقت، بازخوانی، صحت و معیار F1 استفاده شده است. معیارهای مذکور به ترتیب در رابطه‌های ۳، ۴، ۵، ۶ نشان داده شده است. نتایج ارزیابی الگوریتم‌های درخت تصمیم، شبکه عصبی، نزدیک‌ترین همسایه، ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی برای بعد کلامی- تصویری سبک شناختی رایدینگ در جدول ۱۱ و برای بعد کلی نگر- جزئی نگر سبک شناختی رایدینگ در جدول ۱۲ ارائه شده است. نتایج ارائه شده برای هر دو روش اعتبار دهانه متناوب ده و روش یکی به کنار می‌باشد.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{N} \quad (2)$$

$$Recall(R) = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$Precision(P) = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$F1 = \frac{2 \times R \times P}{R + P} \quad (5)$$

جدول ۱۱: نتایج حاصل از تشخیص بعد کلامی-تصویری سبک شناختی رایدینگ بر اساس ۵ مدل یادگیری

Table 11: Results from the recognition of Riding cognitive style in the verbal-imagery dimension using five learning models

CV=10				CV= Leave One Out				مدل یادگیری ماشین Machine learning model
Accuracy دقت	Precision صحت	Recall پوشش	F1 معیار f1	Accuracy دقت	Precision صحت	Recall پوشش	F1 معیار f1	
٪۸۷/۵	٪۹۰	٪۸۶	٪۸۷	٪۹۰	٪۹۵	٪۸۶	٪۹۰	درخت تصمیم Decision tree
٪۷۵	٪۷۳	٪۸۰	٪۷۶	٪۷۰	٪۷۸	٪۷۲	٪۷۵	شبکه عصبی Neural Network
٪۷۰	٪۱۰۰	٪۶۵	٪۷۸	٪۷۰	٪۹۵	٪۶۶	٪۷۷	نزدیک ترین همسایه K Nearest Neighbor
٪۵۷/۵	٪۱۰۰	٪۵۷/۵	٪۷۳	٪۵۷/۵	٪۱۰۰	٪۵۷/۵	٪۷۳	ماشین بردار پشتیبان Support Vector Machines
٪۸۲/۵	٪۸۶	٪۸۳	٪۸۴	٪۸۷/۵	٪۹۵	٪۸۴	٪۸۹	جنگل تصادفی Random Forest

جدول ۱۲: نتایج حاصل از تشخیص بعد کلی-نگر - جزئی نگر سبک شناختی رایدینگ بر اساس ۵ مدل یادگیری

Table 12: Results from the recognition of Riding cognitive style in the wholist-analytic dimension using five learning models

CV=10				CV=Leave One Out				مدل یادگیری ماشین Machine learning model
Accuracy دقت	Precision صحت	Recall پوشش	F1 معیار f1	Accuracy دقت	Precision صحت	Recall پوشش	F1 معیار f1	
٪۸۵	٪۶۶	٪۱۰۰	٪۷۹	٪۸۷/۵	٪۸۳	٪۸۸	٪۸۵	درخت تصمیم Decision tree
٪۷۷/۵	٪۷۲	٪۷۶	٪۷۳	٪۷۵	٪۶۶	٪۷۵	٪۷۰	شبکه عصبی Neural Network
٪۷۰	٪۵۵	٪۷۱	٪۶۱	٪۷۰	٪۴۴	٪۸۰	٪۵۶	نزدیک ترین همسایه K Nearest Neighbor
٪۵۵	٪۵۵	٪۱۰۰	٪۷۰	٪۵۵	٪۵۵	٪۱۰۰	٪۷۰	ماشین بردار پشتیبان Support Vector Machines
٪۸۲/۵	٪۷۲	٪۸۶	٪۷۸	٪۸۰	٪۶۶	٪۸۵	٪۷۴	جنگل تصادفی Random Forest

مقدمه که از لحاظ تعداد داده به پژوهش انجام شده نزدیک تر بود، در جدول ۱۳ مقایسه شد.

همان طور که در جدول ۱۳ قابل مشاهده است؛ نحوه ذخیره سازی رفتار کاربر در مطالعه حاضر متفاوت از پژوهش های پیشین است که فقط تعداد کلیک موس را ذخیره کرده اند. همچنین استفاده از روش انتخاب ویژگی برای انتخاب مناسب ترین ویژگی ها برای هر بعد و انجام بهینه سازی پارامترهای روش های یادگیری ماشین انتخاب شده، منجر به ایجاد عملکرد بهتر نسبت به پژوهش های گذشته شده است. برای گزارش نتیجه فقط به یک معیار اکتفا نشده و چندین معیار برای تحلیل طبقه بندی انجام شده استفاده شده است.

در بخش روش تحقیق، نحوه طراحی نرم افزار مورد استفاده در این پژوهش شرح داده، همچنین چگونگی ذخیره سازی حرکات موس کاربر بیان شد. در ادامه پس از استخراج ویژگی های مناسب از رفتار کاربر، به پاک سازی داده ها پرداخته و همچنین با استفاده از روش حذف ویژگی از عقب بهترین ویژگی ها برای هر بعد انتخاب شد. سپس با استفاده از روش جستجوی شبکه بهترین مقادیر برای پارامترهای موجود در روش های یادگیری ماشین انتخاب شده، به دست آمد. در این بخش پس از کلاس بندی افراد بر اساس پنج طبقه بندی معرفی شده، با استفاده از معیارهای ارزیابی، روش های به کار برده شده با یکدیگر مقایسه شد. به منظور بررسی روش های به کار برده شده و نتایج این پژوهش با پژوهش های پیشین انجام شده، دو مورد از مقالات بررسی شده در بخش

جدول ۱۳: مقایسه روش‌ها و نتایج پژوهش حاضر با پژوهش‌های پیشین

Table 13: Comparing the methods and results of the current research with previous researches

مقاله Article	تعداد داده‌ها Number of Data	نحوه ذخیره حرکات کاربر How to save user movements	روش انتخاب ویژگی Feature selection method	روش‌های یادگیری ماشین مورد استفاده Machine learning methods	بهینه‌سازی پارامترها در روش‌های یادگیری ماشین Optimization of parameters in machine learning methods	بهترین نتیجه Best result
شناسه سبک یادگیری: بهبود دقت شناسایی سبک یادگیری از طریق الگوریتم‌های هوش محاسباتی (۲۰۱۷) Learning style Identifier: Improving the precision of learning style identification through computational intelligence algorithms (2017)[37]	۷۵ نفر 75 subject	به صورت تعداد کلیک‌های موس روی اشیاء یادگیری Save as the number of mouse clicks on learning objects	عدم استفاده از روش انتخاب ویژگی Not using feature selection method	استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، سیستم کلونی هامورچه Using artificial neural network, genetic algorithm, ant colony system	روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای کلاس‌بندی Particle swarm optimization method for classification	صحت ۸۰٪ Precision 80%
استخراج ویژگی‌های رفتاری برای تعیین سبک‌های یادگیری در محیط‌های یادگیری الکترونیکی (۲۰۱۵) BEHAVIORAL FEATURE EXTRACTION TO DETERMINE LEARNING STYLES IN E-LEARNING ENVIRONMENTS (2015)[39]	۶۵ نفر 65 subjects	به صورت تعداد کلیک‌های موس روی اشیاء یادگیری Save as the number of mouse clicks on learning objects	عدم استفاده از روش انتخاب ویژگی Not using feature selection method	درخت تصمیم و درخت تقویت‌شده با گرادیان Decision Tree and Gradient Boosted Tree algorithms	عدم استفاده از روش بهینه‌سازی Not using the optimization method	دقت ۸۵/۹۵٪ Accuracy 85.95%
روش پیشنهادی پژوهش حاضر The proposed method of the present study	۴۵ نفر 45 subjects	ذخیره تمام حرکات موس در مقیاس میلی‌ثانیه Save all mouse movements in milliseconds	استفاده از روش حذف ویژگی عقب Using Backward Feature Elimination method	درخت تصمیم، شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان، نزدیک‌ترین همسایه، جنگل تصادفی decision tree, neural network, support vector machine, nearest neighbor, and random forest	استفاده از روش جستجوی شبکه برای پیدا کردن مقادیر بهینه Using the grid search method to find optimal values	گزارش هر دو معیار دقت و صحت بهترین صحت به دست آمده ۸۳٪ Report of both accuracy and precision, the best precision achieved is 83%, the best accuracy is 90%

نتیجه‌گیری

برای انجام این پژوهش ابتدا به بررسی شناسایی عوامل مؤثر در یادگیری زبان دوم، پرداخته شد. سبک شناختی به‌عنوان روشی که افراد اطلاعات و تجربیات تازه را در ذهن خود پردازش می‌کنند، یکی از عوامل مهم در یادگیری است. تئوری‌های موجود سبک شناختی بررسی و سبک شناختی را بدین‌گونه که دارای دو بعد کلامی-تصویری و کلی-نگر-جزئی‌نگر است، انتخاب شد. سبک شناختی افراد از طریق آزمون کامپیوتری پترسون به‌دست‌آمد. در ادامه در تلاش بودیم سبک شناختی به‌صورت غیر مستقیم و با استفاده از رفتارهای یادگیرنده در محیط یادگیری الکترونیکی شناسایی شود.

بنابراین نرم‌افزار آموزش زبان با تأکید بر آموزش مهارت خواندن طراحی و پیاده‌سازی شد. در نرم‌افزار طراحی‌شده از طریق حرکت موس تمامی تعاملات یادگیرندگان در تعامل با نرم‌افزار جهت استفاده از قابلیت‌های مختلف نرم‌افزار ثبت می‌شود. یک مجموعه داده از تعامل ۴۵ دانشجو با نرم‌افزار طراحی شده، جمع‌آوری شد. با استخراج ۱۶ ویژگی از داده‌های تعاملی کاربر برای بعد کلامی-تصویری و ۱۸ ویژگی برای بعد کلی-نگر-جزئی‌نگر، برای هر کاربر بردار ویژگی به‌دست‌آمد.

استخراج هوشمند سبک شناختی افراد از طریق رفتار آن‌ها در محیط یادگیری الکترونیکی، در سال‌های اخیر در بسیاری از پژوهش‌ها مورد بررسی قرار گرفته است. در این پژوهش، به دنبال بررسی تأثیر آموزش مهارت خواندن در زبان انگلیسی از طریق نرم‌افزار تعاملی هوشمند به افراد متناسب با سبک شناختی آن‌ها بودیم. بررسی پژوهش‌ها نشان داد که در کشور ما تحقیقات این چنینی انجام نشده است. با توجه به اهمیت آموزش زبان انگلیسی به‌عنوان زبان دوم در کشور ما، تصمیم بر این شد که نرم‌افزار آموزش زبان انگلیسی برای مهارت خواندن طراحی و پیاده‌سازی شود که در آن تمامی حرکات موس کاربر در مقیاس میلی‌ثانیه هنگام مطالعه متن انگلیسی ثبت شود. پس از اجرای نرم‌افزار و جمع‌آوری داده و سپس تحلیل و ارزیابی آن‌ها به این نتیجه رسیدیم که از طریق حرکت موس کاربر هنگام مطالعه متن انگلیسی در یک محیط نرم‌افزاری، می‌توان با دقت خوبی سبک شناختی افراد را به‌صورت هوشمند شناسایی کرد.

تعارض منافع

«هیچ گونه تعارض منافع توسط نویسندگان بیان نشده است.»

منابع و مأخذ

- [1] Wirawan I Made Yudik, K P E. The Use of Blended Learning in Teaching Reading. *Journal of Teaching & Education*. 2022; 4.
- [2] Alshammari M. *Adaptation based on Learning Style and Knowledge Level in E-Learning Systems* [dissertation]. University of Birmingham; 2016.
- [3] Alebeisat F, H Altarawneh, Z T Alhalhouli, A Qatawneh, M Almahasne. The Impact of Human and Computer Interaction on eLearning Quality. *International Journal of Interactive Mobile Technologies (IJIM)*. 2022; 16(04): 58-69.
- [4] Hashemi F, S A Qureshi. The effect of educational factors based on e-learning environments on comprehension skills of sixth grade elementary students. *Technology of Education Journal*. 2021; 16(1): 13-26.
- [5] Mahdizadeh H, H Biemans, M Mulder. Determining factors of the use of e-learning environments by university teachers. *Computers & Education*. 2008; 51: 142-154.
- [6] Cai H. E-learning and English Teaching. *IERI Procedia*. 2012; 2: 841-846.
- [7] Jia J. Intelligent Web-Based English Instruction in Middle Schools. 2 :0151GI Global.
- [8] Bataineh R, M Mayyas. The utility of blended learning in EFL reading and grammar: A case for moodle. *Teaching English with Technology*. 2017; 17: 35-49.
- [9] Almekhlafi A. The Effect of Computer Assisted Language Learning (CALL) on United Arab Emirates English as a Foreign Language (EFL) School Students' Achievement and Attitude. *Journal of Interactive Learning Research*. 2006; 17.
- [10] Graf S, T C Liu, Kinshuk, N S Chen, S J H Yang. Learning styles and cognitive traits – Their relationship and its benefits in web-based educational systems. *Computers in Human Behavior*. 2009; 25(6): 1280-1289.
- [11] Özyurt Ö, H Özyurt. Learning style based individualized adaptive e-learning environments: Content analysis of the articles published from 2005 to 2014. *Computers in Human Behavior*. 2015; 52.
- [12] Essalmi F, L Ben Ayed, M Jemni, D Kinshuk, S Graf. A fully personalization strategy of E-learning scenarios. *Computers in Human Behavior*. 2010; 26: 581-591.
- [13] Sein M. AI-assisted knowledge assessment techniques for adaptive learning environments. *Computers and Education: Artificial Intelligence*. 2022; 3: 100050.
- [14] Lee J, O Park. Adaptive instructional systems. *Handbook of research on educational communications and technology*. 2008: 469-484.

برای تشخیص هوشمند سبک شناختی افراد، بردار ویژگی به دست آمده برای هر فرد به عنوان ورودی ۵ مدل یادگیری ماشین درخت تصمیم، شبکه عصبی، نزدیک ترین همسایه، ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی استفاده شد. ابتدا مقادیر مناسب برای هایپرپارامترهای هر الگوریتم به دست آمد. سپس با استفاده از دو روش اعتبار دهانه متناوب ده و روش یکی به کنار، افراد در دو بعد کلامی-تصویری و کلی-نگر-جزئی نگر دسته بندی شدند. برای سنجش عملکرد روش های پیشنهادی از معیارهای ارزیابی دقت، بازخوانی، صحت و معیار F1 استفاده شده است. با مقایسه نتایج حاصل از روش پیشنهادی و نتایج ابزار تأیید شده، تشخیص سبک شناختی رایدینگ به عنوان داده مرجع مشخص شد. روش پیشنهادی امکان تشخیص سبک شناختی کاربر را با دقت ۹۰ درصد در بعد کلامی-تصویری و ۸۷ درصد در بعد کلی-نگر-جزئی نگر داراست.

شایان ذکر است به دلیل شرایط خاصی که به علت شیوع بیماری کووید-۱۹ حاکم شد؛ انجام آزمایش با مشکلاتی روبرو شد و مجبور به گرفتن داده به صورت برخط شدیم و برای صحت از روند انجام آزمایش، سیستم کاربر در هر قسمت آزمایش از راه دور کنترل شد. با توجه به نتایج مناسب این پژوهش به منظور توسعه پژوهش انجام شده و افزایش قابلیت های آن برای کارهای آینده می توان محتوای آموزشی سفارشی شده متناسب با ابعاد سبک شناختی را به نرم افزار اضافه کرد. از دیگر موارد مورد نظر، توسعه شاخصه نیم رخ شناختی است که با افزودن ابعاد دیگری از مؤلفه های شناختی مانند حافظه و عملکرد آن می توان به دانش های دقیق تر و مؤثرتری در خصوص یادگیرندگان دست یافت که با استفاده از این دانش ها امکان سفارشی سازی مطلوب تر و کارآمدتر محتوا فراهم خواهد شد.

مشارکت نویسندگان

مقاله حاضر نتیجه یک کار پژوهشی در مقطع کارشناسی ارشد بوده است. کلیه نرم افزارها، نمونه گیری ها، تحلیل ها و تولید محتوای خروجی همچنین تدوین و نگارش مقاله بر عهده نویسنده اول بوده است. نویسنده دوم و سوم نقش راهنمایی و مشاوره در خصوص توسعه نرم افزارها، به کارگیری تئوری های مورد نیاز، طراحی آزمایش ها، نمونه گیری ها، دریافت، تحلیل و ارزیابی نتایج و همچنین نگارش مقاله را بر عهده داشتند. نویسنده چهارم در خصوص بازنگری، اصلاح و تکمیل برخی از بخش های مقاله نقش داشته اند.

تشکر و قدردانی

این مقاله در قالب طرح تحقیقاتی با حمایت ستاد توسعه علوم و فناوری های شناختی با کد طرح پژوهشی ۶۸۷۳ مصوبه ۱۳۹۷/۱۰/۸ ارائه شده است. نگارندگان بر خود الزام می دانند از حمایت های ستاد توسعه علوم و فناوری های شناختی در راستای انجام پژوهش ارائه شده، کمال تشکر و قدردانی را به عمل آورند.

- [30] Fatahi S, H Moradi, L Kashani-Vahid. A survey of personality and learning styles models applied in virtual environments with emphasis on e-learning environments. *Artificial Intelligence Review*. 2016; 46.
- [31] Nasiri J, A M Mir, S Fatahi. Classification of learning styles using behavioral features and twin support vector machine. *Technology of Education Journal (TEJ)*. 2019; 13(2): 316-326.
- [32] Abdullah M, A Alqahtani, J Aljabri, R Altowirgi, R Fallatah. Learning Style Classification Based on Student's Behavior in Moodle Learning Management System. 2015.
- [33] Alkhuraiji S, B Cheetham, O Bamasak. Dynamic Adaptive Mechanism in Learning Management System Based on Learning Styles. IEEE 11th International Conference on Advanced Learning Technologies. 2011.
- [34] Pardamean B, T Suparyanto, T W Cenggoro, D Sudigyo, A Anugrahana. AI-Based Learning Style Prediction in Online Learning for Primary Education. *IEEE Access*. 2022; 10: 35725-35735.
- [35] Ikawati Y, M Rasyid, I Winarno. Student Behavior Analysis to Detect Learning Styles in Moodle Learning Management System. 2020; 501-506.
- [36] Kolekar S, R Pai, M M M. Prediction of Learner's Profile Based on Learning Styles in Adaptive E-learning System. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (IJET)*. 2017; 12: 31.
- [37] Bernard J, T W Chang, E Popescu, S Graf. Learning Style Identifier: Improving the Precision of Learning Style Identification Through Computational Intelligence Algorithms. *Expert Systems with Applications*. 2017; 75.
- [38] Kalhoro A. Detection of E-Learners' Learning Styles: An Automatic Approach using Decision Tree. *International Journal of Computer Science and System Analysis*. 2016; 14: 420-425.
- [39] S Fatahi, H M, E Farmad. Behavioral Feature Extraction to Determine Learning Styles in e-Learning Environments. *International Conference e-Learning*. 2015.
- [40] Peterson E, I Deary, E Austin. The reliability of Riding's Cognitive Style Analysis Test. *Personality and Individual Differences*. 2004; 34: 881-891.
- [41] Sadler-Smith E, R Riding. Cognitive style and instructional preferences. *Instructional Science*. 1999; 27: 355-371.
- [15] Böcker H D, H Hohl, T Schwab. Upsilon-pi-ADAPT-epsilon-rho: Individualizing hypertext. In: Proceedings of the IFIP TC13 Third International Conference on Human-Computer Interaction. 1990.
- [16] Kulaglic S, S Mujačić, I K Serdarević, S Kasapović. Influence of learning styles on improving efficiency of adaptive educational hypermedia systems. 12th International Conference on Information Technology Based Higher Education and Training (ITHET): 2013. IEEE.
- [17] Alshammari MT, Qtaish A. Effective Adaptive E-Learning Systems According to Learning Style and Knowledge Level. *Journal of Information Technology Education*. 2019; 1(18).
- [18] Bernard J, T W Chang, E Popescu, S Graf. Using Artificial Neural Networks to Identify Learning Styles. 2015.
- [19] Liu G Z, J Spector, M Merrill, J J G. Van Merriënboer, M Driscoll, L Erlbaum. Handbook of Research on Educational Communications and Technology. Routledge; 2008.
- [20] Romero C, S Ventura. Educational Data Mining and Learning Analytics: An Updated Survey. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*. 2020.
- [21] Allport G W. Personality: a psychological interpretation. 1937.
- [22] Zine O, A. Derouich, A Talbi. A Comparative Study of the Most Influential Learning Styles used in Adaptive Educational Environments. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. 2019. 10.
- [23] Riding R, I Cheema, Cognitive Styles—an overview and integration. *Educational Psychology*. 1991; 11(3-4): 193-215.
- [24] Riding R J. Cognitive Styles Analysis. *Learning and Training Technology*. 1991.
- [25] Truong H M. Integrating learning styles and adaptive e-learning system: Current developments, problems and opportunities. *Computers in Human Behavior*. 2016; 55: 1185-1193.
- [26] Thalmann S. Adaptation Criteria for the Personalized Delivery of Learning Materials: A Multi-Stage Empirical Investigation. *Australasian Journal of Educational Technology*. 2014; 30: 45-60.
- [27] Hmedna B, A El Mezouary, O baz. A predictive model for the identification of learning styles in MOOC environments. *Cluster Computing*. 2020; 23.
- [28] Rasheed F, A Wahid. Learning Style Detection in E-learning Systems Using Machine Learning Techniques. *Expert Systems with Applications*. 2021: 114774.
- [29] Zhang H, T Huang, S Liu, H Yin, J Li, H Yang, Y Xia. A learning style classification approach based on deep belief network for large-scale online education. *Journal of cloud computing*. 2020; 9: 1-17.

معرفی نویسندگان

AUTHOR(S) BIOSKETCHES



معصومه معطری مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی کامپیوتر و در گرایش نرم افزار از دانشگاه اصفهان اخذ کرده و دوره کارشناسی ارشد را در رشته مهندسی کامپیوتر، گرایش هوش مصنوعی در دانشگاه تربیت دبیر شهید



مازندران و مدرک کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی- بیوالکتریک را در سال ۱۳۸۰ از دانشگاه تربیت مدرس دریافت نمودند. در فروردین ۱۳۸۱ به عنوان دانشجوی اولین دوره دکتری علوم اعصاب شناختی در پژوهشگاه علوم شناختی، پژوهشگاه

دانش‌های بنیادی (IPM) شروع به تحصیل نمودند و در سال ۱۳۸۶ موفق به اخذ مدرک دکتری تخصصی گردیدند. ایشان به عنوان 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 متجاوز از ۲۰ مجله و کنفرانس علمی فعالیت داشته‌اند. ایشان سرگروه داوری گروه مکترونیک جشنواره جوان خوارزمی می‌باشند و به علاوه از منتخبین سرآمدان علمی کشور توسط فدراسیون سرآمدان علمی کشور در سال ۱۳۹۴ هستند. زمینه‌های تخصصی ایشان عبارتند از: علوم اعصاب شناختی، مدل‌سازی شناختی، بینایی انسان و ماشین.

Ebrahimpour, R. Professor, Cognitive Neuroscience, Shahid Rajaei Teacher Training University, Tehran, Iran

✉ rebrahimpour@sru.ac.ir



محمد رضا رضائی مدرک کارشناسی خود را در رشته دبیری ریاضی از دانشگاه فرهنگیان بوشهر اخذ کرده و در حال حاضر دانشجوی کارشناسی ارشد در رشته هوش مصنوعی و رباتیک دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی می‌باشد. حوزه تحقیقاتی وی در دوره کارشناسی ارشد، آموزش و پرورش شناختی است.

Rezaei, M. R. Master Student, Shahid Rajaei Teacher Training University, Tehran, Iran

✉ mrr.researcher@gmail.com

رجائی به پایان رسانده است. حوزه تحقیقاتی وی در دوره کارشناسی ارشد، آموزش و پرورش شناختی است.

Moatari, M. MSc, Artificial Intelligence, Shahid Rajaei Teacher Training University, Tehran, Iran

✉ masoomeh.moatari93@gmail.com



احسان پازوکی از سال ۱۳۹۴ به عنوان هیأت علمی با رتبه استادیاری در گروه هوش مصنوعی دانشگاه شهید رجائی فعالیت‌های علمی، تحقیقاتی و آموزشی خود را آغاز کردند. ایشان در سال ۱۳۸۴ مدرک کارشناسی خود را در رشته

مهندسی کامپیوتر گرایش نرم افزار 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 امیرکبیر (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 است. 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 Rajaei Teacher Training University, Tehran, Iran

✉ ehsan.pazouki@sru.ac.ir

رضا ابراهیم‌پور استاد تمام گروه هوش مصنوعی، دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه تربیت دبیر شهید رجائی می‌باشند. ایشان مدرک کارشناسی مهندسی برق-الکترونیک را در سال ۱۳۷۸ از دانشگاه

Citation (Vancouver): Moatari M, Pazouki E, Ebrahimpour R, Rezaei M.R. [Intelligent learners' cognitive style detection based on their interaction in the English language teaching system]. *Tech. Edu. J.* 2023; 17(1): 209-232

doi <https://doi.org/10.22061/tej.2023.8895.2749>



COPYRIGHTS



©2023 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, as long as the original authors and source are cited. No permission is required from the authors or the publishers.