نشریه علمی- پژوهشی فناوری آموزش، زمستان 1398، جلد 13، شماره 3، ص ص 459 -469

نشریه علمی ـ پژوهشی

فنـــاوری آمـــوزش

jte.sru.ac.ir ISSN: 2345 – 5462

دسته‌بندی سبک‌های یادگیری با استفاده از ویژگی‌های رفتاری و ماشین بردار پشتیبان دوقلو

جلال‌الدین نصیری[1]، امیرمحمود میر[2]، سمیه فتاحی[3]

[1] گروه زبان‌شناسی رایانشی، پژوهشکده علوم اطلاعات، پژوهشگاه علوم و فناوری اطلاعات ایران (ایرانداک)، تهران، ایران.
(نویسنده مسئول) j.nasiri@irandoc.ac.ir

[2] گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران شمال، تهران، ایران

[3] گروه سیستم‌های اطلاعاتی، پژوهشکده فناوری اطلاعات، پژوهشگاه علوم و فناوری اطلاعات ایران (ایرانداک)، تهران، ایران

اطلاعات مقاله

مقاله علمی- پژوهشی
دریافت: 07 اسفند1396
پذیرش: 15 آبان 1397

واژگان کلیدی:
آموزش الکترونیکی
سبک یادگیری
ماشین بردار پشتیبان
MBTI

چکیده

موفقیت تحصیلی دانشجویان از اهداف مهم در محیط‌های 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 می‌کند. لحاظ کردن یک شیوه مناسب آموزش باعث بهبود عملکرد دانشجویان در محیط آموزشی می‌شود. در این مقاله، هدف ساخت یک مدل برای تشخیص خودکار سبک‌های یادگیری است. بدین منظور از یک محیط آموزش الکترونیکی متشکل از 202 دانشجو رشته مهندسی برق و کامپیوتر، دو مجموعه داده برای ایجاد مدل جمع آوری شده است. ویژگی‌های رفتاری از نحوه تعامل دانشجویان با سامانه آموزش الکترونیکی استخراج شده و سپس سبک‌های یادگیری با روش ماشین بردار پشتیبان دو قلو دسته‌بندی می‌شوند. ماشین بردار پشتیبان دو قلو گونه جدیدی از دسته‌بندهای مبتنی بر مرز مانند SVM است که هدف آن بدست آوردن حاشیه ناموازی است. این دسته‌بند به دادگان نامتوزان حساس نمی باشد و سرعت آموزش آن بسیار سریع است. نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی از سایر روش‌ها بهتر عمل کرده و با دقت 95 درصد سبک‌های یادگیری را تشخیص می‌دهد.

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

Jalal A. Nasiri[1], Amir M. Mir[2] and Somayeh Fatahi[3]

[1] Department of Computational Linguistics, Information Science Research Department, Iranian Research Institute for Information Science and Technology (IRANDOC), Tehran, Iran. (Corresponding author) j.nasiri@irandoc.ac.ir
[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

ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper
Received: 26 February 2018
Accepted: 06 November 2018

Keywords:
E-Learning
Learning Style
Support Vector Machine
MBTI

ABSTRACT

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. 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. The results reveal that proposed method performs better than other used learning algorithms and it predicts learning styles with 95 percent accuracy.

Archive of SID
www.SID.ir

1. مقدمه

دسترسی به اینترنت و کامپیوتر فرصت‌هایی را برای آموزش الکترونیکی ایجاد کرده‌اند. دسترسی راحت‌تر به منابع و آزادی عمل کاربران از مزایای آموزش الکترونیکی است [1]. با این حال 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. از این رو، توسعه دهندگان سیستم‌های آموزش الکترونیکی می توانند با در نظر گرفتن سبک یادگیری و طراحی رابط‌های کاربری تعاملی به حل کردن مشکلات مذکور در این سیستم‌ها کمک نمایند. همچنین تشخیص خودکار سبک یادگیری نه تنها جذابیت آموزش الکترونیکی را افزایش می‌دهد، بلکه موجب افزایش کارایی و انگیزه یادگیرندگان در محیط‌های الکترونیکی نیز می‌شود [2]. مطالعات روانشناسی نشان می‌دهد که افراد در تصمیم‌گیری، حل مسئله و یادگیری با یکدیگر متفاوت هستند. سبک یادگیری باعث می‌شود که افراد به گونه متفاوتی یک مطلب را درک کنند [2]. برای مثال افرادی که حافظه بصری خوبی دارند، ارائه مباحث به صورت بصری را نسبت به صورت شفاهی ترجیح می‌دهند. لحاظ کردن یک شیوه مناسب آموزش باعث بهبود عملکرد یادگیرنده در محیط آموزشی می‌شود. عدم توجه به سبک یادگیری دانشجویان باعث کاهش انگیزه و علاقه‌ی آن‌ها به مطالعه و شرکت در دوره-های آموزشی می‌شود [3].

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 می‌گذارد. برای مثال، زمانی‌که یک مبحث با سرعت زیاد تدریس شود، درک مطلب سخت می‌شود. معمولا سرفصل‌ها به یکدیگر وابسته هستند و عدم درک صحیح یک مبحث منجر به کاهش فهم مباحث بعدی می‌شود [4]. استادان می‌توانند با درنظر گرفتن سبک یادگیری دانشجویان، شیوه مناسب آموزش برای آن‌ها را طراحی کنند.

در دهه اخیر، پژوهش‌های فراوانی روی آموزش الکترونیکی و اهمیت سبک‌های یادگیری انجام گرفته است. در اینجا به برخی از پژوهش‌های مرتبط با این مقاله اشاره می‌شود. فلدر و همکاران [5]، تاثیر سبک یادگیری را روی عملکرد دانشجویان در محیط آموزشی بررسی کرده‌اند. برای انجام این پژوهش، 116 دانشجو رشته مهندسی شیمی از دانشگاه ایالتی کارولینای شمالی شرکت کرده‌اند و سبک یادگیری آن‌ها با مدل MBTI مشخص شده است. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که مدل MBTI برای تشخیص سبک یادگیری دانشجویان جهت طراحی بهتر روش آموزش، مناسب است.

کینشوک مفهوم جدید «تطبیق‌پذیری» بر اساس سبک‌های یادگیری را معرفی کرده‌است [6]. نقطه ضعف مهم سیستم‌های مدیریت آموزش، عدم تطبیق‌پذیری آن‌ها است. در این پژوهش برای حل این نقطه ضعف، سیستم آموزش موودل (Moodle) توسعه یافته است. آزمایش روی 437 دانشجو برای ارزیابی روش پیشنهادی انجام گرفته شده است. نتایج نشان می‌دهد که با در نظرگفتن سبک یادگیری در محیط آموزشی، دانشجویان زمان کمتری روی واحد درسی صرف می‌کنند و نمرات بهتری کسب می‌کنند.

گارسیا و همکاران [7] با شبکه بیزین سبک یادگیری دانشجویان را در یک محیط آموزش الکترونیکی پیش‌بینی 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 می‌دهد که شبکه بیزین دقت خوبی در شناسایی سبک یادگیری دانشجویان دارد.

گانگ و ونگ [8] کاربرد ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) را در دسته‌بندی سبک یادگیری در محیط آموزش الکترونیکی بررسی کرده‌اند. در این پژوهش، مدل فلدر – سیلورمن برای مسئله دسته‌بندی سبک یادگیری یادگیرنده پیشنهاد شده است. همچنین یک مدل پویا ارائه شده است که قادر به دسته-بندی سبک یادگیری یادگیرنده و فراهم‌کردن محتوای آموزشی مناسب یادگیرنده است. ماشین بردار پشتیبان دسته‌بند این مدل پیشنهادی است.

فتاحی و همکاران [9] مسئله دسته‌بندی سبک یادگیری یادگیرندگان را در یک محیط آموزش الکترونیکی بررسی کرده‌اند. مدل MBTI برای تشخیص سبک یادگیری استفاده شده است. داده‌ها از یک محیط آموزش الکترونیکی واقعی جمع‌آوری شده است و سپس ویژگی‌های رفتاری برای دسته‌بندی سبک یادگیری یادگیرندگان استخراج شده است. بهترین نتیجه بدست آمده برای دسته‌بندی بعد شخصیتی فکری – احساسی است که دقت آن 72 درصد می‌باشد.

ترونگ [10] 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 می‌کند. در این سیستم تطبیق پذیر، منابع آموزشی بر اساس نیاز یادگیرنده

Archive of SID

www.SID.ir

شخصی‌سازی می‌شود. بطوریکه، شیوه مناسب آموزش در جهت بهبود عملکرد یادگیرنده مشخص می‌گردد. همچنین این مطالعه نشان می‌دهد که مدل فیلدر – سیلورمن بیشتر از سایر مدل‌ها در سیستم های آموزش الکترونیکی تطبیق پذیر استفاده شده است.

پژوهش‌های قبل به نامتوزان بودن داده‌ها در مسئله پیش‌بینی سبک‌های یادگیری توجه نکرده‌اند. غالبا افراد شرکت‌کننده در آزمایش کم هستند و نمونه‌های اندکی برای بعضی از سبک‌های یادگیری وجود دارد. همین مسئله باعث می‌شود که دسته‌بند به سمت کلاس با داده‌های بیشتر گرایش پیدا کند و در تشخیص کلاس با داده‌های کمتر ضعیف عمل کند. همچنین بیشتر پژوهش‌های پیشین از مدل فلدر – سیلورمن برای تشخیص سبک های یادگیری استفاده کرده‌اند. با توجه به پیشنهادهای [10]، این تحقیق از مدل MBTI استفاده می‌کند.

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

1. داده‌های جدید و واقعی از یک محیط آموزش الکترونیکی جمع آوری شده است. ویژگی‌های رفتاری یادگیرنده از این داده‌ها استخراج شده و سبک یادگیری با این داده‌ها دسته‌بندی می‌شود.
2. سبک‌های 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 داده‌های نامتوزان است.

نتایج نشان می‌دهد که با داده‌های جمع‌آوری شده و استفاده از دسته‌بند مذکور، مدلی قابل اطمینان برای دسته‌بندی سبک یادگیری یادگیرندگان بدست آمده است.

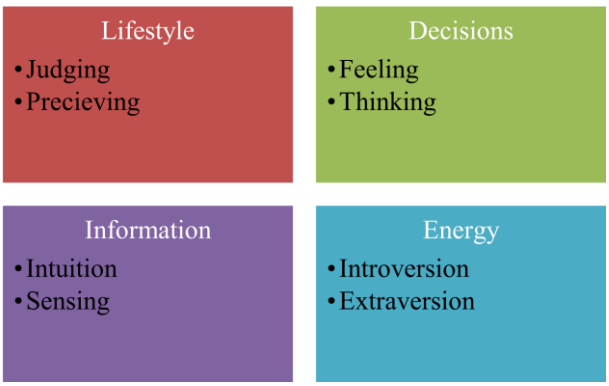
2. روش تحقیق

در این بخش، ابتدا مدل مشهور MBTI برای تشخیص سبک‌های یادگیری شرح داده شده است. در زیر بخش 2-2، مجموعه داده و جامعه آماری این پژوهش توضیح داده شده است. ویژگی‌های رفتاری برای دسته‌بندی سبک‌های یادگیری در بخش 3-2 بیان شده است. دسته‌بند پیشنهادی یعنی ماشین بردار پشتیبان دو قلو کمترین مربعات در بخش 4-2 معرفی شده است. در بخش 6-2 ابزارهای پیاده‌سازی و اجرای الگوریتم‌ها ذکر شده است. در آخر، مراحل کلی پژوهش بیان شده است.

2.1 مدل MBTI

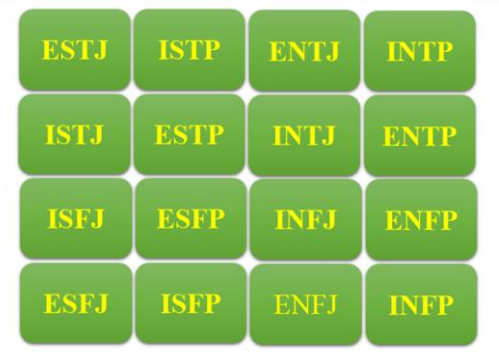
مدل MBTI در این پژوهش برای تشخیص سبک یادگیری دانشجویان استفاده شده است. کارل یونگ این مدل را ایجاد کرده است. در سال 1920، این مدل توسط کاترین بریگز و ایزابل مایرز توسعه داده شده است. شهرت و اعتبار این مدل، آن را برای دسته-بندی سبک‌های یادگیری مناسب می‌کند [2]. هر فرد بر اساس مدل MBTI چهار بعد شخصیتی دارد. شخصیت را در محیط‌های آموزشی، سبک یادگیری می‌نامند. شکل 1، ابعاد شخصیتی در مدل MBTI را نشان می‌دهد.

برای مثال، یک یادگیرنده می‌تواند درونگرا (Introversion)، شهودی (Intuition)، احساسی (Feeling) و قضاوتی (Judging) باشد. بعد قضاوتی- ادراکی روی سبک زندگی افراد تاثیر می‌گذارد. معمولا افراد قضاوتی در مدیریت زمان و برنامه‌ریزی بهتر از افرادی



شکل 1. چهار بعد شخصیتی مدل MBTI

Fig 1. The four dimensions of MBTI model.



شکل 2. شانزده تیپ شخصیتی مدل MBTI

Fig. 2 The sixteen personality types of MBTI model.

Archive of SID
www.SID.ir

ادراکی عمل می‌کنند. چهار بعد شخصیتی ذکر شده در شکل 2، در مجموع 16 تیپ شخصیتی محنصر به فرد را در مدل MBTI می‌سازد. شکل 2 تیپ‌های شخصیتی در مدل MBTI را نشان می‌دهد.

برای مثال، تیپ شخصیتی ENTJ، دارای بعد شخصیتی برونگرا، شهودی، فکری و قضاوتی است. افراد با تیپ شخصیتی مذکور در مدیریت یک مجموعه و برنامه‌ریزی 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 می‌شود.

2.2 مجموعه داده

برای انجام این پژوهش، یعنی دسته‌بندی 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.

2.2.1 نحوه جمع‌آوری داده‌ها

در سامانه آموزش الکترونیکی موودل 202 دانشجو مهندسی برق و کامپیوتر در واحد درسی «مبانی کامپیوتر و برنامه‌نویسی» ثبت نام کرده‌اند. جمع آوری داده‌ها دو فاز دارد. در فاز اول ابتدا دانشجویان پرسش‌نامه مدل MBTI را تکمیل می‌کنند تا سبک یادگیری آن‌ها مشخص شود. در فاز دوم، یک مبحث به دانشجو آموزش داده می‌شود که مراحل آن به صورت زیر است:

1. ابتدا کاربر به 5 سوال درباره یک مبحث پاسخ می‌دهد. برای هر سوال از کاربر سوالات زیر پرسیده می‌شود:
   1. آیا نیازی به راهنمایی معلم دارد یا خیر.
   2. آیا راهنمایی معلم برای کاربر مفید بوده است یا خیر.
   3. میزان تلاش کاربر برای پاسخ دادن به هر سوال از وی پرسیده می‌شود.
2. پس از اتمام مرحله 1، آموزشی متناسب با سطح دانشجو درباره مبحث مورد نظر به وی داده می‌شود. پس از آموزش کاربر، از وی 5 سوال دیگر پرسیده می‌شود. سه سوال مذکور در مرحله 1، برای هر سوال از دانشجو پرسیده می‌شود.
3. پس از اتمام مرحله 1 و 2، میزان خوشایندی از سوال‌ها و نحوه آموزش پرسیده می‌شود.

پس از اتمام مراحل آموزش کاربران، دو مجموعه داده برای انجام این پژوهش ایجاد شده است. تفاوت این دو مجموعه داده در جدول 1 آمده است.

جدول 1. خصوصیات مجموعه داده

Table 1. Data set characteristics

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

تفاوت اصلی مجموعه داده 2 با 1 این است که مرحله 2 که کاربر دوباره آموزش می بیند را ندارد. همچنین مبحث تدریس شده نیز در هر دو مجموعه داده متفاوت است.

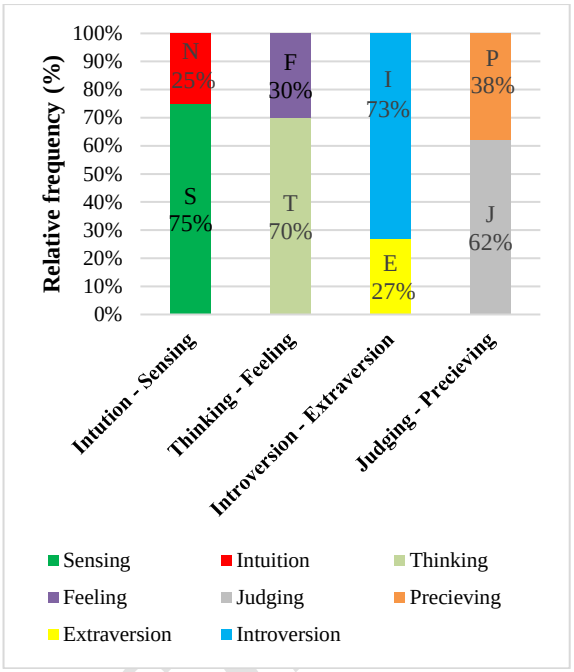
2.2.2 توزیع مجموعه داده

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

شکل 3 و 4 به ترتیب توزیع مجموعه داده 1 و 2 را نشان می‌دهد. در مجموعه داده 1، فقط مجموعه داده قضاوتی – ادراکی نسبت به سایر داده‌ها توزان بهتری دارد. همچنین مجموعه داده شهودی – حسی بسیار نامتوزان است و فقط 25 درصد نمونه‌ها متعلق به کلاس شهودی است. در مجموعه داده 2، مجموعه داده قضاوتی – ادراکی نسبتا متوزان است و از هر دو کلاس نمونه‌های کافی وجود دارد. مجموعه داده برونگرا – درونگرا و فکری – احساسی بسیار نامتوزان هستند.

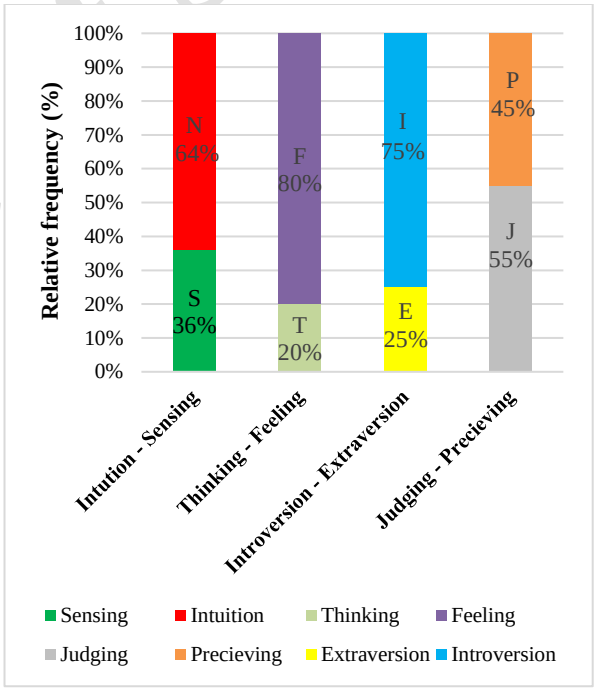
نامتوزان بودن مجموعه داده‌ها باعث می‌شود که الگوریتم‌های یادگیری به سمت کلاس با نمونه‌های بیشتر گرایش پیدا کنند و در تشخیص کلاس دیگر (کلاس با نمونه‌های کمتر) ضعیف عمل کنند. برای غلبه بر این مشکل، روش ماشین بردار پشتیبان دو قلو کمترین مربعات برای دسته‌بندی سبک یادگیری دانشجویان انتخاب شده است. روش مذکور عملکرد خوبی روی مجموعه داده‌های نامتوزان دارد [11].

Archive of SID
www.SID.ir



شکل 3. توزیع داده‌های مجموعه داده 1

Fig. 3. The distribution of dataset 1.



شکل 4. توزیع داده‌های مجموعه داده 2

Fig. 4. The distribution of dataset 2.

2.3 ویژگی‌ها

بعد از جمع‌آوری داده‌ها، ویژگی‌های زیر برای دسته‌بندی سبک یادگیری یادگیرندگان از داده‌ها استخراج شده است (جدول 2). در مجموع 19 ویژگی از داده‌ها با در نظر گرفتن حریم خصوصی کاربران استخراج شده است. ویژگی‌های 9 تا 19 را ویژگی‌های رفتاری می‌نامند. این ویژگی‌ها از تعامل دانشجو با کامپیوتر بدست آمده است. مجموعه داده 1 تمام ویژگی‌ها را شامل می‌شود و مجموعه داده 2 فقط ویژگی‌های 1 تا 14 را در خود دارد. سبک یادگیری دانشجویان ارتباط زیادی با ویژگی‌های مستخرج در جدول 2 دارد. برای مثال، افراد درونگرا معمولا از معلم خود زیاد کمک نمی‌گیرند. افراد قضاوتی در مدیریت زمان بهتر هستند و فعالیت‌های محول شده را سریعتر تمام می‌کنند.

جدول 2. ویژگی‌های مستخرج از داده‌ها

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	

ویژگی‌های 1 تا 8 با پرکردن پرسش‌نامه مدل MBTI توسط دانشجویان حاصل شده و ویژگی‌های 9 تا 19 در فاز دوم جمع آوری داده‌ها بدست آمده است. ویژگی‌های 9 تا 13 مربوط به مرحله قبل آموزش کاربر است و ویژگی‌های 15 تا 18 مربوط به مرحله بعد از آموزش کاربر می‌باشد. در زیر بخش 1-2-2 فازهای جمع آوری داده‌ها و مراحل آموزش کاربر توضیح داده شده است.

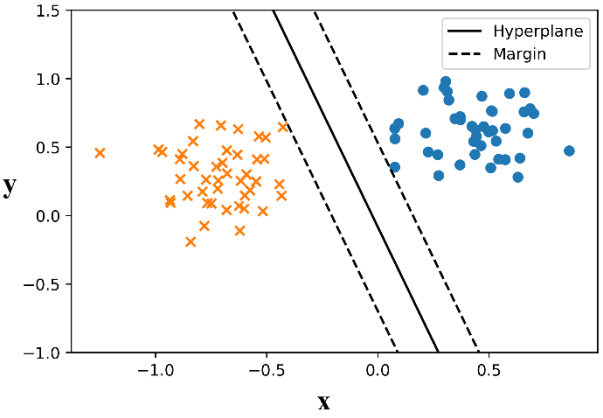
2.4 ماشین بردار پشتیبان دو قلو کمترین مربعات

ماشین بردار پشتیبان توسط وپنیک و کورتس در سال 1995 ارائه شد [12]. این روش یادگیری ماشین به دلیل تعمیم پذیری خوب در تشخیص بیماری‌ها، تشخیص چهره، تشخیص گفتار، دسته-بندی متن و مسائل دیگر استفاده شده است [13]. ایده اصلی این روش پیدا کردن یک ابرصفحه جداکننده با بیشترین فاصله ممکن از نمونه‌های هر دو کلاس است. ابرصفحه جدا کننده از طریق حل کردن یک مسئله بهینه‌سازی بدست می‌آید که در رابطه 1 تعریف شده است.

Archive of SID
www.SID.ir

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

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 5 نمایش هندسی ماشین بردار پشتیبان را نشان می‌دهد. (شکل 5 و 6 توسط آموزش دسته‌بند با مجموعه داده مصنوعی Ripley[14] ایجاد شده است.)



شکل 5. نمایش هندسی ماشین بردار پشتیبان

Fig. 5. The geometrical interpretation of Support Vector Machine

با وجود تعمیم‌پذیری خوب، ماشین بردار پشتیبان دارای نقاط ضعفی مانند کم بودن سرعت آموزش و حساس به بودن داده‌های نامتوزان است. پژوهشگران برای حل کردن این دو مشکل توسعه‌هایی از ماشین بردار پشتیبان را ارائه داده‌اند. یکی از این توسعه‌ها، ماشین بردار پشتیبان دو قلو (Twin Support Vector Machine) است [11]. این روش نسبت به SVM استاندارد 4 برابر سریع‌تر است و عملکرد بهتری روی داده‌های نامتوزان دارد.

ایده اصلی ماشین بردار پشتیبان دو قلو بدست آوردن دو ابرصفحه غیر موازی است. بطوریکه روی نمونه‌های هر کلاس، یک ابرصفحه غیر موازی قرار می‌گیرد. دو ابرصفحه غیر موازی در رابطه‌ی 2 تعریف شده است.

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

دو مسئله بهینه‌سازی برای بدست آوردن این دو ابرصفحه حل می‌شود که می تواند بسته به تعداد ویژگی‌ها و تعداد نمونه‌ها زمان‌بر 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.

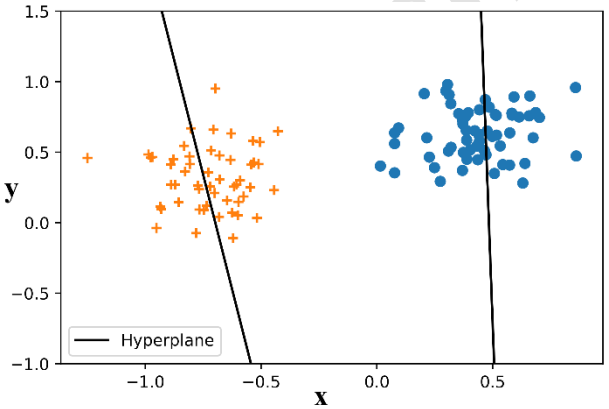
دسته‌بند LS-TSVM مانند ماشین بردار پشتیبان دو قلو به دنبال ایجاد کردن دو ابرصفحه غیر موازی است. با این حال نحوه بدست آوردن این دو ابرصفحه متفاوت با Twin-SVM استاندارد است. در این روش دو مسئله بهینه‌سازی با قید تعریف می‌شود که در رابطه 3 و 4 نشان داده شده است.

$$\underset{w^{(1)},b^{(1)},y}{Min}\ \frac{1}{2}\left\|Aw^{(1)} + e_1 b^{(1)}\right\|^2 + \frac{C_1}{2}e_2^T y \qquad (3)$$
$$s.t. \quad -(Bw^{(1)} + e_2 b^{(1)}) + y = e_2$$

$$\underset{w^{(2)},b^{(2)},y}{Min}\ \frac{1}{2}\left\|Bw^{(2)} + e_2 b^{(2)}\right\|^2 + \frac{C_2}{2}e_1^T y \qquad (4)$$
$$s.t. \quad (Aw^{(2)} + e_1 b^{(2)}) + y = e_1$$

بردار $w^{(i)}$ مختصات ابرصفحه i است، ماتریس A بیانگر داده‌های کلاس 1 و ماتریس B نیز بیانگر داده‌های کلاس 1- است. متغیر y، متغیر لغرش است. بردار e، مقادیر یک را در خود دارد. در رابطه 3 و 4 دو پارامتر C_1 و C_2 وجود دارد که برای کمتر کردن خطا تنظیم می‌شود.

به طور کلی رابطه 3 بیان می‌کند که بردار $w^{(1)}$ و بایاس $b^{(1)}$ باید طوری انتخاب شود که ابرصفحه غیرموازی 1 تا جای ممکن به نمونه‌های کلاس 1 (ماتریس A) نزدیک شود و از نمونه‌های کلاس 1- (ماتریس B) دور شود. رابطه 3 نیز مشابه رابطه 2 تفسیر می‌شود. با این تفاوت که ابرصفحه غیرموازی 2 به نمونه‌های کلاس 1- نزدیک‌تر و از نمونه‌های کلاس 1 دورتر است. شکل 6 تفسیر هندسی روش ماشین بردار پشتیبان دو قلو را نشان می‌دهد.



شکل 6. نمایش هندسی روش ماشین بردار پشتیبان دو قلو

Fig. 6. The geometrical interpretation of twin support vector machine

از آنجایی که قید هر دو مسئله بهینه‌سازی (3) و (4) برابر با بردار e است، می‌توان دو مسئله بهینه‌سازی فوق را با دستگاه معادلات خطی حل نمود که همین موضوع زمان آموزش LS-TSVM را

www.SID.ir

بسیار کمتر از Twin-SVM می‌کند. رابطه 5 و 6 راه حل دو مسئله بهینه‌سازی ذکر شده در روابط 3 و 4 هستند.

$$\begin{bmatrix} w^{(1)} \\ b^{(1)} \end{bmatrix} = -(F^T F + \frac{1}{C_1} E^T E)^{-1} F^T e \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} w^{(2)} \\ b^{(2)} \end{bmatrix} = (E^T E + \frac{1}{C_2} F^T F)^{-1} E^T e \quad (6)$$

ماتریس E برابر با $[A\,e]$ و ماتریس F نیز برابر با $[B\,e]$ است. مختصات دو ابرصفحه غیر موازی با حل کردن رابطه 4 و 5 بدست می‌آید. سپس برای فهمیدن اینکه داده تست به کدام کلاس تعلق دارد، فاصله عمودی آن را از دو ابرصفحه غیر موازی محاسبه می‌کنیم. داده تست به کلاسی تعلق دارد که فاصله عمودی آن با ابرصفحه غیرموازی آن کلاس کمتر باشد. رابطه 7 و 8 فاصله عمودی یک نمونه را به ترتیب از ابرصفحه غیر موازی کلاس 1 و 1- نشان می‌دهد.

$$\left| x^T w^{(1)} + b^{(1)} \right| \quad (7)$$

$$\left| x^T w^{(2)} + b^{(2)} \right| \quad (8)$$

توضیحات و رابطه‌های 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 می‌شود که در آن از یک تابع هسته بهره گرفته می‌شود. رابطه‌های نسخه غیر خطی در مقاله اصلی [15] توضیح داده شده است.

2.5 معیارهای ارزیابی

مسئله اصلی این مقاله دسته‌بندی سبک های یادگیری است. برای سنجش عملکرد روش پیشنهادی روی مسئله ذکر شده از معیارهای ارزیابی دقت، بازخوانی (Recall)، صحت (Precision) و F1 استفاده شده است. معیار دقت به تنهایی برای سنجش عملکرد روش پیشنهادی کافی نیست. زیرا مجموعه داده این پژوهش نامتوزان است. برای مثال دسته‌بندی فکری – احساسی در مجموعه داده 2 بسیار نامتوزان است. چنانچه الگوریتم یادگیری فقط کلاس احساسی را تشخیص دهد، دقت الگوریتم 80 درصد می‌شود ولی الگوریتم در تشخیص کلاس فکری ناتوان است. به همین دلیل برای سنجش بهتر از سایر معیارهای ارزیابی نیز استفاده شده است. معیارهای مذکور به ترتیب در رابطه‌های 9، 10، 11 و 12 نشان داده شده است.

$$\text{Accuracy} = \frac{(TP + TN)}{N} \quad (9)$$

$$\text{Re}call(R) = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (10)$$

$$\text{Pr}ecision(P) = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (11)$$

$$F1 = \frac{2 \times PR}{(P + R)} \quad (12)$$

متغیر TP بیانگر تعداد نمونه‌هایی است که کلاس واقعی آن‌ها 1 است و دسته‌بند به درستی کلاس 1 تشخیص داده، متغیر TN نیز تعداد نمونه هایی است کلاس واقعی آن‌ها 1- است و دسته‌بند به درستی کلاس 1- تشخیص داده، متغیر FP، تعداد نمونه‌هایی است که کلاس واقعی آن‌ها 1- است اما دسته‌بند به اشتباه کلاس 1 تشخیص داده است و همچنین متغیر FN تعداد نمونه‌هایی است که کلاس واقعی آن‌ها 1 است اما دسته‌بند به اشتباه کلاس 1- تشخیص داده است. متغیر N برابر با تعداد کل نمونه‌های مجموعه داده است.

2.6 نحوه پیاده‌سازی روش پیشنهادی و اجرای الگوریتم‌ها

آماده‌سازی داده‌ها و پیاده‌سازی روش ماشین بردار پشتیبان دو قلو کمترین مربعات با زبان برنامه‌نویسی پایتون (Python) نسخه 3.6 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 بهینه‌ی پارامترها با جستجوی شبکه‌ای (Grid search) بدست می‌آید. مشخصات سخت افزار استفاده شده برای اجرای الگوریتم‌ها در جدول 3 ذکر شده است.

جدول 3. 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

روش پیشنهادی این پژوهش با روش‌های ماشین بردار پشتیبان استاندارد، بیز ساده (Naïve bayes) و روش k نزدیک‌ترین همسایه (KNN) مقایسه شده است. برای اجرای الگوریتم‌های مذکور از نرم افزار وِکا (Weka) نسخه 3.9 استفاده شده است [16]. برای SVM از تابع هسته چند جمله‌ای استفاده شده است. همچنین مقدار پارامتر k برای روش KNN بر اساس بهتر شدن دقت تعیین شده است.

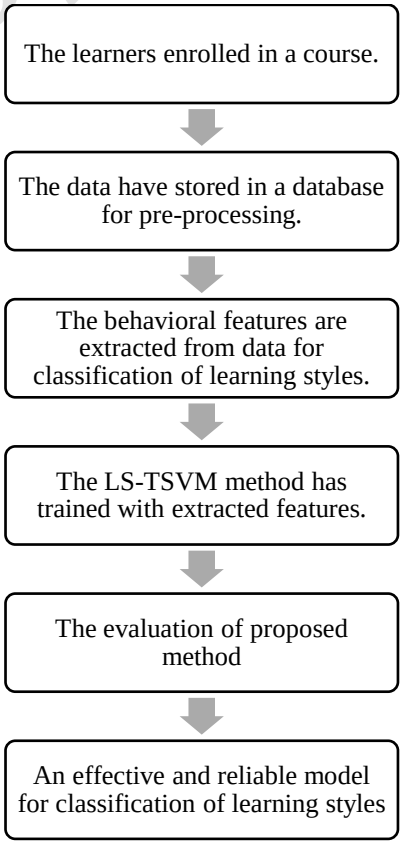
Archive of SID
www.SID.ir

2.7 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:

1. داده‌ها برای دسته‌بندی سبک یادگیری از یک محیط آموزش الکترونیکی جمع‌آوری شده است. 202 دانشجو برای این منظور ثبت نام کرده‌اند.
2. داده‌ها برای پردازش در یک پایگاه داده ذخیره شده است. دو مجموعه داده برای انجام این پژوهش ایجاد شده است.
3. در مجموع 19 ویژگی از داده‌ها استخراج شده است. ویژگی‌های رفتاری در بخش 3-2 توضیح داده شده است.
4. ماشین بردار پشتیبان دو قلو کمترین مربعات، دسته‌بند پیشنهادی برای مسئله این است که با داده‌های مرحله قبل آموزش می‌بینند.
5. مدل ایجاد شده در مرحله قبل با معیارهای ارزیابی بیان شده در بخش 5-2 مورد بررسی قرار می‌گیرد.
6. در نهایت خروجی این پژوهش یک مدل کارا و قابل اطمینان برای دسته‌بندی سبک یادگیری دانشجویان است.

مراحل فوق در شکل 7 نشان داده شده است.



شکل 7. فرآیند انجام این پژوهش

Fig. 7. The process of this research

3. نتایج و بحث

در این بخش به تحلیل و بررسی نتایج بدست آمده می‌پردازیم. به طور کلی چهار روش روی مسئله اصلی این پژوهش یعنی دسته-بندی سبک یادگیری دانشجویان آزمایش شده‌اند که شامل روش پیشنهادی، ماشین بردار پشتیبان، بیز ساده و KNN است. 50 درصد نمونه‌ها برای آموزش روش‌های مذکور بکارگرفته شده و 50 درصد باقی مانده برای ارزیابی روش‌ها استفاده شده است. تمامی روش‌ها روی چهار دسته‌بندی مدل MBTI یعنی فکری (T) – احساسی (F)، برونگرا (E) – درونگرا (I)، قضاوتی (J) – ادراکی (P) و حسی (S) – شهودی (N) آزمایش شده‌اند. نتایج ارزیابی روش پیشنهادی و سایر الگوریتم‌ها روی مجموعه داده 1 و 2 به ترتیب در جدول 4 و 5 ذکر شده است.

لازم به ذکر است که میانگین دو کلاس معیارهای بازخوانی، صحت و F1 در دو جدول 4 و 5 آمده است. همچنین در تحلیل و مقایسه روش‌ها، معیار F1 مد نظر می‌باشد. زیرا مجموعه داده‌ها اکثرا نامتوزان هستند و عملکرد روش‌ها باید در نظرگرفتن هر دو کلاس بررسی شود. ابتدا عملکرد روش‌ها در مجموعه داده 1 و سپس مجموعه داده 2 تحلیل و بررسی می‌شود.

ماشین بردار پشتیبان استاندارد در مجموعه داده 1 روی هر چهار دسته‌بندی عملکرد مناسبی دارد. زیرا روی هر چهار دسته‌بندی میانگین F1 هر دو کلاس بیشتر از 80 درصد است. با این حال روش SVM در دسته‌ی حسی – شهودی ضعیف‌تر از سایر دسته‌ها عمل کرده است و مقدار بازخوانی برابر با 80 درصد است. دسته-بندی حسی – شهودی در مجموعه داده 1 بسیار نامتوزان است و همین مسئله باعث کاهش بازخوانی شده است. علاوه بر این، دسته‌بند SVM به داده‌های نامتوزان نسبت به Twin-SVM حساس‌تر است.

روش بیز ساده در مجموعه داده 1 فقط در دسته بندی برونگرا – درونگرا عملکرد خوبی دارد و میانگین F1 هر دو کلاس برابر با 85.65 درصد است. این روش در دسته‌بندی فکری – احساسی نیز عملکرد خوبی دارد. با این وجود روش بیز ساده در دسته‌ی حسی - شهودی مقدار بازخوانی 65 درصد را دارد و عملکرد آن روی این دسته‌بندی ضعیف است. باردیگر نامتوزان بودن دسته‌بندی حسی - شهودی در مجموعه داده 1 باعث کاهش شدید مقدار بازخوانی برای روش بیز شده است.

عملکرد روش KNN در مجموعه داده 1 و در دسته‌بندی‌های حسی – شهودی، قضاوتی – ادراکی و تا حدی فکری – احساسی نزدیک به SVM است. نقطه ضعف مشهود این روش در دسته‌ی برونگرا - درونگرا است که مقدار بازخوانی برابر با 65.85 درصد

Archive of SID
www.SID.ir

است که دلیل آن نامتوزان بودن مجموعه داده این دسته‌بندی است.

جدول 4. نتایج روش پیشنهادی و سایر الگوریتم‌ها روی مجموعه داده 1

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**

روش پیشنهادی این مقاله در مجموعه داده 1 روی هر چهار دسته‌بندی نسبت به سایر روش‌ها بهتر عمل کرده است. میانگین F1 دسته‌بندی‌ها به جز دسته‌بندی حسی – شهودی بیشتر از 90 درصد است. روش پیشنهادی برخلاف سایر روش‌ها در دسته‌بندی حسی – شهودی نیز عملکرد مناسبی دارد و میانگین F1 برابر با 89.24 درصد است که عملکرد خوب روش LS-TSVM را روی مجموعه داده‌های نامتوزان توجیه می‌کند.

در ادامه عملکرد دسته‌بندها روی مجموعه داده 2 بررسی می‌شود. به طور کلی ماشین بردار پشتیبان استاندارد در مجموعه داده 2 روی هر چهار دسته‌بندی عملکرد مناسبی دارد که در دسته‌بندی حسی – شهودی و فکری – احساسی بارزتر است. این روش تنها روی دسته‌بندی برونگرا – درونگرا ضعیف تر عمل کرده است که مقدار بازخوانی آن برابر با 80.8 درصد است. زیرا مجموعه داده دسته‌بندی برونگرا – درونگرا بسیار نامتوزان است و تعداد نمونه‌های برونگرا نسبت به درونگرا بسیار کمتر است.

روش بیز ساده روی مجموعه داده 2 نسبت به مجموعه داده 1 در هر چهار دسته‌بندی به طور قابل توجه‌ای بهتر عمل کرده است. کمترین مقدار میانگین F1 هر دو کلاس برای دسته‌بندی برونگرا – درونگرا می‌باشد که مقدار آن برابر با 88.8 درصد است. در مجموعه داده 2، روش بیز ساده تنها روشی است که قابلیت رقابت با روش پیشنهادی این مقاله را دارد.

روش KNN در مجموعه داده 2 فقط در دسته‌بندی فکری – احساسی عملکرد مناسبی دارد و مقدار میانگین F1 هر دو کلاس برابر با 80.8 درصد است. نقطه ضعف مشهود این روش روی دسته‌بندی برونگرا – درونگرا است که مقدار بازخوانی برابر با 64.65 درصد است. به نظر می‌رسد که نمونه‌های هر دو کلاس در فضای ویژگی نزدیک به هم هستند و روش KNN با در نظر گرفتن نزدیک‌ترین همسایه، در تشخیص صحیح نمونه‌ها نسبت به سایر روش‌ها ضعیف‌تر عمل کرده است. این روش در مجموعه داده 2 ضعیف‌ترین عملکرد را در میان سایر روش‌ها دارد.

روش پیشنهادی این مقاله روی مجموعه داده 2 در هر چهار دسته‌بندی نسبت به سه روش دیگر بهتر است و فقط روش بیز ساده در دسته‌بندی فکری – احساسی عملکرد مشابه روش پیشنهادی دارد. مقدار معیار F1 برای هر چهار دسته‌بندی بیشتر از 90 درصد است که نشان دهنده برتری روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها است. روش پیشنهادی در دسته‌بندی برونگرا – درونگرا نسبت به سایر روش‌ها بهتر عمل کرده است و مقدار بازخوانی این دسته‌بندی برابر با 92.1 درصد است. با وجود نامتوزان بودن مجموعه داده 1 و 2، 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 روش‌ها، میانگین کلی هر روش را محاسبه می‌کنیم. برای محاسبه میانگین کلی، ابتدا برای هر روش از معیار F1 چهار دسته‌بندی میانگین می‌گیریم. با این کار عملکرد یک روش روی چهار دسته‌بندی به خوبی نشان داده می‌شود و ضعف در تشخیص یک دسته‌بندی در میانگین کلی مشخص می‌شود. برای هر دو مجموعه داده 1 و 2 میانگین کلی یک روش محاسبه شده است (شکل 8).

Archive
www.SID.ir

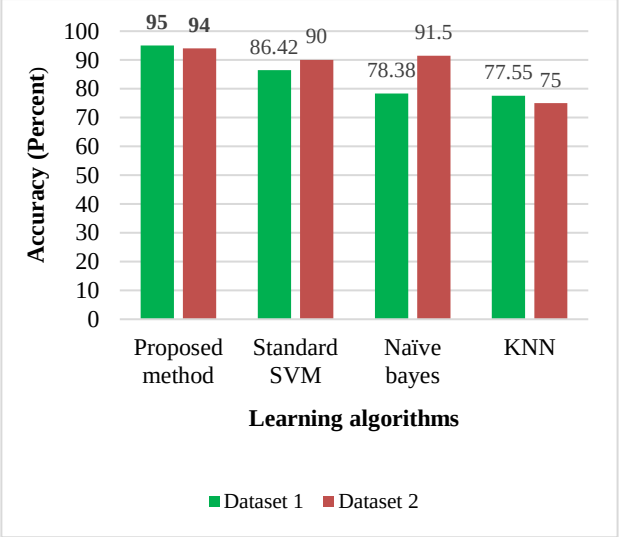
جدول 5. نتایج روش پیشنهادی و سایر الگوریتم‌ها روی مجموعه داده 2

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**

روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها 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 2، روی مجموعه داده 1 نسبت به روش پیشنهادی و SVM به طور قابل توجه‌ای ضعیف‌تر عمل کرده است. همچنین روش بیز ساده و ماشین بردار پشتیبان استاندارد عملکرد بهتری روی مجموعه داده 2 داشته‌اند که دلیل آن می‌تواند نبودن بعضی از ویژگی‌ها در مجموعه داده 2 باشد.

در جمع‌بندی این بخش می‌توان گفت که روش پیشنهادی این پژوهش با وجود نامتوزان بودن داده‌ها، عملکرد خیلی خوبی دارد و قابلیت تبدیل شدن به یک مدل کارا و قابل اطمینان برای مسئله دسته‌بندی سبک یادگیری دانشجویان را دارد.



شکل 8. 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

4. نتیجه‌گیری

در این پژوهش، ضمن تاکید بر افزایش جذابیت آموزش الکترونیکی، مسئله تشخیص خودکار سبک یادگیری دانشجویان بررسی شده است و مدل MBTI برای تعیین سبک‌های یادگیری استفاده شده است. دو مجموعه داده از تعامل 202 دانشجو مهندسی برق و کامپیوتر با سامانه آموزش الکترونیکی مودل جمع آوری شده است. مجموعه داده جمع‌آوری شده بسیار نامتوزان است که تاثیر منفی روی دقت دسته بندها دارد. با در نظر گرفتن این نکته، ماشین بردار پشتیبان دو قلو کمترین مربعات به عنوان دسته‌بند استفاده شده است. ویژگی بارز این دسته‌بند حساسیت کم به توازن داده‌ها و سرعت بسیار زیاد است. نتایج نشان می‌دهد که روش پیشنهادی با وجود نامتوزان بودن داده‌ها، در دسته‌بندی سبک یادگیری دانشجویان بسیار خوب عمل کرده است و با دقت 95 درصد سبک‌های یادگیری را تشخیص می‌دهد.

با توجه به عملکرد بسیار خوب روش پیشنهادی، می‌توان یک مولفه جدید به سیستم‌های آموزش الکترونیکی مانند مودل اضافه کرد و با شناسایی سبک یادگیری، محتوا و روش مناسب آموزش برای یادگیرنده مشخص گردد. همچنین برای پژوهش‌های آینده می‌توان داده‌های بیشتری از یک محیط آموزش الکترونیکی جمع-آوری کرد و با ویژگی‌های شناختی از یادگیرنده سبک‌های یادگیری را دسته‌بندی کرد.

Archive
www.SID.ir

مراجع

[1] Fatahi, S., & Moradi, H. (2016). A fuzzy cognitive map model to calculate a user's desirability based on personality in e-learning environments. *Computers in Human Behavior, 63*, 272-281 .

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

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

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

[5] Felder, R. M., Felder, G. N., & Dietz, E. J. (2002). The effects of personality type on engineering student performance and attitudes. *Journal of engineering education, 91*(1), 3-17 .

[6] Kinshuk, S. G. (2007). 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).

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

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

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

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

[11] Jayadeva, Khemchandani, R., & Chandra, S. (2007). Twin support vector machines for pattern classification. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 29* .(5)

[12] Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning, 20*(3), 273-297 .

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

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

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

[16] Witten, I. H., Frank, E., Hall, M. A., & Pal, C. J. (2016). *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques* (4th ed.). Massachusetts: Morgan Kaufmann.

How to cite this paper:

Jalal A. Nasiri, Amir M. Mir, Somayeh Fatahi, (2019). Classification of learning styles using behavioral features and twin support vector machine . *Journal of Technology of Education, 13*(3), 459-469.

DOI: 10.22061/jte.2018.3212.1816

URL: http://jte.sru.ac.ir/?_action=showPDF&article=825

Archive of SID

www.SID.ir