Tech. Edu. J. 13(2): 316-326, Spring 2019

Technology of Education Journal

(TEJ)

Homepage: jte.sru.ac.ir

ORIGINAL RESEARCH PAPER

Classification of learning styles using behavioral features and twin support vector machine

JA. Nasiri[1,*], AM. Mir[2] and S. Fatahi[3]

[1] Department of Computational Linguistics, Information Science Research Department, Iranian Research Institute for Information Science and Technology (IRANDOC), Tehran, Iran

[2] Department of Computer Engineering, Faculty of Electrical and Computer Engineering, North Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

[3] Department of Information Systems, Information Technology Research Department, Iranian Research Institute for Information Science and Technology (IRANDOC), Tehran, Iran

ABSTRACT

Submitted: 26 February 2018
Reviewed: 25 April 2018
Revised: 27 October 2018
Accepted: 06 November 2018

KEYWORDS:
E-Learning
Learning Style
Support Vector Machine
MBTI

* Corresponding author
j.nasiri@irandoc.ac.ir

Background and Objectives: Internet and computer access have created opportunities for e-learning. Easier access to resources and freedom of action for users is one of the benefits of e-learning. However, e-learning is not as attractive and dynamic as traditional or face-to-face instruction, and in these systems the user's condition, such as learning rate and motivation, is not taken into account. Therefore, the developers of e-learning systems can help to solve the problems mentioned in these systems by considering the learning style and design of interactive user relationships. Automated identification of learning style not only increases the attractiveness of e-learning, but also increases the efficiency and motivation of learners in e-learning environments. Research shows that people differ in decision making, problem solving, and learning. Learning style makes people understand a story differently. For example, people with good visual memory prefer to present topics visually rather than orally. Applying a proper teaching method improves the learner's performance in the learning environment. Lack of attention to students' learning style reduces their motivation and interest in studying and engagement in educational courses. Students' success is one of the prominent goals in the learning environments. In order to achieve this goal, paying attention to students' learning style is essential. Being aware of students' learning style helps to design an appropriate education method which improves student's performance in the learning environments. In this paper, the aim is to create a model for automatic prediction of learning styles.

Methods: Therefore, two real datasets collected from an e-learning environment which consists of 202 electrical and computer engineering students. Behavioral features were extracted from users' interaction with e-learning system and then learning styles were classified using twin support vector machine. Twin support vector machine is an extension of SVM which aims at generating two non-parallel hyperplanes. This classifier is not sensitive to imbalanced datasets and its training speed is fast.

Findings: In this study, increasing the attractiveness of e-learning is emphasized and the issue of automatic recognition of students' learning style has been investigated by MBTI model. Two data sets from the interaction of 202 electrical and computer engineering students with the Moodle e-learning system have been collected. The collected data set is very unbalanced, which has a negative effect on the accuracy of the categories. With this in mind, the twin support vector machine uses the least squares as a binder. The distinctive feature of this category is the low sensitivity to data balance and very high speed. The results show that the proposed method, despite the inconsistency of the data, has performed very well in the classification of students' learning style and accurately recognizes 95% of learning styles.

Conclusion: Due to the excellent performance of the proposed method, a new component can be added to e-learning systems such as Moodle by identifying the learning style, content and appropriate teaching method for the learner. Future research could also gather more data from an e-learning environment and categorize learning styles with cognitive characteristics from the learner.

NUMBER OF REFERENCES
16

NUMBER OF FIGURES
8

NUMBER OF TABLES
5

مقاله پژوهشی

دسته بندی سبک های یادگیری با استفاده از ویژگی های رفتاری و ماشین بردار پشتیبان دوقلو

جلال الدین نصیری[۱*]، امیرمحمود میر[۲]، سمیه فتاحی[۳]

[۱] گروه زبان شناسی رایانشی، پژوهشکده علوم اطلاعات، پژوهشگاه علوم و فناوری اطلاعات ایران (ایرانداک)، تهران، ایران
[۲] گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران شمال، تهران، ایران
[۳] گروه سیستم های اطلاعاتی، پژوهشکده فناوری اطلاعات، پژوهشگاه علوم و فناوری اطلاعات ایران (ایرانداک)، تهران، ایران

چکیده

پیشینه و اهداف: دسترسی به اینترنت و کامپیوتر فرصت هایی را برای آموزش الکترونیکی ایجاد کرده اند. دسترسی راحت تر به منابع و آزادی عمل کاربران از مزایای آموزش الکترونیکی است. با این حال آموزش الکترونیکی جذابیت و پویایی آموزش های سنتی یا چهره به چهره را ندارد و در این سیستم ها وضعیت کاربر مانند نرخ یادگیری و وضعیت انگیزشی آن ها در نظر گرفته نمی شود. از این رو، توسعه دهندگان سیستم های آموزش الکترونیکی می توانند با در نظر گرفتن سبک یادگیری و طراحی رابط های کاربری تعاملی به حل کردن مشکلات مذکور در این سیستم ها کمک نمایند. همچنین تشخیص خودکار سبک یادگیری نه تنها جذابیت آموزش الکترونیکی را افزایش می دهد، بلکه موجب افزایش کارایی و انگیزه یادگیرندگان در محیط های الکترونیکی نیز می شود.مطالعات روانشناسی نشان می دهد که افراد در تصمیم گیری، حل مسئله و یادگیری با یکدیگر متفاوت هستند. سبک یادگیری باعث می شود که افراد به گونه متفاوتی یک مطلب را درک کنند. برای مثال افرادی که حافظه بصری خوبی دارند، ارائه مباحث به صورت بصری را نسبت به صورت شفاهی ترجیح می دهند. لحاظ کردن یک شیوه مناسب آموزش باعث بهبود عملکرد یادگیرنده در محیط آموزشی می شود. عدم توجه به سبک یادگیری دانشجویان باعث کاهش انگیزه و علاقه ی آن ها به مطالعه و شرکت در دوره های آموزشی می شود.موفقیت تحصیلی دانشجویان از اهداف مهم در محیط های آموزشی است. یکی از عوامل مهم در تحقق این هدف، توجه به سبک یادگیری دانشجویان است. آگاهی از سبک یادگیری دانشجویان به طراحی یک روش مناسب آموزش کمک می کند. لحاظ کردن یک شیوه مناسب آموزش باعث بهبود عملکرد دانشجویان در محیط آموزشی می شود. در این مقاله، هدف ساخت یک مدل برای تشخیص خودکار سبک های یادگیری است.

روش‌ها: بدین منظور از یک محیط آموزش الکترونیکی متشکل از ۲۰۲ دانشجو رشته مهندسی برق و کامپیوتر، دو مجموعه داده برای ایجاد مدل جمع آوری شده است. ویژگی های رفتاری از نحوه تعامل دانشجویان با سامانه آموزش الکترونیکی استخراج شده و سپس سبک های یادگیری با روش ماشین بردار پشتیبان دو قلو دسته بندی می شوند. ماشین بردار پشتیبان دو قلو گونه جدیدی از دسته بند های مبتنی بر مرز مانند SVM است که هدف آن بدست آوردن حاشیه ناموازی است. این دسته بند به دادگان نامتوزان حساس نمی باشد و سرعت آموزش آن بسیار سریع است.

یافته‌ها: در این پژوهش، ضمن تاکید بر افزایش جذابیت آموزش الکترونیکی، مسئله تشخیص خودکار سبک یادگیری دانشجویان بررسی شده است و مدل MBTI برای تعیین سبک های یادگیری استفاده شده است. دو مجموعه داده از تعامل ۲۰۲ دانشجو مهندسی برق و کامپیوتر با سامانه آموزش الکترونیکی مودل جمع آوری شده است. مجموعه داده جمع آوری شده بسیار نامتوزان است که تاثیر منفی روی دقت دسته بند ها دارد. با در نظر گرفتن این نکته، ماشین بردار پشتیبان دو قلو کمترین مربعات به عنوان دسته بند استفاده شده است. ویژگی بارز این دسته بند حساسیت کم به توازن داده ها و سرعت بسیار زیاد است. نتایج نشان می دهد که روش پیشنهادی با وجود نامتوزان بودن داده ها، در دسته بندی سبک یادگیری دانشجویان بسیار خوب عمل کرده است و با دقت ۹۵ درصد سبک های یادگیری را تشخیص می دهد.

نتیجه‌گیری: با توجه به عملکرد بسیار خوب روش پیشنهادی، می توان یک مولفه جدید به سیستم های آموزش الکترونیکی مانند مودل اضافه کرد و با شناسایی سبک یادگیری، محتوا و روش مناسب آموزش برای یادگیرنده مشخص گردد. همچنین برای پژوهش های آینده می توان داده های بیشتری از یک محیط آموزش الکترونیکی جمع آوری کرد و با ویژگی های شناختی از یادگیرنده سبک های یادگیری را دسته بندی کرد.

دریافت: ۰۷ اسفند ۱۳۹۶
داوری: ۵ اردیبهشت ۱۳۹۷
اصلاح: ۵ آبان ۱۳۹۷
پذیرش: ۱۵ آبان ۱۳۹۷

واژگان کلیدی:
آموزش الکترونیکی
سبک یادگیری
ماشین بردار پشتیبان
MBTI

*نویسنده مسئول
j.nasiri@irandoc.ac.ir

مقدمه

دسترسی به اینترنت و کامپیوتر فرصت هایی را برای آموزش الکترونیکی ایجاد کرده اند. دسترسی راحت تر به منابع و آزادی عمل کاربران از مزایای آموزش الکترونیکی است [۱]. با این حال آموزش الکترونیکی جذابیت و پویایی آموزش های سنتی یا چهره به چهره را ندارد و در این سیستم ها وضعیت کاربر مانند نرخ یادگیری و وضعیت انگیزشی آن ها در نظر گرفته نمی شود. از این رو، توسعه دهندگان سیستم های آموزش الکترونیکی می توانند

با در نظر گرفتن سبک یادگیری و طراحی رابط های کاربری تعاملی به حل کردن مشکلات مذکور در این سیستم ها کمک نمایند. همچنین تشخیص خودکار سبک یادگیری نه تنها جذابیت آموزش الکترونیکی را افزایش می دهد، بلکه موجب افزایش کارایی و انگیزه یادگیرندگان در محیط های الکترونیکی نیز می شود [۲]. مطالعات روانشناسی نشان می دهد که افراد در تصمیم گیری، حل مسئله و یادگیری با یکدیگر متفاوت هستند. سبک یادگیری باعث می شود که افراد به گونه متفاوتی یک مطلب را درک کنند [۲]. برای مثال افرادی که حافظه بصری خوبی دارند، ارائه مباحث به صورت بصری را نسبت به صورت شفاهی ترجیح می دهند. لحاظ کردن یک شیوه مناسب آموزش باعث بهبود عملکرد یادگیرنده در محیط آموزشی می شود. عدم توجه به سبک یادگیری دانشجویان باعث کاهش انگیزه و علاقه ی آن ها به مطالعه و شرکت در دوره های آموزشی می شود [۳].

استادان معمولا روش تدریس خاص خود را دارند که ممکن است با سبک یادگیری دانشجویان سازگار نباشد. تداخل بین روش تدریس و سبک یادگیری منجر به افت کارایی یادگیرندگان می شود که در نهایت روی انتقال موثر اطلاعات تاثیر منفی می گذارد. برای مثال، زمانی که یک مبحث با سرعت زیاد تدریس شود، درک مطلب سخت می شود. معمولا سرفصل ها به یکدیگر وابسته هستند و عدم درک صحیح یک مبحث منجر به کاهش فهم مباحث بعدی می شود [۴]. استادان می توانند با درنظر گرفتن سبک یادگیری دانشجویان، شیوه مناسب آموزش برای آن ها را طراحی کنند.

در دهه اخیر، پژوهش های فراوانی روی آموزش الکترونیکی و اهمیت سبک های یادگیری انجام گرفته است. در اینجا به برخی از پژوهش های مرتبط با این مقاله اشاره می شود. فلدر و همکاران [۵]، تاثیر سبک یادگیری را روی عملکرد دانشجویان در محیط آموزشی بررسی کرده اند. برای انجام این پژوهش، ۱۱۶ دانشجو رشته مهندسی شیمی از دانشگاه ایالتی کارولینای شمالی شرکت کرده اند و سبک یادگیری آن ها با مدل MBTI مشخص شده است. نتایج این پژوهش نشان می دهد که مدل MBTI برای تشخیص سبک یادگیری دانشجویان جهت طراحی بهتر روش آموزش، مناسب است.

کینشوک مفهوم جدید «تطبیق پذیری» بر اساس سبک های یادگیری را معرفی کرده است [۶]. نقطه ضعف مهم سیستم های مدیریت آموزش، عدم تطبیق پذیری آن ها است. در این پژوهش برای حل این نقطه ضعف، سیستم آموزش مودل (Moodle) توسعه یافته است. آزمایش روی ۴۳۷ دانشجو برای ارزیابی روش پیشنهادی انجام گرفته شده است. نتایج نشان می دهد که با در نظرگفتن سبک یادگیری در محیط آموزشی، دانشجویان زمان کمتری روی واحد درسی صرف می کنند و نمرات بهتری کسب می کنند.

گارسیا و همکاران [۷] با شبکه بیزین سبک یادگیری دانشجویان را در یک محیط آموزش الکترونیکی پیش بینی کردند. متغیرها در شبکه بیزین، رفتار دانشجویان در محیط آموزش الکترونیکی است. به عنوان نمونه، مدت زمان تمام کردن امتحان توسط دانشجو یک متغیر است. روش پیشنهادی روی دانشجویان درس «هوش مصنوعی» ارزیابی شده است. نتایج نشان می دهد که شبکه بیزین دقت خوبی در شناسایی سبک یادگیری دانشجویان دارد.

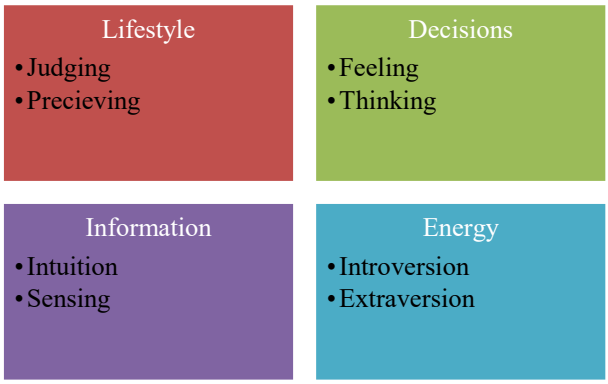
گانگ و ونگ [۸] کاربرد ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) را در دسته بندی سبک یادگیری در محیط آموزش الکترونیکی بررسی کرده اند. در این پژوهش، مدل فلدر – سیلورمن برای مسئله دسته بندی سبک یادگیری یادگیرنده پیشنهاد شده است. همچنین یک مدل پویا ارائه شده است که قادر به دسته بندی سبک یادگیری یادگیرنده و فراهم کردن محتوای آموزشی مناسب یادگیرنده است. ماشین بردار پشتیبان دسته بند این مدل پیشنهادی است.

فتاحی و همکاران [۹] مسئله دسته بندی سبک یادگیری یادگیرندگان را در یک محیط آموزش الکترونیکی بررسی کرده اند. مدل MBTI برای تشخیص سبک یادگیری استفاده شده است. داده ها از یک محیط آموزش الکترونیکی واقعی جمع آوری شده است و سپس ویژگی های رفتاری برای دسته بندی سبک یادگیری یادگیرندگان استخراج شده است. بهترین نتیجه بدست آمده برای دسته بندی بعد شخصیتی فکری – احساسی است که دقت آن ۷۲ درصد می باشد.

ترونگ [۱۰] مطالعات انجام گرفته در دهه اخیر بر روی سیستم های آموزش الکترونیکی تطبیق پذیر را بررسی کرده است. بر اساس این تحقیق، اطلاع از سبک یادگیری به ایجاد یک سیستم آموزش الکترونیکی تطبیق پذیر کمک زیادی می کند. در این سیستم تطبیق پذیر، منابع آموزشی بر اساس نیاز یادگیرنده شخصی سازی می شود. بطوریکه، شیوه مناسب آموزش در جهت بهبود عملکرد یادگیرنده مشخص می گردد. همچنین این مطالعه نشان می دهد که مدل فیلدر – سیلورمن بیشتر از سایر مدل ها در سیستم های آموزش الکترونیکی تطبیق پذیر استفاده شده است.

پژوهش های قبل به نامتوزان بودن داده ها در مسئله پیش بینی سبک های یادگیری توجه نکرده اند. غالبا افراد شرکت کننده در آزمایش کم هستند و نمونه های اندکی برای بعضی از سبک های یادگیری وجود دارد. همین مسئله باعث می شود که دسته بند به سمت کلاس با داده های بیشتر گرایش پیدا کند و در تشخیص کلاس با داده های کمتر ضعیف عمل کند. همچنین بیشتر پژوهش های پیشین از مدل فلدر – سیلورمن برای تشخیص سبک های یادگیری استفاده کرده اند. با توجه به پیشنهادهای [۱۰]، این تحقیق از مدل MBTI استفاده می کند.

در این مقاله، ضمن به توجه به اهمیت سبک یادگیری دانشجویان در محیط های آموزشی، مسئله نامتوزان بودن داده ها در دسته بندی سبک یادگیری با رویکرد متفاوت بررسی شده است. دو ویژگی اصلی این مقاله که آن را از پژوهش های پیشین متمایز می کند عبارتند از:



شکل ۱ : چهار بعد شخصیتی مدل MBTI
Fig 1: The four dimensions of MBTI model

شکل ۲ : شانزده تیپ شخصیتی مدل MBTI
Fig 2: The sixteen personality types of MBTI model

۱.داده های جدید و واقعی از یک محیط آموزش الکترونیکی جمع آوری شده است. ویژگی های رفتاری یادگیرنده از این داده ها استخراج شده و سبک یادگیری با این داده ها دسته بندی می شود.

۲.سبک های یادگیری با روش ماشین بردار پشتیبان دو قلو کمترین مربعات (Least Squares Twin Support Vector Machine) دسته بندی شده است. ویژگی این روش عملکرد خوب روی داده های نامتوزان است.

نتایج نشان می دهد که با داده های جمع آوری شده و استفاده از دسته بند مذکور، مدلی قابل اطمینان برای دسته بندی سبک یادگیری یادگیرندگان بدست آمده است.

روش تحقیق

در این بخش، ابتدا مدل مشهور MBTI برای تشخیص سبک های یادگیری شرح داده شده است. در زیر بخش ۲-۲، مجموعه داده و جامعه آماری این پژوهش توضیح داده شده است. ویژگی های رفتاری برای دسته بندی سبک های یادگیری در بخش ۳-۲ بیان شده است. دسته بند پیشنهادی یعنی ماشین بردار پشتیبان دو قلو کمترین مربعات در بخش ۴-۲ معرفی شده است. در بخش ۶-۲ ابزارهای پیاده سازی و اجرای الگوریتم ها ذکر شده است. در آخر، مراحل کلی پژوهش بیان شده است.

مدل MBTI

مدل MBTI در این پژوهش برای تشخیص سبک یادگیری دانشجویان استفاده شده است. کارل یونگ این مدل را ایجاد کرده است. در سال ۱۹۲۰، این مدل توسط کاترین بریگز و ایزابل مایرز توسعه داده شده است. شهرت و اعتبار این مدل، آن را برای دسته بندی سبک های یادگیری مناسب می کند [۲]. هر فرد بر اساس مدل MBTI چهار بعد شخصیتی دارد. شخصیت را در محیط های آموزشی، سبک یادگیری می نامند. شکل ۱، ابعاد شخصیتی در مدل MBTI را نشان می دهد.

برای مثال، یک یادگیرنده می تواند درونگرا (Introversion)، شهودی (Intuition)، احساسی (Feeling) و قضاوتی (Judging) باشد. بعد قضاوتی- ادراکی روی سبک زندگی افراد تاثیر می گذارد. معمولا افراد قضاوتی در مدیریت زمان و برنامه ریزی بهتر از افرادی ادراکی عمل می کنند. چهار بعد شخصیتی ذکر شده در شکل ۲، در مجموع ۱۶ تیپ شخصیتی محنصر به فرد را در مدل MBTI می سازد. شکل ۲ تیپ های شخصیتی در مدل MBTI را نشان می دهد.

برای مثال، تیپ شخصیتی ENTJ، دارای بعد شخصیتی برونگرا، شهودی، فکری و قضاوتی است. افراد با تیپ شخصیتی مذکور در مدیریت یک مجموعه و برنامه ریزی بلند مدت موفق هستند. هر تیپ شخصیتی خصوصیات مربوط به خود را دارد. بر اساس همین خصوصیات یک سبک یادگیری مناسب برای یادگیرنده در نظر گرفته می شود.

مجموعه داده

برای انجام این پژوهش، یعنی دسته بندی سبک های یادگیری، از سامانه آموزش الکترونیکی بر پایه موودل که در دانشگاه تهران در حال اجراست، استفاده و دو مجموعه داده جمع آوری شده است. دانشجویان جهت یادگیری مباحث درسی در این سامانه وارد می شوند.

نحوه جمع آوری داده ها

در سامانه آموزش الکترونیکی موودل ۲۰۲ دانشجو مهندسی برق و کامپیوتر در واحد درسی «مبانی کامپیوتر و برنامه نویسی» ثبت نام کرده اند. جمع آوری داده ها دو فاز دارد. در فاز اول ابتدا دانشجویان پرسش نامه مدل MBTI را تکمیل می کنند تا سبک یادگیری آن ها مشخص شود. در فاز دوم، یک مبحث به دانشجو آموزش داده می شود که مراحل آن به صورت زیر است:

۱.ابتدا کاربر به ۵ سوال درباره یک مبحث پاسخ می دهد. برای هر سوال از کاربر سوالات زیر پرسیده می شود:

جدول ۱ : خصوصیات مجموعه داده

Table 1: Dataset characteristics

	Lesson	Data collection stages
Dataset 1	Arrays and pointers	Stage 1, 2 and 3
Dataset 2	Binary numbers: Addition and subtraction	Stage 1 and 3

۱. آیا نیازی به راهنمایی معلم دارد یا خیر.
۲. آیا راهنمایی معلم برای کاربر مفید بوده است یا خیر.
۳. میزان تلاش کاربر برای پاسخ دادن به هر سوال از وی پرسیده می شود.

۲.پس از اتمام مرحله ۱، آموزشی متناسب با سطح دانشجو درباره مبحث مورد نظر به وی داده می شود. پس از آموزش کاربر، از وی ۵ سوال دیگر پرسیده می شود. سه سوال مذکور در مرحله ۱، برای هر سوال از دانشجو پرسیده می شود.

۳.پس از اتمام مرحله ۱ و ۲، میزان خوشایندی از سوال ها و نحوه آموزش پرسیده می شود.

پس از اتمام مراحل آموزش کاربران، دو مجموعه داده برای انجام این پژوهش ایجاد شده است. تفاوت این دو مجموعه داده در جدول ۱ آمده است.

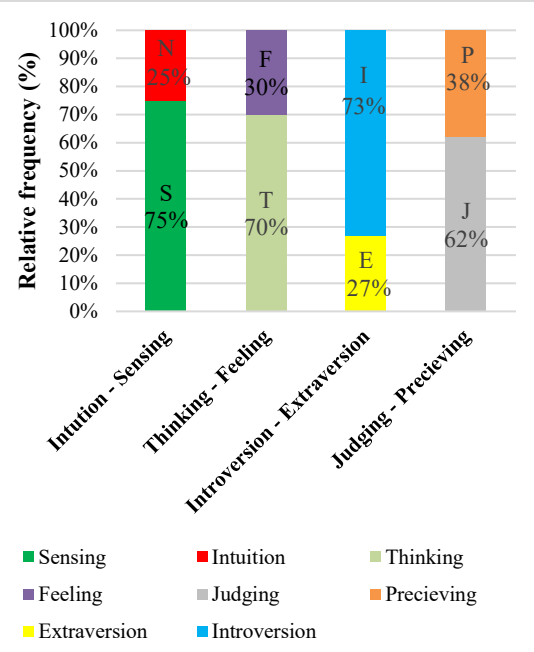
تفاوت اصلی مجموعه داده ۲ با ۱ این است که مرحله ۲ که کاربر دوباره آموزش می بیند را ندارد. همچنین مبحث تدریس شده نیز در هر دو مجموعه داده متفاوت است.

توزیع مجموعه داده

دو مجموعه داده بدست آمده چهار بخش دارد. زیرا در این پژوهش می خواهیم چهار بعد شخصیتی مدل MBTI را جهت تشخیص سبک یادگیری دسته بندی کنیم و برای هر بعد شخصیتی نیاز به یک مجموعه داده مجزا داریم که دسته بند را برای اساس آن آموزش دهیم. چهار بخش شامل برونگرا – درونگرا، شهودی – حسی، فکری – احساسی و قضاوتی – ادراکی است.

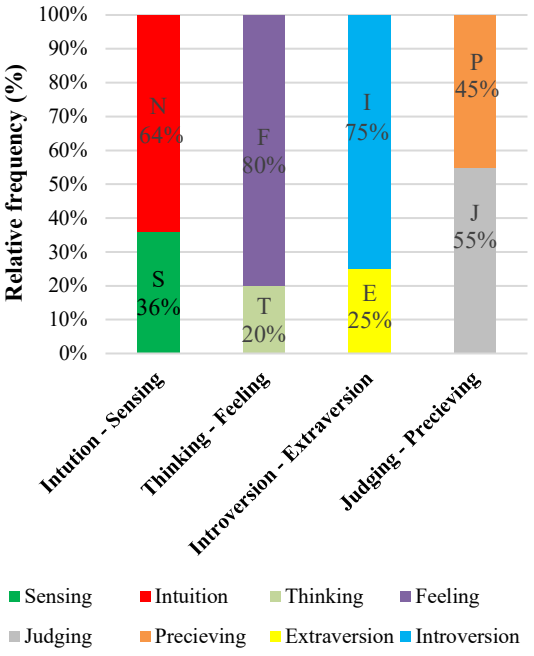
شکل ۳ و ۴ به ترتیب توزیع مجموعه داده ۱ و ۲ را نشان می دهد. در مجموعه داده ۱، فقط مجموعه داده قضاوتی – ادراکی نسبت به سایر داده ها توزان بهتری دارد. همچنین مجموعه داده شهودی – حسی بسیار نامتوزان است و فقط ۲۵ درصد نمونه ها متعلق به کلاس شهودی است. در مجموعه داده ۲، مجموعه داده قضاوتی – ادراکی نسبتا متوزان است و از هر دو کلاس نمونه های کافی وجود دارد. مجموعه داده برونگرا – درونگرا و فکری – احساسی بسیار نامتوزان هستند.

نامتوزان بودن مجموعه داده ها باعث می شود که الگوریتم های یادگیری به سمت کلاس با نمونه های بیشتر گرایش پیدا کنند و در تشخیص کلاس دیگر (کلاس با نمونه های کمتر) ضعیف عمل کنند. برای غلبه بر این مشکل، روش ماشین بردار پشتیبان دو قلو کمترین مربعات برای دسته بندی سبک یادگیری



شکل ۳: توزیع دادههای مجموعه داده ۱

Fig. 3: The distribution of dataset 1



شکل ۴ : توزیع دادههای مجموعه داده ۲

Fig. 4: The distribution of dataset 2

دانشجویان انتخاب شده است. روش مذکور عملکرد خوبی روی مجموعه دادههای نامتوزان دارد [۱۱].

ویژگی ها

بعد از جمع آوری داده ها، ویژگی های زیر برای دسته بندی سبک یادگیری یادگیرندگان از داده ها استخراج شده است

جدول ۲ : ویژگیهای مستخرج از داده ها
Table 2: Extracted features from data

Features	
1- Introvert percentage	11- Usefulness of teacher guidance
2- Extravert percentage	12- Percentage of effort to respond
3- Sensing percentage	13 – Percentage of activity completion
4- Intuition percentage	14- Percentage of correct answers
5- Thinking percentage	15- Percentage of teacher guidance
6- Feeling percentage	16- Usefulness of teacher guidance
7- Judging percentage	17- Percentage of effort to answer
8- Perceiving percentage	18 – Percentage of activity completion
9- Percentage of correct answers	19- Student's desirability
10- Percentage of teacher guidance	

(جدول ۲). در مجموع ۱۹ ویژگی از داده ها با در نظر گرفتن حریم خصوصی کاربران استخراج شده است. ویژگی های ۹ تا ۱۹ را ویژگی های رفتاری می نامند. این ویژگی ها از تعامل دانشجو با کامپیوتر بدست آمده است. مجموعه داده ۱ تمام ویژگی ها را شامل می شود و مجموعه داده ۲ فقط ویژگی های ۱ تا ۱۴ را در خود دارد. سبک یادگیری دانشجویان ارتباط زیادی با ویژگی های مستخرج در جدول ۲ دارد. برای مثال، افراد درونگرا معمولا از معلم خود زیاد کمک نمی گیرند. افراد قضاوتی در مدیریت زمان بهتر هستند و فعالیت های محول شده را سریعتر تمام می کنند.

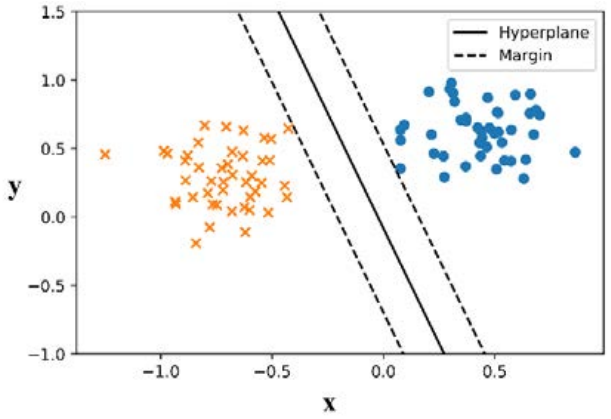
ویژگی های ۱ تا ۸ با پرکردن پرسش نامه مدل MBTI توسط دانشجویان حاصل شده و ویژگی های ۹ تا ۱۹ در فاز دوم جمع آوری داده ها بدست آمده است. ویژگی های ۹ تا ۱۳ مربوط به مرحله قبل آموزش کاربر است و ویژگی های ۱۵ تا ۱۸ مربوط به مرحله بعد از آموزش کاربر می باشد. در زیر بخش ۱-۲-۲ فاز های جمع آوری داده ها و مراحل آموزش کاربر توضیح داده شده است.

ماشین بردار پشتیبان دو قلو کمترین مربعات

ماشین بردار پشتیبان توسط وپنیک و کورتس در سال ۱۹۹۵ ارائه شد [۱۲]. این روش یادگیری ماشین به دلیل تعمیم پذیری خوب در تشخیص بیماری ها، تشخیص چهره، تشخیص گفتار، دسته بندی متن و مسائل دیگر استفاده شده است [۱۳]. ایده اصلی این روش پیدا کردن یک ابرصفحه جداکننده با بیشترین فاصله ممکن از نمونه های هر دو کلاس است. ابرصفحه جدا کننده از طریق حل کردن یک مسئله بهینه سازی بدست می آید که در رابطه ۱ تعریف شده است.

$$\underset{w}{Min}\ \frac{1}{2}\|w\|^2 \quad s.t.\ y_i(w^T x_i + b) \geq 1, \forall i \qquad (۱)$$

شکل ۵:نمایش هندسی ماشین بردار پشتیبان
Fig. 5: The geometrical interpretation of Support Vector Machine



بردار ویژگی x_i نشان دهنده نمونه i ام ، متغیر b بایاس و متغیر y_i برچسب نمونه i ام است. قید رابطه فوق باید برای همه نمونه‌های داده آموزشی برقرار باشد. شکل ۵ نمایش هندسی ماشین بردار پشتیبان را نشان می دهد. (شکل ۵ و ۶ توسط آموزش دسته بند با مجموعه داده مصنوعی Ripley[۱۴] ایجاد شده است.)

با وجود تعمیم پذیری خوب، ماشین بردار پشتیبان دارای نقاط ضعفی مانند کم بودن سرعت آموزش و حساس به بودن داده های نامتوزان است. پژوهشگران برای حل کردن این دو مشکل توسعه هایی از ماشین بردار پشتیبان را ارائه داده اند. یکی از این توسعه ها، ماشین بردار پشتیبان دو قلو (Twin Support Vector Machine) است [۱۱]. این روش نسبت به SVM استاندارد ۴ برابر سریع تر است و عملکرد بهتری روی داده های نامتوزان دارد.

ایده اصلی ماشین بردار پشتیبان دو قلو بدست آوردن دو ابرصفحه غیر موازی است. بطوریکه روی نمونه های هر کلاس، یک ابرصفحه غیر موازی قرار می گیرد. دو ابرصفحه غیر موازی در رابطه ی ۲ تعریف شده است.

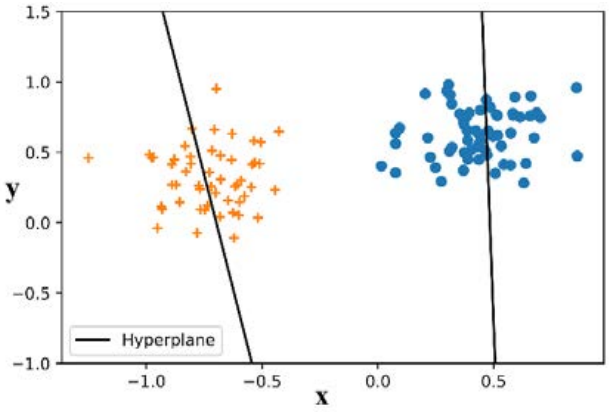
$$x^T w^{(1)} + b^{(1)} = 0, x^T w^{(2)} + b^{(2)} = 0 \qquad (۲)$$

دو مسئله بهینه سازی برای بدست آوردن این دو ابرصفحه حل می شود که می تواند بسته به تعداد ویژگی ها و تعداد نمونه ها زمان بر باشد. به همین دلیل، در این پژوهش از نسخه بهبود یافته Twin-SVM یعنی ماشین بردار پشتیبان دو قلو کمترین مربعات (LS-TSVM) استفاده شده است.

دسته بند LS-TSVM مانند ماشین بردار پشتیبان دو قلو به دنبال ایجاد کردن دو ابرصفحه غیر موازی است. با این حال نحوه بدست آوردن این دو ابرصفحه متفاوت با Twin-SVM استاندارد است. در این روش دو مسئله بهینه سازی با قید تعریف می شود که در رابطه ۳ و ۴ نشان داده شده است.

$$\underset{w^{(1)},b^{(1)},y}{Min}\ \frac{1}{2}\left\|Aw^{(1)} + e_1 b^{(1)}\right\|^2 + \frac{C_1}{2} e_2^T y \quad s.t.\ \ -(Bw^{(1)} + e_2 b^{(1)}) + y = e_2 \qquad (۳)$$

شکل ۶ : نمایش هندسی روش ماشین بردار پشتیبان دو قلو
Fig. 6: The geometrical interpretation of twin support vector machine



$$\underset{w^{(2)},b^{(2)},y}{Min}\ \frac{1}{2}\left\|Bw^{(2)}+e_2b^{(2)}\right\|^2+\frac{C_2}{2}e_1^T y \qquad s.t.\quad (Aw^{(2)}+e_1b^{(2)})+y=e_1 \tag{۴}$$

بردار $w^{(i)}$ مختصات ابرصفحه i است، ماتریس A بیانگر داده های کلاس ۱ و ماتریس B نیز بیانگر داده های کلاس ۱- است. متغیر y، متغیر لغرش است. بردار e، مقادیر یک را در خود دارد. در رابطه ۳ و ۴ دو پارامتر C_1 و C_2 وجود دارد که برای کمتر کردن خطا تنظیم می شود.

به طور کلی رابطه ۳ بیان می کند که بردار $w^{(1)}$ و بایاس $b^{(1)}$ باید طوری انتخاب شود که ابرصفحه غیرموازی ۱ تا جای ممکن به نمونه های کلاس ۱ (ماتریس A) نزدیک شود و از نمونه های کلاس ۱- (ماتریس B) دور شود. رابطه ۳ نیز مشابه رابطه ۲ تفسیر می شود. با این تفاوت که ابرصفحه غیرموازی ۲ به نمونه های کلاس ۱- نزدیک تر و از نمونه های کلاس ۱ دور تر است. شکل ۶ تفسیر هندسی روش ماشین بردار پشتیبان دو قلو را نشان می دهد.

از آنجایی که قید هر دو مسئله بهینه سازی (۳) و (۴) برابر با بردار e است، می توان دو مسئله بهینه سازی فوق را با دستگاه معادلات خطی حل نمود که همین موضوع زمان آموزش LS-TSVM را بسیار کمتر از Twin-SVM می کند. رابطه ۵ و ۶ راه حل دو مسئله بهینه سازی ذکر شده در روابط ۳ و ۴ هستند.

$$\begin{bmatrix} w^{(1)} \\ b^{(1)} \end{bmatrix} = -(F^TF+\frac{1}{C_1}E^TE)^{-1}F^Te \tag{۵}$$

$$\begin{bmatrix} w^{(2)} \\ b^{(2)} \end{bmatrix} = (E^TE+\frac{1}{C_2}F^TF)^{-1}E^Te \tag{۶}$$

ماتریس E برابر با $[A\ e]$ و ماتریس F نیز برابر با $[B\ e]$ است. مختصات دو ابرصفحه غیر موازی با حل کردن رابطه ۴ و ۵ بدست می آید. سپس برای فهمیدن اینکه داده تست به کدام کلاس تعلق دارد، فاصله عمودی آن را از دو ابرصفحه غیر موازی محاسبه می کنیم. داده تست به کلاسی تعلق دارد که فاصله عمودی آن با ابرصفحه غیرموازی آن کلاس کمتر باشد. رابطه ۷ و ۸ فاصله عمودی یک نمونه را به ترتیب از ابرصفحه غیر موازی کلاس ۱ و ۱- نشان می دهد.

$$\left|x^Tw^{(1)}+b^{(1)}\right| \tag{۷}$$

$$\left|x^Tw^{(2)}+b^{(2)}\right| \tag{۸}$$

توضیحات و رابطه های ذکر شده برای حل مسائل خطی توسط ماشین بردار پشتیبان دو قلو کمترین مربعات است. با این حال این روش برای حل مسائل غیر خطی نیز استفاده می شود که در آن از یک تابع هسته بهره گرفته می شود. رابطه های نسخه غیر خطی در مقاله اصلی [۱۵] توضیح داده شده است.

معیار های ارزیابی

مسئله اصلی این مقاله دسته بندی سبک های یادگیری است. برای سنجش عملکرد روش پیشنهادی روی مسئله ذکر شده از معیارهای ارزیابی دقت، بازخوانی (Recall)، صحت (Precision) و F۱ استفاده شده است. معیار دقت به تنهایی برای سنجش عملکرد روش پیشنهادی کافی نیست. زیرا مجموعه داده این پژوهش نامتوزان است. برای مثال دسته بندی فکری – احساسی در مجموعه داده ۲ بسیار نامتوزان است. چنانچه الگوریتم یادگیری فقط کلاس احساسی را تشخیص دهد، دقت الگوریتم ۸۰ درصد می شود ولی الگوریتم در تشخیص کلاس فکری ناتوان است. به همین دلیل برای سنجش بهتر از سایر معیار های ارزیابی نیز استفاده شده است. معیارهای مذکور به ترتیب در رابطه های ۹، ۱۰، ۱۱ و ۱۲ نشان داده شده است.

$$\text{Accuracy}=\frac{(TP+TN)}{N} \tag{۹}$$

$$\text{Re}call(R)=\frac{TP}{(TP+FN)} \tag{۱۰}$$

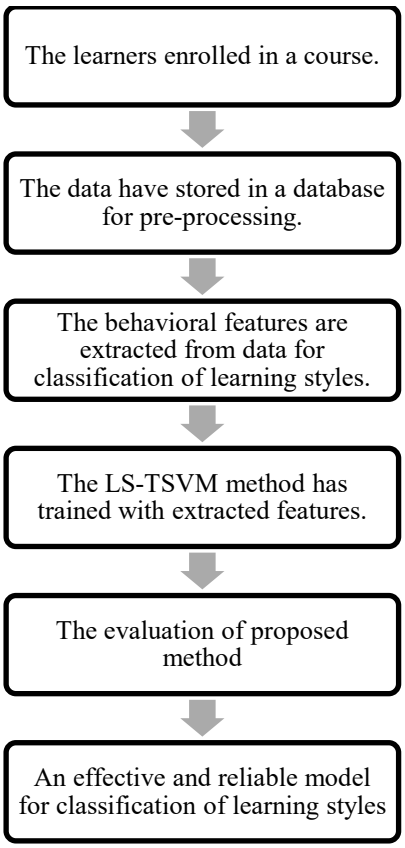
$$\text{Pr}ecision(P)=\frac{TP}{(TP+FP)} \tag{۱۱}$$

$$F1=\frac{2\times PR}{(P+R)} \tag{۱۲}$$

متغیر TP بیانگر تعداد نمونه هایی است که کلاس واقعی آن ها ۱ است و دسته بند به درستی کلاس ۱ تشخیص داده، متغیر TN نیز تعداد نمونه هایی است کلاس واقعی آن ها ۱- است و دسته بند به درستی کلاس ۱- تشخیص داده، متغیر FP، تعداد نمونه هایی است که کلاس واقعی آن ها ۱- است اما دسته بند به اشتباه کلاس ۱ تشخیص داده است و همچنین متغیر FN تعداد نمونه هایی است که کلاس واقعی آن ها ۱ است اما دسته بند به اشتباه کلاس ۱- تشخیص داده است. متغیر N برابر با تعداد کل نمونه های مجموعه داده است.

جدول ۳ : مشخصات سخت افزار برای اجرای الگوریتمها
Table 3: The hardware specs for running the algorithms

Processor	Intel core i7 6700K
Ram	32GB
Operating system	Microsoft windows 8



شکل ۷: فرآیند انجام این پژوهش
Fig. 7: The process of this research

نحوه پیاده سازی روش پیشنهادی و اجرای الگوریتم ها

آماده سازی داده ها و پیاده سازی روش ماشین بردار پشتیبان دو قلو کمترین مربعات با زبان برنامه نویسی پایتون (Python) نسخه ۳,۶ صورت گرفته است. نسخه غیر خطی روش LS-TSVM با تابع هسته RBF برای مسئله این پژوهش استفاده شده است. پارامترهای C_1 و C_2 بین بازه 2^{-7} تا 2^{12} و پارامتر تابع هسته نیز بین 2^{-20} تا 2^{4} است. مقادیر بهینه ی پارامترها با جستجوی شبکه ای (Grid search) بدست می آید. مشخصات سخت افزار استفاده شده برای اجرای الگوریتم ها در جدول ۳ ذکر شده است. روش پیشنهادی این پژوهش با روش های ماشین بردار پشتیبان استاندارد، بیز ساده (Naïve bayes) و روش k نزدیک ترین همسایه (KNN) مقایسه شده است. برای اجرای الگوریتم های مذکور از نرم افزار وِکا (Weka) نسخه ۳,۹ استفاده شده است [۱۶]. برای SVM از تابع هسته چند جمله ای استفاده شده است. همچنین مقدار پارامتر k برای روش KNN بر اساس بهتر شدن دقت تعیین شده است.

مراحل کلی این پژوهش

در این بخش روش پیشنهادی به صورت خلاصه بیان شده است. مراحل انجام این پژوهش به صورت گام به گام عبارتند از:

۱. داده ها برای دسته بندی سبک یادگیری از یک محیط آموزش الکترونیکی جمع آوری شده است. ۲۰۲ دانشجو برای این منظور ثبت نام کرده اند.

۲. داده ها برای پردازش در یک پایگاه داده ذخیره شده است. دو مجموعه داده برای انجام این پژوهش ایجاد شده است.

۳. در مجموع ۱۹ ویژگی از داده ها استخراج شده است. ویژگی‌های رفتاری در بخش ۳-۲ توضیح داده شده است.

۴. ماشین بردار پشتیبان دو قلو کمترین مربعات، دسته بند پیشنهادی برای مسئله این است که با داده های مرحله قبل آموزش می بیند.

۵. مدل ایجاد شده در مرحله قبل با معیارهای ارزیابی بیان شده در بخش ۲-۵ مورد بررسی قرار می گیرد.

۶. در نهایت خروجی این پژوهش یک مدل کارا و قابل اطمینان برای دسته بندی سبک یادگیری دانشجویان است.

مراحل فوق در شکل ۷ نشان داده شده است.

نتایج و بحث

در این بخش به تحلیل و بررسی نتایج بدست آمده می پردازیم. به طور کلی چهار روش روی مسئله اصلی این پژوهش یعنی دسته بندی سبک یادگیری دانشجویان آزمایش شده اند که شامل روش پیشنهادی، ماشین بردار پشتیبان، بیز ساده و KNN است. ۵۰ درصد نمونه ها برای آموزش روش های مذکور بکارگرفته شده و ۵۰ درصد باقی مانده برای ارزیابی روش ها استفاده شده است. تمامی روش ها روی چهار دسته بندی مدل MBTI یعنی فکری (T) – احساسی (F)، برونگرا (E) – درونگرا (I)، قضاوتی (J) – ادراکی (P) و حسی (S) – شهودی (N) آزمایش شده اند. نتایج ارزیابی روش پیشنهادی و سایر الگوریتم ها روی مجموعه داده ۱ و ۲ به ترتیب در جدول ۴ و ۵ ذکر شده است.

لازم به ذکر است که میانگین دو کلاس معیار های بازخوانی، صحت و F۱ در دو جدول ۴ و ۵ آمده است. همچنین در تحلیل و مقایسه روش ها، معیار F۱ مد نظر می باشد. زیرا مجموعه داده ها اکثرا نامتوزان هستند و عملکرد روش ها باید در نظرگرفتن هر دو کلاس بررسی شود. ابتدا عملکرد روش ها در مجموعه داده ۱ و سپس مجموعه داده ۲ تحلیل و بررسی می شود.

ماشین بردار پشتیبان استاندارد در مجموعه داده ۱ روی هر چهار دسته بندی عملکرد مناسبی دارد. زیرا روی هر چهار دسته بندی میانگین F۱ هر دو کلاس بیشتر از ۸۰ درصد است. با این حال روش SVM در دسته ی حسی – شهودی ضعیف تر از سایر

جدول ۴ : نتایج روش پیشنهادی و سایر الگوریتمها روی مجموعه داده ۱
Table 4: The result of proposed method and other algorithms on dataset 1

Learning styles	Accuracy	Recall	Precision	F1
		KNN		
T/ F	82.5	78	79.45	78.65
I/ E	75	65.85	68.1	66.65
J/ P	85	82.65	84.9	78.6
S/ N	87.5	78.35	86.8	81.35
Mean	82.5	76.21	79.81	76.31
		Naïve bayes		
T/ F	87.5	83.95	85.75	84.75
I/ E	90	81.8	93.95	85.65
J/ P	80	76.65	78.65	78.65
S/ N	72.5	65	64.15	64.5
Mean	82.5	76.85	80.62	78.38
		Standard SVM		
T/ F	90	88.1	88.1	88.1
I/ E	92.5	86.35	95.3	89.65
J/ P	85	82.65	84.9	83.55
S/ N	90	80	94.1	84.4
Mean	89.3	84.27	90.6	86.4
		LS-TSVM (Proposed method)		
T/ F	97.5	98.21	96.43	**97.15**
I/ E	97.5	98.33	95.83	**96.86**
J/ P	97.5	98.33	95.83	**96.86**
S/ N	92.5	88.33	90.62	**89.24**
Mean	96.2	95.8	94.67	**95.02**

جدول ۵: نتایج روش پیشنهادی و سایر الگوریتمها روی مجموعه داده 2
Table 5: The result of proposed method and other algorithms on dataset 2

Learning styles	Accuracy	Recall	Precision	F1
		KNN		
T/ F	87.7	80.8	80.8	80.8
I/ E	78.6	64.65	72.25	66.4
J/ P	73.2	73.7	73.5	73.2
S/ N	82.4	81.6	80.85	79.4
Mean	80.4	75.18	76.85	74.95
		Naïve bayes		
T/ F	97.7	94.25	98.6	**95.8**
I/ E	91.6	89.35	88.6	88.8
J/ P	90	89.45	90.75	89.8
S/ N	93.1	93.35	90.65	91.9
Mean	93.1	91.6	92.15	91.57
		Standard SVM		
T/ F	96.1	90.4	97.75	93.5
I/ E	89.3	80.8	90.1	84.1
J/ P	88.5	87.6	90.05	88.1
S/ N	94.6	93.95	94.05	94.02
Mean	92.1	88.18	92.98	89.93
		LS-TSVM (Proposed method)		
T/ F	97	95.1	95.65	95.3
I/ E	94	92.1	91.8	**92**
J/ P	93.9	93.6	94.4	**93**
S/ N	96.1	96	95.7	**95.8**
Mean	95.2	94.2	94.38	**94.02**

دسته ها عمل کرده است و مقدار بازخوانی برابر با ۸۰ درصد است. دسته بندی حسی – شهودی در مجموعه داده ۱ بسیار نامتوزان است و همین مسئله باعث کاهش بازخوانی شده است. علاوه بر این، دسته بند SVM به داده های نامتوزان نسبت به Twin-SVM حساس تر است.

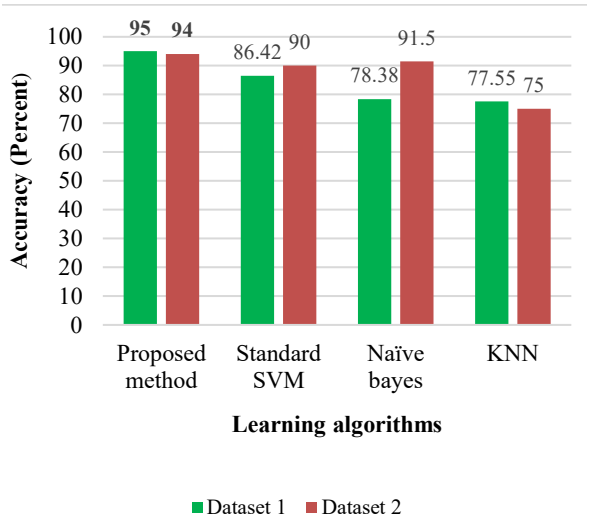
روش بیز ساده در مجموعه داده ۱ فقط در دسته بندی برونگرا – درونگرا عملکرد خوبی دارد و میانگین ۱F هر دو کلاس برابر با ۸۵،۶۵ درصد است. این روش در دسته بندی فکری – احساسی نیز عملکرد خوبی دارد. با این وجود روش بیز ساده در دسته ی حسی - شهودی مقدار بازخوانی ۶۵ درصد را دارد و عملکرد آن روی این دسته بندی ضعیف است. باردیگر نامتوزان بودن دسته بندی حسی - شهودی در مجموعه داده ۱ باعث کاهش شدید مقدار بازخوانی برای روش بیز شده است.

عملکرد روش KNN در مجموعه داده ۱ و در دسته بندی های حسی – شهودی، قضاوتی – ادراکی و تا حدی فکری – احساسی نزدیک به SVM است. نقطه ضعف مشهود این روش در دسته ی برونگرا - درونگرا است که مقدار بازخوانی برابر با ۶۵،۸۵ درصد است که دلیل آن نامتوزان بودن مجموعه داده این دسته بندی است.

روش پیشنهادی این مقاله در مجموعه داده ۱ روی هر چهار دسته بندی نسبت به سایر روش ها بهتر عمل کرده است. میانگین ۱F دسته بندی ها به جز دسته بندی حسی – شهودی بیشتر از ۹۰ درصد است. روش پیشنهادی برخلاف سایر روش ها در دسته بندی حسی – شهودی نیز عملکرد مناسبی دارد و میانگین ۱F برابر با ۸۹،۲۴ درصد است که عملکرد خوب روش LS-TSVM را روی مجموعه داده های نامتوزان توجیه می کند.

در ادامه عملکرد دسته بند ها روی مجموعه داده ۲ بررسی می شود. به طور کلی ماشین بردار پشتیبان استاندارد در مجموعه داده ۲ روی هر چهار دسته بندی عملکرد مناسبی دارد که در دسته بندی حسی – شهودی و فکری – احساسی بارزتر است. این روش تنها روی دسته بندی برونگرا – درونگرا ضعیف تر عمل کرده است که مقدار بازخوانی آن برابر با ۸۰،۸ درصد است. زیرا مجموعه داده دسته بندی برونگرا – درونگرا بسیار نامتوزان است و تعداد نمونه‌های برونگرا نسبت به درونگرا بسیار کمتر است.

روش بیز ساده روی مجموعه داده ۲ نسبت به مجموعه داده ۱ در هر چهار دسته بندی به طور قابل توجه ای بهتر عمل کرده



شکل ۸ : میانگین کلی روش پیشنهادی و سایر روشها در هر دو مجموعه داده

Fig. 8: The overall average of proposed method and other methods on both datasets

است. کمترین مقدار میانگین ۱F هر دو کلاس برای دسته بندی برونگرا – درونگرا می باشد که مقدار آن برابر با ۸۸،۸ درصد است. در مجموعه داده ۲، روش بیز ساده تنها روشی است که قابلیت رقابت با روش پیشنهادی این مقاله را دارد.

روش KNN در مجموعه داده ۲ فقط در دسته بندی فکری – احساسی عملکرد مناسبی دارد و مقدار میانگین ۱F هر دو کلاس برابر با ۸۰،۸ درصد است. نقطه ضعف مشهود این روش روی دسته‌بندی برونگرا – درونگرا است که مقدار بازخوانی برابر با ۶۴،۶۵ درصد است. به نظر می رسد که نمونه های هر دو کلاس در فضای ویژگی نزدیک به هم هستند و روش KNN با در نظر گرفتن نزدیک ترین همسایه، در تشخیص صحیح نمونه ها نسبت به سایر روش ها ضعیف تر عمل کرده است. این روش در مجموعه داده ۲ ضعیف ترین عملکرد را در میان سایر روش ها دارد.

روش پیشنهادی این مقاله روی مجموعه داده ۲ در هر چهار دسته بندی نسبت به سه روش دیگر بهتر است و فقط روش بیز ساده در دسته بندی فکری – احساسی عملکرد مشابه روش پیشنهادی دارد. مقدار معیار ۱F برای هر چهار دسته بندی بیشتر از ۹۰ درصد است که نشان دهنده برتری روش پیشنهادی نسبت به سایر روش ها است. روش پیشنهادی در دسته بندی برونگرا – درونگرا نسبت به سایر روش ها بهتر عمل کرده است و مقدار بازخوانی این دسته بندی برابر با ۹۲،۱ درصد است. با وجود نامتوزان بودن مجموعه داده ۱ و ۲، در مجموع روش پیشنهادی عملکردی بسیار خوبی در هر دو مجموعه داده و هر چهار دسته‌بندی دارد.

برای مقایسه بهتر روش پیشنهادی این مقاله و سایر روش ها، میانگین کلی هر روش را محاسبه می کنیم. برای محاسبه میانگین کلی، ابتدا برای هر روش از معیار ۱F چهار دسته بندی میانگین می گیریم. با این کار عملکرد یک روش روی چهار دسته بندی به خوبی نشان داده می شود و ضعف در تشخیص یک دسته بندی در میانگین کلی مشخص می شود. برای هر دو مجموعه داده ۱ و ۲ میانگین کلی یک روش محاسبه شده است (شکل ۸).

روش پیشنهادی نسبت به سایر روش ها روی هر دو مجموعه داده بهتر عمل کرده است. بعد از روش پیشنهادی، ماشین بردار پشتیبان استاندارد عملکرد مناسبی روی هر دو مجموعه داده دارد. روش بیز ساده با وجود عملکرد خوب روی مجموعه داده ۲، روی مجموعه داده ۱ نسبت به روش پیشنهادی و SVM به طور قابل توجه ای ضعیف تر عمل کرده است. همچنین روش بیز ساده و ماشین بردار پشتیبان استاندارد عملکرد بهتری روی مجموعه داده ۲ داشته اند که دلیل آن می تواند نبودن بعضی از ویژگی ها در مجموعه داده ۲ باشد.

در جمع بندی این بخش می توان گفت که روش پیشنهادی این پژوهش با وجود نامتوزان بودن داده ها، عملکرد خیلی خوبی دارد و قابلیت تبدیل شدن به یک مدل کارا و قابل اطمینان برای مسئله دسته بندی سبک یادگیری دانشجویان را دارد.

نتیجه گیری

در این پژوهش، ضمن تاکید بر افزایش جذابیت آموزش الکترونیکی، مسئله تشخیص خودکار سبک یادگیری دانشجویان بررسی شده است و مدل MBTI برای تعیین سبک های یادگیری استفاده شده است. دو مجموعه داده از تعامل ۲۰۲ دانشجو مهندسی برق و کامپیوتر با سامانه آموزش الکترونیکی مودل جمع آوری شده است. مجموعه داده جمع آوری شده بسیار نامتوزان است که تاثیر منفی روی دقت دسته بند ها دارد. با در نظر گرفتن این نکته، ماشین بردار پشتیبان دو قلو کمترین مربعات به عنوان دسته بند استفاده شده است. ویژگی بارز این دسته بند حساسیت کم به توازن داده ها و سرعت بسیار زیاد است. نتایج نشان می دهد که روش پیشنهادی با وجود نامتوزان بودن داده ها، در دسته بندی سبک یادگیری دانشجویان بسیار خوب عمل کرده است و با دقت ۹۵ درصد سبک های یادگیری را تشخیص می دهد.

با توجه به عملکرد بسیار خوب روش پیشنهادی، می توان یک مولفه جدید به سیستم های آموزش الکترونیکی مانند مودل اضافه کرد و با شناسایی سبک یادگیری، محتوا و روش مناسب آموزش برای یادگیرنده مشخص گردد. همچنین برای پژوهش های آینده می توان داده های بیشتری از یک محیط آموزش الکترونیکی جمع آوری کرد و با ویژگی های شناختی از یادگیرنده سبک های یادگیری را دسته بندی کرد.

مشارکت نویسندگان

تمام نویسندگان به نسبت سهم برابر در این پژوهش مشارکت داشتند.

تشکر و قدردانی

از تمام کسانی که ما را در انجام این پژوهش یاری رساندند تشکر و قدردانی داریم.

تعارض و منافع

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

منابع و مآخذ

[1] Fatahi S, Moradi H. A fuzzy cognitive map model to calculate a user's desirability based on personality in e-learning environments. *Computers in Human Behavior.* 2016; 63: 272-281. https://psycnet.apa.org/record/2016-39370-031

[2] Fatahi S, Moradi H, Kashani-Vahid L. A survey of personality and learning styles models applied in virtual environments with emphasis on e-learning environments. *Artificial Intelligence Review.* 2016; 46(3): 413-429.

[3] Haron NB, Salim NB. Empirical evaluation of mixed approach in adaptive hypermedia learning system. *In Proceedings of the postgraduate annual research seminar* (pp. 244-249).; 2006.

[4] Durling D, Cross N, Johnson J. *Personality and learning preferences of students in design and design-related disciplines.* London: L. University; 1996.

[5] Felder RM, Felder GN, Dietz EJ. (2002). The effects of personality type on engineering student performance and attitudes. *Journal of Engineering Education.* 2003; 91(1): 3-17.

[6] Kinshuk SG. Providing adaptive courses in learning management systems with respect to learning styles. *Proceedings of the world conference on e-learning in corporate, government, healthcare, and higher education (e-Learn)* (pp. 2576-2583); 2007.

[7] García P, Amandi A, Schiaffino S, Campo M. Evaluating Bayesian networks' precision for detecting students' learning styles. *Computers & Education.* 2007; 49(3): 794-808.

[8] Gong W, Wang W. Application research of support vector machine in E-Learning for personality. *Cloud Computing and Intelligence Systems (CCIS), IEEE International Conference on* (pp. 638-642); 2011.

[9] Fatahi S, Moradi H, Farmad E. Behavioral Feature Extraction to Determine Learning Styles in e-Learning Environments. *International Association for Development of the Information Society;* 2015.

[10] Truong HM. Integrating learning styles and adaptive e-learning system: Current developments, problems and opportunities. *Computers in Human Behavior.* 2016; 55: 1185-1193.

[11] Jayadeva Khemchandani R, Chandra S. Twin support vector machines for pattern classification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2007; 29*(5).

[12] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks. *Machine Learning. 1*995; 20(3): 273-297.

[13] Nayak J, Naik B, Behera H. A comprehensive survey on support vector machine in data mining tasks: applications & challenges. *International Journal of Database Theory and Application.* 2015; 8(1): 169-186.

[14] Ripley BD. *Pattern recognition and neural networks* (1st ed.). Cambridge: Cambridge university press; 2007.

[15] Kumar MA, Gopal M. Least squares twin support vector machines for pattern classification. *Expert Systems with Applications.* 2009; 36(4): 7535-7543.

[16] Witten IH, Frank E, Hall MA, Pal CJ. *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques* (4th ed.). Massachusetts: Morgan Kaufmann; 2016.

Citation: (Vancoure): Nasiri JA., Mir AM., Fatahi S. [Classification of learning styles using behavioral features and twin support vector machine]. *Tech. Edu. J.* 2019; 13(2): 316-326.

http://dx.doi.org/10.22061/jte.2018.3358.1859

COPYRIGHTS

©2019 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.