

## گروه‌بندی همسان یادگیرندگان در محیط یادگیری الکترونیکی به کمک روش خوشه‌بندی شورایی

\* ملیحه کمرئی      \*\* غلامعلی منتظر

\* کارشناسی ارشد مدیریت فناوری اطلاعات، گروه مدیریت، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران

\*\* استاد فناوری اطلاعات، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۰۴/۰۱      تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۳/۱۹

### چکیده

یادگیری الکترونیکی به عنوان روشی نوین در امر آموزش و یادگیری در طی سالیان اخیر مورد استقبال فراوانی قرار گرفته است. اکثر سامانه‌های یادگیری الکترونیکی، صرف نظر از تفاوت‌های فردی یادگیرندگان محتوای آموزشی مشابهی را برای همه یادگیرندگان ارائه می‌دهند در حالی که در آموزش‌های مبتنی بر وب، علاوه بر افزایش فرصت یادگیری باید به ارتقای بازدهی یادگیری نیز توجه شود. سامانه‌های یادگیری تطبیقی برای ارائه محتوای تطبیق‌پذیر با هر یادگیرنده، نیازمند گروه‌بندی یادگیرندگان با علایق مشابه است و برای تحقق این هدف، می‌توان از سبک‌های یادگیری یادگیرندگان بهره گرفت. گروه‌بندی خودکار یادگیرندگان در این محیط به کمک روش‌های خوشه‌بندی امکان‌پذیر است. به دلیل متفاوت بودن نتایج روش‌های خوشه‌بندی در تکرارهای مختلف، در این پژوهش از روش خوشه‌بندی شورایی برای ترکیب نتایج خوشه‌بندی پنج روش SVM، KNN، K-means، FCM و K-medoids برای گروه‌بندی یادگیرندگان در محیط یادگیری الکترونیکی استفاده شده است. نتایج ارزیابی تجربی روش خوشه‌بندی پیشنهادی بر اساس سه شاخص «دیویس - بولدین»، «خلوص و تجمع» و «واریانس» نشان می‌دهد که این روش، کاهش هزینه محاسباتی و دقت و سرعت بیشتری نسبت به سایر روش‌های متداول در شناسایی گروه‌ها داشته است.

**واژه‌های کلیدی:** یادگیری الکترونیکی، گروه‌بندی یادگیرندگان، خوشه‌بندی، سبک یادگیری، رویکرد شورایی.

### ۱- مقدمه

آموزش‌ها اشاره دارد و می‌تواند شامل تمامی فعالیت‌های آموزشی افراد یا گروه‌های برخط و برون‌خط، همزمان یا غیرهمزمان باشد [۲].

اکثر سیستم‌های یادگیری الکترونیکی، صرف نظر از تفاوت‌های فردی یادگیرندگان مانند توانایی‌ها، اهداف، میزان دانش، سبک یادگیری، پیش‌زمینه و... محتوای آموزشی یکسانی را برای تمامی یادگیرندگان ارائه

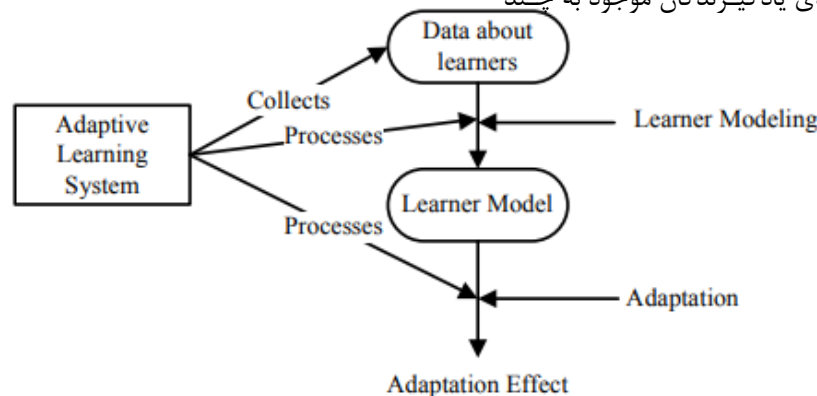
در سال‌های اخیر استفاده از یادگیری الکترونیکی در نهادهای آموزشی و محیط‌های تجاری با سرعت زیادی رو به افزایش است. این محیط، فارغ از محدودیت زمان و مکان، دسترسی یادگیرندگان به منابع یادگیری را تسهیل کرده است.

مفهوم یادگیری الکترونیکی به استفاده از فناوری‌های اطلاعات و ارتباطات به منظور ارائه طیف وسیعی از

گروه، به گونه‌ای است که یادگیرندگان در یک گروه بیشترین شباهت را و در گروه‌های مختلف، حداکثر تفاوت ممکن را از هم داشته باشند. از مهم‌ترین و پرکاربردترین الگوریتم‌های خوشه‌بندی می‌توان به روش‌های K-means، FCM و K-medoids اشاره کرد [۶]. یکی از مشکلات روش‌های خوشه‌بندی، وابستگی پاسخ آنها به نقطه شروع اولیه است که باعث می‌شود در تکرارهای مختلف الگوریتم، پاسخ‌های متفاوتی حاصل شود [۷]. بعضی الگوریتم‌های خوشه‌بندی به داده‌های دور از مرکز و نویز، حساس هستند [۶]. در این مقاله برای حل این مشکلات، روشی جدید برای گروه‌بندی یادگیرندگان بر مبنای سبک یادگیری آن‌ها در گروه‌های همسان ارائه شده است. در این روش با ترکیب نتایج روش‌های خوشه‌بندی مختلف شامل: FCM، K-means، KNN، SVM و K-medoids احتمال انتخاب یک روش ضعیف را کاهش می‌دهیم و با این کار، ضمن اینکه از پیچیده‌تر کردن روش‌ها جلوگیری شده است، با اعمال الگوریتم‌های پرکاربرد و ساده‌تر خوشه‌بندی، نتیجه بهتری حاصل می‌شود زیرا روش‌های مختلف می‌توانند معایب همدیگر را پوشش داده و نتیجه بهتری را حاصل کنند.

می‌دهند، در حالی که از مهم‌ترین اولویت‌های برنامه‌های یادگیری الکترونیکی، ارائه محتوای شخصی شده برای تک‌تک مخاطبان است [۳]. با افزایش کاربرد هوش مصنوعی در آموزش، سامانه‌های یادگیری تطبیقی، آموزش‌های سفارشی را متناسب با تفاوت‌های فردی یادگیرندگان ارائه می‌دهند. شکل ۱، فرایند انطباق در سامانه‌های یادگیری تطبیقی را نشان می‌دهد. در مرحله اول، سامانه داده‌هایی را از یادگیرندگان جمع‌آوری و پس از پردازش داده‌ها، مدل‌سازی می‌کند. مدل‌سازی می‌تواند بر اساس اطلاعات مختلفی مانند سبک یادگیری، سبک شناختی و ... افراد صورت پذیرد [۴]. ارائه محتوای آموزشی باید متناسب با توانایی‌ها و استعداد‌های یادگیرندگان باشد و از آنجا که یادگیرندگان دارای طیف متنوعی هستند و ارائه محتوای شخصی شده و متناسب با هر فرد، امری دشوار و پرهزینه است؛ لذا یکی از مؤثرترین روش‌های ارائه محتوای شخصی شده، گروه‌بندی یادگیرندگان با علایق مشابه است [۳]. با این روش می‌توان برای هر گروه از یادگیرندگان، آموزش مشابهی را با هزینه‌ای کمتر ارائه داد. برای گروه‌بندی یادگیرندگان می‌توان از روش‌های متداول خوشه‌بندی استفاده کرد [۵].

خوشه‌بندی، تقسیم‌بندی یادگیرندگان موجود به چند



شکل ۱- فرایند انطباق در سامانه‌های یادگیری تطبیقی [۴]

1. learning style

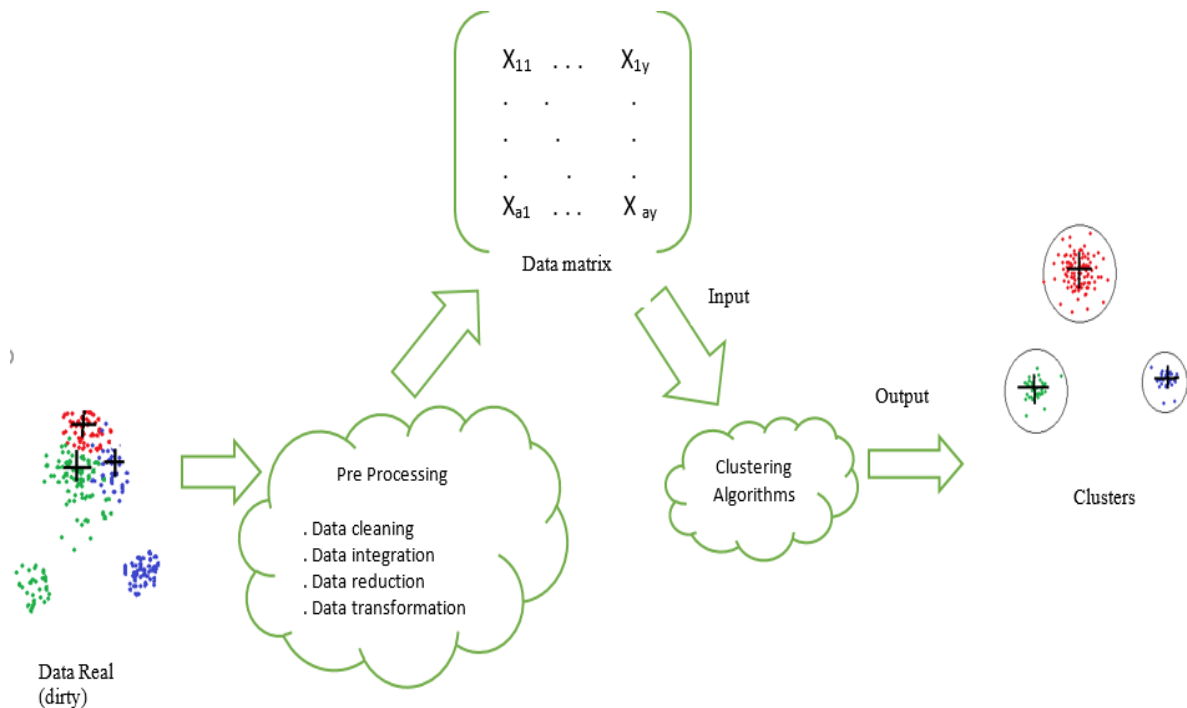
2. cognitive style

گروه‌بندی یادگیرندگان به معنای تفکیک یادگیرندگان به گروه‌های مختلف برای تسهیل فرایند یادگیری و ارائه محتوای یکسان برای افراد یک گروه است. با استفاده از این روش می‌توان در هزینه و زمان صرف شده برای ارائه محتوای شخصی و به صورت جداگانه صرفه جویی کرد و محتوای آموزشی را متناسب با گروه‌های همسان با علائق و نیازهای مشابه آماده کرد. خوشه‌بندی نیز فرایندی است که در آن مجموعه‌ای از اشیاء به گروه‌هایی مجزا تقسیم می‌شوند به طوری که اشیاء یک کلاس تا حد امکان به یکدیگر شبیه و با اشیاء دیگر کلاس‌ها، متفاوت است. لذا در این پژوهش از خوشه‌بندی که یکی از روش‌های گروه‌بندی یادگیرندگان، درون مجموعه‌ای از دسته‌هاست، استفاده شده است. شکل ۲، فرایند کلی خوشه‌بندی را نشان می‌دهد.

در این روش ابتدا شاخص‌های رفتاری متناظر با ابعاد مختلف سبک یادگیری مدل فلدر- سیلورمن<sup>۳</sup> شناسایی شده و سپس یادگیرندگان بر مبنای این رفتارها با استفاده از پنج روش معرفی شده و با استفاده از روش شورایی<sup>۴</sup> گروه‌بندی می‌شوند.

ادامه مقاله به صورت زیر تدوین شده است: در بخش ۱، موضوع گروه‌بندی یادگیرندگان تبیین شده است، سبک یادگیری مدل فلدر- سیلورمن و شاخص‌های رفتاری متناظر با آن در محیط یادگیری الکترونیکی بیان شده است و روش شورایی معرفی شده است، نتایج استفاده از این روش در یک دوره آموزشی برخط در بخش ۳ بیان شده و در نهایت بخش ۴ به مقایسه نتایج این شیوه با روش‌های دیگر، بحث و نتیجه‌گیری اختصاص یافته است.

### ۱-۱- گروه‌بندی یادگیرندگان



شکل ۲- فرایند خوشه‌بندی [۶]

<sup>3</sup> Felder-Silverman

<sup>4</sup> Ensemble method

قرار می‌گیرد. SVM داده‌ها را به صورت خطی تقسیم‌بندی می‌کند و برای این امر خطی انتخاب می‌شود که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. در این الگوریتم آموزش نسبتاً ساده است و بر خلاف شبکه‌های عصبی در نقاط بیشینه محلی گیر نمی‌افتد [۹].

الگوریتم نزدیک‌ترین K همسایه<sup>۵</sup> یکی از مسائل بهینه‌سازی برای پیدا کردن نزدیک‌ترین نقطه هم در فضاهای متریک است. پس از تعیین مراکز خوشه‌ها با کمک این الگوریتم می‌توان نزدیک‌ترین نقاط به مرکز هر خوشه را یافت [۸]. در این پژوهش، خوشه‌بندی یادگیرندگان بر مبنای سبک یادگیری و با استفاده از رفتارهای شبکه‌ای آن‌ها انجام می‌گیرد؛ لذا در بخش ۳ به معرفی سبک یادگیری می‌پردازیم.

## ۲-۱- سبک یادگیری

از مؤثرترین رویکردها در مطالعه یادگیری، سبک‌های یادگیری هستند. سبک یادگیری چگونگی تمایل فرد به یادگیری و نحوه انطباق با محیط را نشان می‌دهد [۹]. از جمله سبک‌های یادگیری می‌توان به مدل کلب [۱۰]، مدل هانی و مامفورد [۱۱]، مدل فلدر-سیلورمن [۱۲] و... اشاره کرد [۱۳]. در این پژوهش از سبک یادگیری فلدر-سیلورمن استفاده شده است؛ زیرا از میان سبک‌های یادگیری ارائه شده، مدل فلدرسیلورمن به جهت استفاده مکرر در تحقیقات علمی و ارزیابی نتایج آنها توصیف مناسبی از سبک یادگیری ارائه می‌دهد؛ این مدل ارزیابی سبک یادگیری فلدرسیلورمن موجب شده که امکان تعیین عددی آن به صورت خودکار میسر شود. [۱۴].

یکی از مرسوم‌ترین روش‌های خوشه‌بندی، روش K-means است. هدف اصلی این روش آن است که که مجموع عدم تشابه بین تمام اشیای یک خوشه از مراکز خوشه‌های متناظرشان کمترین باشد. این الگوریتم به دلیل سادگی پیاده‌سازی و سرعت عملکرد، محبوبیت زیادی دارد اما مهم‌ترین مشکل آن، این است که نتایج خوشه‌بندی، به انتخاب مراکز خوشه‌های اولیه حساس است و ممکن است به نقطه بهینه محلی همگرا شود [۵، ۶].

الگوریتم خوشه‌بندی Fuzzy C-Means (FCM) یکی از پرکاربردترین الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی است که به شدت مشابه الگوریتم k-means است. FCM یکی از روش‌های خوشه‌بندی تفکیکی است که از معیار شباهت فاصله اقلیدسی برای اندازه‌گیری شباهت داده‌ها استفاده می‌کند. در این الگوریتم برای همه داده‌ها، درجه‌ای از عضویت تعریف می‌شود و بر اساس آن داده‌ها با درجه عضویت مشخصی به همه خوشه‌ها تعلق می‌یابند. بعد از هر تکرار، مراکز خوشه‌ها و درجه عضویت‌ها به روزرسانی می‌شوند. مهم‌ترین مشکل این الگوریتم، وابستگی نتیجه خوشه‌بندی به نقطه انتخابی اولیه است [۸].

الگوریتم k-medoids از دیگر الگوریتم‌های کاربردی در خوشه‌بندی است که برخلاف الگوریتم k-means، مرکزی‌ترین داده هر خوشه به عنوان مرکز خوشه در نظر گرفته می‌شود. یکی از مشکلات الگوریتم k-medoids این است که نیازمند اجرای تکرارهای بسیار است و این موضوع، سرعت محاسباتی روش را کاهش می‌دهد [۶]. ماشین بردار پشتیبان (SVM) یکی از روش‌های خوشه‌بندی است که در زمینه‌های مختلفی مورد استفاده

<sup>5</sup> K-Nearest Neighbor (KNN)

<sup>6</sup> Kolb

<sup>7</sup> Honey & Mumford

خود در نظر می‌گیرند. یادگیرندگان شنیداری، اطلاعات را بیشتر از طریق کلمات (چه به صورت کلمات نوشته شده یا توضیحات کلامی) بهتر به یاد می‌آورند. این دسته از یادگیرندگان اطلاعات را خلاصه می‌کنند و کارهای گروهی را دوست دارند [۱].

یادگیرندگان متوالی به درک مطالب در مراحل منظم و اند، نظر خواهند داشت. این دسته از یادگیرندگان کل‌نگرند و در برخورد با مسائل پیچیده، ابتدا می‌کوشند آنها را درک و سپس حل کنند [۱].

فلدر و سولومان در سال ۱۹۹۸ میلادی با حذف بُعد سازمان، پرسش‌نامه‌ای را برای ارزیابی چهار بُعد دیگر طراحی کرده‌اند. این پرسش‌نامه دارای ۴۴ پرسش (۱۱ پرسش دو گزینه‌ای برای هر بُعد با امتیاز ۰ یا ۱) است. مجموع امتیازات ۱۱ پرسش، که عددی بین ۰ تا ۱۱ خواهد بود، نمره فرد در آن بُعد را نشان می‌دهد [۱۲].

برای گروه‌بندی یادگیرندگان بر مبنای رفتارهای آنان و شناسایی سبک یادگیری با استفاده از الگوهای رفتاری موجود در گروه‌های حاصل، لازم است ابتدا شاخص‌های رفتاری موردنظر برای گروه‌بندی شناسایی شود. این شاخص‌ها، ویژگی‌هایی از یادگیرنده هستند که گروه‌بندی و تفکیک یادگیرندگان در گروه‌های همسان، بر مبنای آنها انجام می‌شود [۱۵]. بدین منظور شاخص‌های رفتاری معرفی شده در جدول ۱ به ابعاد مختلف سبک یادگیری متناظر شده‌اند [۵].

#### جدول ۱- شاخص رفتاری یادگیری متناظر با ابعاد سبک

##### یادگیری فلدر - سیلورمن [۵]

ابعاد	شاخص‌های متناظر ثبت شده از یادگیرنده در سامانه آموزشی
ادراک	نوع مطالعه مواد (نوع مطالب انتخابی) (خلاصه یا جامع و عمیق))
	انواع نمایش اسلاید
	زمان اختصاص یافته برای خواندن مفاهیم و نظریه‌ها (درس-پارهای نظری و غیر عملی)
	زمان اختصاص یافته برای خواندن مثال‌ها و واقعیت‌ها
	زمان اختصاص داده شده برای انجام تمرین‌های اضافی
	تعداد مثال‌های مورد مطالعه اضافی
پردازش	زمان اختصاصی به آزمون و بازبینی
	مشارکت در گفتگوها
	استفاده از رایانامه و اتاق گفتگو
	مشارکت در بحث/کار گروهی

عددی از سبک یادگیری یادگیرندگان ارائه می‌دهد که این مهم عامل مفیدی برای استفاده از این مدل در سیستم‌های مبتنی بر رایانه به شمار می‌آید. از سوی دیگر وجود نگاشت‌های رفتاری یادگیرنده برای اندازه‌گیری این مدل دارای پنج بُعد پردازش<sup>۸</sup> (واکنشی-تأملی)، ورودی<sup>۹</sup> (دیداری-شنیداری)، فهم<sup>۱۰</sup> (متوالی-سراسری)، ادراک (لحسی-شهودی) و سازمان<sup>۱۱</sup> (قیاسی-استقرایی) است.

یادگیرندگان حسی دوست دارند مسائل خود را به طور واقعی و با استفاده از روش‌های تعریف شده (روش‌های روشن و واضح) حل کنند و پیچیدگی را دوست ندارند. اما یادگیرندگان شهودی اغلب ترجیح می‌دهند امکانات و روابط را کشف کنند، خلاق و نوآور باشند و تکرار را دوست ندارند. یادگیرندگان واکنشی، کارهای گروهی را دوست دارند و اطلاعات را به وسیله انجام دادن بهتر درک می‌کنند. در مقابل یادگیرندگان تأملی ترجیح می‌دهند امکانات و ارتباطات را کشف کنند. خلاقیت و نوآور بودن را دوست دارند و از تکرار متنفرند. یادگیرندگان دیداری آنچه را می‌بینند (یعنی مواردی مانند تصاویر، نمودارها، جداول و فیلم‌ها) بهتر به یاد می‌آورند. آنان نقشه مفهومی را به کمک فهرست کردن نکات کلیدی و قرار دادن آنها در جعبه‌ها یا جاهای خاص خود، برای یادگیری خطی تمایل دارند. معمولاً در حل مسائلی که با آن مواجه می‌شوند، مراحل را به طور منطقی و گام به گام طی می‌کنند تا بتوانند مسائل خود را حل کنند. این دسته از یادگیرندگان مطالب را به چیزهایی که تاکنون یادگرفته ربط می‌دهند و در مقابل یادگیرندگان سراسری، قبل از شروع مطالعه، ابتدا مروری کلی بر مطالب مورد

<sup>8</sup> processes

<sup>9</sup> input

<sup>1</sup> understanding 0

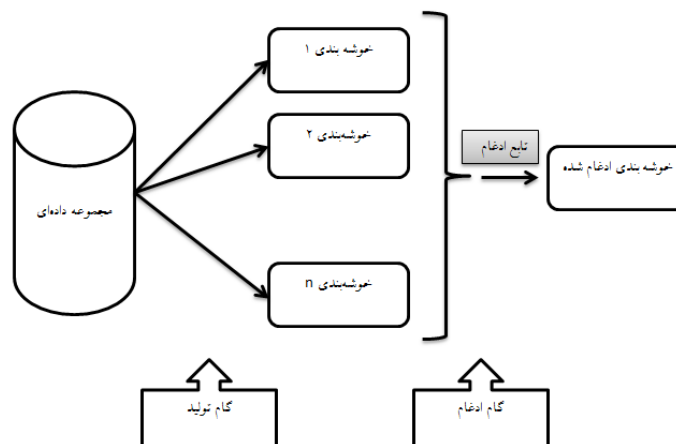
<sup>1</sup> perception 1

<sup>1</sup> organization 2

روش‌های مختلفی برای ترکیب نتایج خوشه‌بندی‌ها وجود دارد به طور مثال، توابع اجماع<sup>۵</sup> مختلفی برای ترکیب نتایج خوشه‌بندی پیشنهاد شده است زیرا پس از تشکیل خوشه‌های حاصل از الگوریتم‌های مختلف، نیازمند تابعی هستیم که نتایج خوشه‌بندی‌ها را ترکیب و نتیجه نهایی را حاصل کند [۱۷]. یکی از ساده‌ترین روش‌ها، روش رأی اکثریت است [۱۸] که در این روش، برای هر داده، بهترین کلاس را که توسط الگوریتم‌های مختلف انتخاب شده در نظر می‌گیرند و برچسب کلاسی را انتخاب می‌کند که بیشترین تکرار را در میان مجموعه خروجی‌های جدید داشته باشد.

روش خوشه‌بندی شورایی شامل دو گام اصلی است [۱۹]: تولید<sup>۶</sup> لدر این گام افزایش داده‌های تشکیل می‌شود؛ تابع ادغامی<sup>۷</sup> لدر این گام افزایش جدید، با یکپارچه‌سازی همه افزایش‌های به دست آمده در گام تولید محاسبه می‌شود.

شکل ۳ روند کلی روش خوشه‌بندی شورایی را نشان می‌دهد [۱۹].



شکل ۳- روند انجام خوشه‌بندی شورایی [۱۹]

انتخاب پروژه‌های فردی یا گروهی کلاس	ورودی
گوش دادن به سخنرانی‌ها (پرونده‌های صوتی درس)	
استفاده از محتوای ویدیویی درس	
خواندن محتوای متنی درس	
انواع نمایش اسلایدها (نوع توصیه‌های انتخابی)	فهم
میزان استفاده از نمودار و شکل	
الگوی دسترسی به محتواهای دوره آموزشی	
زمان اختصاص یافته به هدف و کلیات درس	

### ۳-۱- روش شورایی برای گروه‌بندی یادگیرندگان

یکی از روش‌های مورد استفاده برای افزایش دقت خوشه‌بندی، ترکیب نتایج چندین روش خوشه‌بندی است [۱۶، ۱۸]. موفقیت رویکرد شورایی در یادگیری نظارت شده، انگیزه‌ای جدی برای بهره‌مندی از این روش در یادگیری بی‌نظارت<sup>۲</sup> ایجاد کرد. در مطالعات سال‌های اخیر، رویکرد شورایی<sup>۴</sup> نسبت به دیگر روش‌های خوشه‌بندی از محبوبیت بیشتری برخوردار بوده است. ایده خوشه‌بندی شورایی از ترکیب نتایج چندین خوشه‌بندی برای حصول راه حلی برتر گرفته شده است.

<sup>1</sup> consensus functions

5

<sup>1</sup> Generation

6

<sup>1</sup> Consensus Function

7

<sup>1</sup> unsupervised learning

<sup>1</sup> Ensemble method

4

هم‌رخدادی<sup>۸</sup> نمونه‌ها و یا رأی اکثریت<sup>۹</sup> است. در این روش تحلیل می‌شود که یک نمونه داده‌ای چند بار در یک خوشه قرار گرفته یا دو نمونه داده‌ای چند بار در خوشه‌های مشابه قرار گرفته‌اند. شایان ذکر است در برخی موارد بر اساس تخمین دقت روش‌های خوشه‌بندی، ضریب وزنی برای نتیجه هر روش در نظر گرفته می‌شود [۱۹]؛ در این مقاله نیز از روش رأی اکثریت استفاده شده است.

#### ۴-۱- ارزیابی روش خوشه‌بندی شورایی

یکی از اصلی‌ترین نکات در خوشه‌بندی، انتخاب تعداد خوشه‌های مناسب است. بدین منظور باید نمونه‌های موجود در یک خوشه تا حد امکان شبیه به یکدیگر و نمونه‌های متعلق به خوشه‌های متفاوت تا حد امکان با یکدیگر نامتشابه باشند. به تعبیر دیگر خوشه‌ها باید بیشترین فشردگی<sup>۱۰</sup> را داشته باشند و تا حد امکان جدایی<sup>۱۱</sup> آنها نیز زیاد باشد. در ارزیابی روش‌های خوشه‌بندی می‌توان از شاخص‌های اعتبارسنجی خوشه‌بندی استفاده کرد. بدین منظور در این مقاله از سه معیار شاخص دیویس-بولدین [۲۰]، شاخص خلوص و تجمع<sup>۱۲</sup> [۲۱] و شاخص واریانس [۲۲] استفاده شده است. شاخص اعتبارسنجی دیویس-بولدین امکان مقایسه دقت خوشه‌بندی روش‌های مختلف را فراهم می‌کند. این شاخص با اندازه‌گیری فشردگی درون هر خوشه و میزان جدایی میان خوشه‌ها، کیفیت خوشه‌بندی را تعیین می‌کند. این شاخص تنها وابسته به مجموعه داده و اطلاعات عضویت آن‌ها در خوشه‌هاست و متوسط شباهت میان هر خوشه و خوشه با بیشترین شباهت به آن را

در ادامه، گام‌های روش خوشه‌بندی شورایی، که در این مقاله مورد استفاده قرار گرفته است، بیان می‌شود.

#### رویکرد تولید

«تولید»، اولین گام در روش خوشه‌بندی شورایی است که در آن مجموعه خوشه‌بندی‌های مورد نظر برای ادغام ایجاد می‌شود. با توجه به اینکه نتایج نهایی به خوشه‌بندی تولید در این گام وابسته است، انتخاب فرایند تولید مناسب از اهمیت به‌سزایی برخوردار است. در حالت کلی محدودیتی برای روش‌های استفاده شده در این گام وجود ندارد و می‌توان از نتایج اجراهای مختلف یک الگوریتم خوشه‌بندی و یا چند الگوریتم خوشه‌بندی مختلف استفاده کرد. ضمن اینکه استفاده از زیرمجموعه‌های مختلف از ویژگی‌های متناظر با هر داده، تنظیم متفاوت پارامترهای مختلف روش مورد استفاده و ...، دیگر رویکردهایی هستند که در این گام استفاده می‌شود. البته استفاده از چند روش خوشه‌بندی مختلف که به تولید اطلاعات بیشتر درباره مجموعه داده‌ای منجر شود، رویکردی است که بیشتر مورد تأکید قرار گرفته است [۱۹]. در این مقاله، از پنج روش خوشه‌بندی K-means، FCM، K-NN، K- و medoids و SVM در گام تولید روش خوشه‌بندی شورایی استفاده شده است.

#### تابع ادغام

انتخاب تابع ادغام مناسب، یکی از مهم‌ترین مسائل در روش خوشه‌بندی شورایی است. این تابع باید قابلیت بهبود نتایج خوشه‌بندی‌های به دست آمده در گام تولید را داشته باشد. یکی از مهم‌ترین رویکردها در تابع ادغام،

1 co-occurrence 8  
 1 Majority Voting 9  
 2 Compactness 0  
 2 Separation 1  
 2 Purity and Gathering (P&G) 2

با استفاده از شاخص خلوص و تجمع، می‌توان کیفیت خوشه‌های ایجاد شده را بر اساس سبک یادگیری یادگیرندگان مورد ارزیابی قرار داد. به عبارت دیگر، در این شاخص از سبک یادگیری به عنوان ناظر خارجی، برای ارزیابی کیفیت گروه‌های ایجاد شده از منظر خلوص و شباهت استفاده می‌شود. این شاخص با محاسبه شاخص خلوص و شاخص تجمع و ترکیب آن‌ها با یکدیگر محاسبه می‌شود. شاخص خلوص به کمک رابطه (۴) محاسبه می‌شود [۲۱]:

$$Pur(C) = \sum_{c=1}^K \max \left\{ \frac{N_{cl}}{N_c} \mid l \in L \right\} / K \quad (4)$$

که  $K$  تعداد خوشه‌ها،  $N_{cl}$  تعداد عناصر داده‌ای در خوشه  $C$  با برچسب  $l$ ؛ و  $N_c$  تعداد عناصر خوشه  $C$  است.

شاخص تجمع کیفیت خوشه‌بندی را از منظر میزان توانمندی روش خوشه‌بندی در گردآوری مناسب داده‌ها در کنار یکدیگر ارزیابی می‌کند. شاخص تجمع به صورت زیر محاسبه می‌شود [۲۱]:

$$Gat(c) = \sum_{l=1}^m \max \left\{ \frac{N_{lc}}{N_l} \mid c \in C \right\} / m \quad (5)$$

که  $m$  تعداد نشانه‌ها (اعداد سبک یادگیری ۰ تا ۱۱)،  $N_{cl}$  تعداد نشانه‌های  $l$  موجود در خوشه  $C$  و  $N_l$  تعداد داده‌هایی است که برچسب آن‌ها  $l$  است. شاخص ترکیبی خلوص و تجمع، به شرح زیر محاسبه می‌شود:

$$PG(C) = Pur(C) + Gat(C) \quad (6)$$

بیشتر بودن شاخص خلوص و تجمع ناظر به کیفیت بالاتر خوشه‌بندی است.

## ۲- روش تحقیق

### ۲-۱- گروه‌بندی همگن یادگیرندگان در محیط الکترونیکی به کمک روش شورایی

برای ارزیابی روش پیشنهادی، از اطلاعات ثبت‌شده دوره آموزش الکترونیکی درس برنامه‌نویسی ++C استفاده شده است. تعداد یادگیرندگان حاضر در محیط آزمایش ۹۸ نفر بودند که در طی گذراندن این درس، شاخص‌های تعریف شده در جدول ۱ مرتبط با رفتار شبکه‌ای آنان در چهار بُعد

کمینه می‌سازد. این شاخص با رابطه (۱) تعریف می‌شود [۲۰]:

$$DB = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^k \max \left( \frac{diam(C_k) + diam(C_j)}{dist(C_k, C_j)} \right) \quad (1)$$

$$J = 1, \dots, k \\ K \neq j$$

در این رابطه،  $K$  تعداد خوشه‌ها ( $diam(C_k)$  میزان پراکندگی درون خوشه  $C_k$  را نشان می‌دهد که با رابطه (۲) تعریف می‌شود:

$$diam(C_k) = \sqrt[q]{\frac{1}{T_k} \sum_{j=1}^{T_k} |X_j - A_k|^q} \quad (2)$$

در این رابطه  $T_k$  تعداد اعضای خوشه  $C_k$ ،  $X_j$  عنصر  $J$ ام از خوشه  $C_k$ ،  $A_k$  مرکز خوشه  $C_k$  و  $|X_j - A_k|^q$  فاصله میان عنصر  $J$ ام خوشه از مرکز آن است.  $dist(C_k, C_j)$  در رابطه (۱)، میزان جدایی خوشه  $C_k$  و  $C_j$  را نشان می‌دهد و با رابطه (۳) محاسبه می‌شود که در آن  $a_{ik}$  عنصر  $i$ ام از خوشه  $k$ ام است:

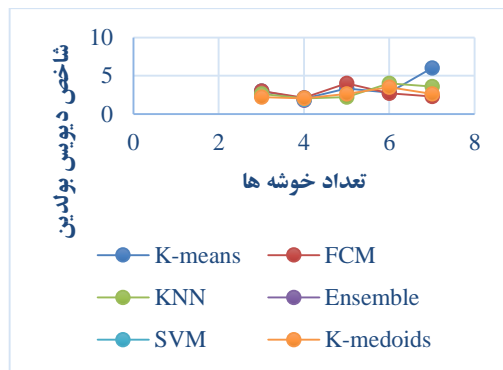
$$dist(C_k, C_j) = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^n |a_{ik} - a_{ij}|^p} \quad (3)$$

در این پژوهش، با قرار دادن  $p = q = 2$  در روابط (۲) و (۳)، فاصله‌ها بر اساس فاصله اقلیدسی محاسبه می‌شود. بدیهی است با توجه به تعریف شاخص دیویس-بولدین، هرچه مقدار آن کمتر باشد، نشان‌دهنده خوشه‌بندی بهتر است.

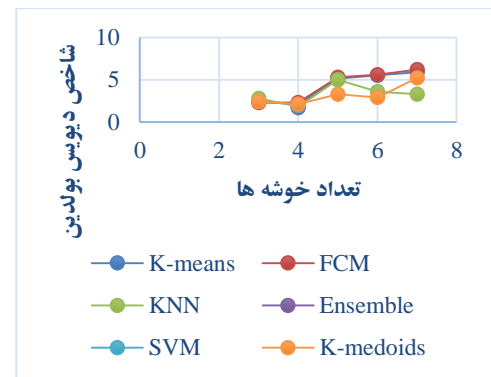


بیشترین درجهٔ تعلق به آن را داشته است. شکل ۲، شاخص دیویس-بولدین را برای خوشه‌بندی‌های انجام شده در ابعاد مختلف سبک یادگیری فلدر-سیلورمن برای تعداد خوشه‌های ۳ و ۴ و ۵ و ۶ نشان می‌دهد. با توجه به اینکه مقدار شاخص دیویس-بولدین بیانگر آن است که تعداد بهینهٔ خوشه‌ها برای همهٔ روش‌ها برابر با ۴ است، این شاخص برای روش خوشه‌بندی شورایی و SVM تنها در حالت تعداد خوشهٔ بهینه محاسبه شده است. همان‌گونه که در این شکل مشخص است مقدار شاخص دیویس-بولدین برای روش خوشه‌بندی شورایی نسبت به سایر روش‌ها در مقدار بهینهٔ تعداد خوشه (یعنی ۴) کمتر است که نشان‌دهندهٔ عملکرد خوشه‌بندی بهتر در این روش است.

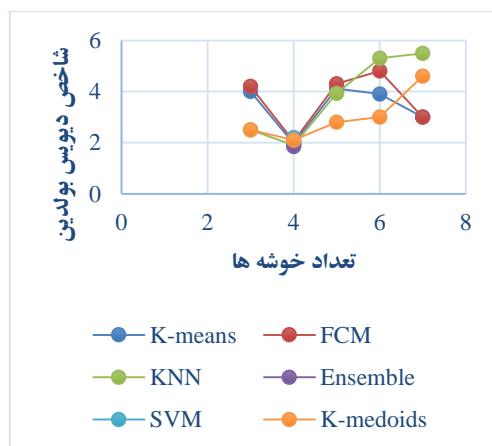
ادراک، پردازش، ورودی و فهم مدل سبک یادگیری فلدر-سیلورمن از پرونده‌های ثبت‌شده در سامانه استخراج شده است. از سوی دیگر، پرسش‌نامهٔ اندازه‌گیری سبک یادگیری فلدر-سیلورمن در اختیار دانشجویان قرارگرفت و از آنان خواسته شد تا آن را تکمیل کنند. سپس بر مبنای اطلاعات رفتاری جمع‌آوری شده، گروه‌بندی یادگیرندگان با استفاده از پنج روش K-means، FCM، KNN، SVM، K-medoids و هم‌چنین روش خوشه‌بندی شورایی انجام شده است. با توجه به اینکه روش‌های مطرح شده، قادر به تعیین خودکار تعداد بهینهٔ خوشه‌ها نیستند، خوشه‌بندی داده‌ها به ازای ۳، ۴، ۵، ۶ و ۷ خوشه توسط این روش‌ها انجام و با محاسبهٔ شاخص دیویس-بولدین تعداد خوشهٔ بهینه برای هر روش تعیین شد. در روش FCM هر داده به خوشه‌ای منتسب می‌شود که



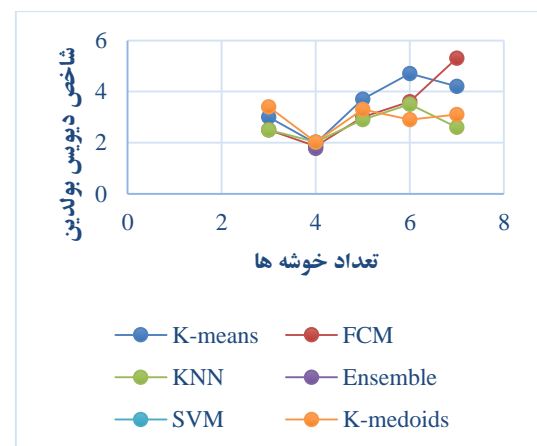
ب. بعد ورودی



الف. بعد ادراک



د. بعد پردازش



ج. بعد فهم

شکل ۴- مقایسهٔ عملکرد روش خوشه‌بندی شورایی با سایر روش‌های متداول خوشه‌بندی بر اساس شاخص دیویس-بولدین برای ابعاد سبک یادگیری

## ۳- نتایج و بحث

بیشتر از سایر روش‌هاست که عملکرد خوشه‌بندی بهتر را نشان می‌دهد. به عبارت دیگر، در گروه‌های تشکیل شده در روش خوشه‌بندی شورایی، شباهت سبک یادگیری یادگیرندگان بیشتر بوده است.

جدول ۲ نتایج محاسبه معیار خلوص و تجمع برای ۶ الگوریتم را در ابعاد مختلف سبک یادگیری فلدر-سیلورمن نشان می‌دهد. همان‌گونه که در این جدول مشخص است در همه ابعاد مقدار معیار خلوص و تجمع در روش شورایی

جدول ۲- مقایسه روش خوشه‌بندی شورایی با سایر روش‌های متداول خوشه‌بندی بر مبنای شاخص خلوص و تجمع

Ensemble	K-medoids	SVM	KNN	K-means	FCM	معیار	بعد
۰/۹۷۳	۰/۸۹۱	۰/۹۴۰	۰/۹۴۰	۰/۹۲۰	۰/۹۱۰	Gat(C)	ادراک
۰/۴۶۲	۰/۴۲۲	۰/۴۵۰	۰/۴۴۰	۰/۴۵۰	۰/۴۵۰	Pur(C)	
۱/۴۳۵*	۱/۳۱۳	۱/۳۹۰	۱/۳۸۰	۱/۳۷۰	۱/۳۶۰	PG(C)	
۰/۹۱۳	۰/۹۰۲	۰/۹۰۱	۰/۹۰۱	۰/۸۹۲	۰/۸۹۲	Gat(C)	ورودی
۰/۴۸۳	۰/۴۷۳	۰/۴۸۵	۰/۴۷۵	۰/۴۸۳	۰/۴۸۳	Pur(C)	
۱/۳۹۶*	۱/۳۷۵	۱/۳۸۶	۱/۳۷۶	۱/۳۷۵	۱/۳۷۵	PG(C)	
۰/۸۹۸	۰/۸۶۱	۰/۸۷۳	۰/۸۴۹	۰/۸۳۰	۰/۸۳۰	Gat(C)	فهم
۰/۳۹۹	۰/۳۶۳	۰/۴۱۵	۰/۳۹۶	۰/۳۸۹	۰/۳۸۹	Pur(C)	
۱/۲۹۷*	۱/۲۳۴	۱/۲۸۸	۱/۲۴۵	۱/۲۱۹	۱/۲۱۹	PG(C)	
۰/۸۸۴	۰/۸۵۴	۰/۸۵۹	۰/۸۹۴	۰/۸۹۴	۰/۸۶۱	Gat(C)	پردازش
۰/۴۷۱	۰/۴۴۵	۰/۴۷۰	۰/۴۱۵	۰/۴۴۹	۰/۴۵۴	Pur(C)	
۱/۳۵۵*	۱/۲۹۹	۱/۳۲۹	۱/۳۰۹	۱/۳۴۳	۱/۳۱۵	PG(C)	

الگوریتم را در ابعاد مختلف سبک یادگیری فلدر-سیلورمن نشان می‌دهد. طبق این جدول در همه ابعاد، مقدار واریانس در روش شورایی کمتر از سایر روش‌هاست که عملکرد خوشه‌بندی بهتر را نشان می‌دهد. به عبارت دیگر، در گروه‌های حاصل از روش خوشه‌بندی شورایی، نزدیکی سبک یادگیری یادگیرندگان به یکدیگر بیشتر بوده است.

علامت \* بزرگترین مقدار شاخص خلوص و تجمع را نشان می‌دهد که ناظر به خوشه‌بندی بهتر است. یکی دیگر از معیارهای اعتبار سنجی خوشه‌ها میزان فشردگی آنها است. اعضای یک خوشه باید تا حد ممکن به یکدیگر نزدیک باشند؛ یکی از معیارهای متداول فشردگی، حداقل بودن واریانس هر خوشه است [۲۲]. جدول ۳ نتایج محاسبه واریانس برای ۶

جدول ۳- مقایسه روش خوشه‌بندی شورایی بر مبنای واریانس خوشه‌ها

Ensemble	K-medoids	SVM	KNN	K-means	FCM	بعد
۳/۱۱	۳/۷۹	۳/۱۷	۳/۱۴	۳/۲۵	۳/۵۱	ادراک
۳/۰۹	۳/۶۳	۳/۱۹	۳/۳۱	۳/۱۲	۳/۱۲	ورودی
۴/۳۳	۴/۹۸	۴/۳۸	۴/۵۸	۴/۳۶	۴/۳۵	فهم
۲/۹۸	۳/۷۱	۲/۹۹	۳/۴۴	۳/۵۲	۳/۵۱	پردازش





جدول ۸- نتایج شاخص‌های توصیفی در هر خوشه در خوشه‌بندی شورایی

خوشه ۴	خوشه ۳	خوشه ۲	خوشه ۱	شاخص‌های توصیفی	ابعاد
۹	۶	۴	۱	میانگین	ادراک
۹	۷	۵	۲	میانه	
۹	۷	۵	۲	مد	
۹	۷	۴	۱	میانگین	پردازش
۱۰	۷	۵	۲	میانه	
۹	۷	۵	۲	مد	
۹	۶	۴	۲	میانگین	ورودی
۱۰	۷	۵	۱	میانه	
۹	۷	۵	۱	مد	
۹	۶	۳	۱	میانگین	فهم
۹	۷	۴	۱	میانه	
۸	۷	۵	۱	مد	

TP تعداد افرادی هستند که به درستی به کلاس مورد نظر اختصاص داده شده اند؛ FP تعداد افرادی هستند که نادرست به کلاس مورد نظر اختصاص داده شده اند؛ FN تعداد افرادی هستند که در کلاس مورد نظر دسته بندی نشده اند اما به آن کلاس اختصاص دارند و TN تعداد افرادی هستند که در کلاس مورد نظر دسته بندی نشده اند و به آن کلاس هم اختصاص ندارند.

ارزیابی یک خوشه بندی میتوان از شاخص‌هایی نظیر Accuracy, Precision, Recall, F-Value استفاده نمود. جدول ۹ این شاخص‌ها را در خوشه بندی شورایی نشان میدهد.

Precision دقت سیستم در میان داده‌های پیش بینی شده است. Recall نسبت تعداد داده‌های پیش بینی شده، به تعداد کل داده‌های مورد انتظار برای پیش بینی است. F-Value، هم یک نوع میانگین بین پارامتر دقت و پارامتر یادآوری است. این پارامترها بر اساس روابط ۷ الی ۱۰ تعریف

با تفاوت‌های فردی یادگیرندگان، استفاده می‌کند. در این سامانه‌ها باید یادگیرندگان با علایق مشابه در یک گروه قرار گیرند. استفاده از سبک یادگیری افراد، یکی از روش‌هایی است که می‌توان گروه‌بندی یادگیرندگان را بر این اساس انجام داد. لذا در این پژوهش گروه‌بندی افراد بر اساس سبک یادگیری حاصل از رفتارهای شبکه‌ای افراد و با روش شورایی صورت گرفته است و نتایج عددی بر اساس سه شاخص دیویس-بولدین و واریانس و خلوص و تجمع ارزیابی شده است. در سال‌های اخیر پژوهش‌های مشابهی در این حوزه صورت گرفته است که در جدول ۱۰ مشاهده می‌کنید:

جدول ۱۰ - مقالات مشابه در حوزه خوشه‌بندی شورایی

کاربرد	سال انتشار	عنوان مقاله
ترکیب افزایشی متعدد	۲۰۰۳	خوشه بندی شورایی: چارچوب استفاده مجدد دانش برای ترکیب افزایشی متعدد [۱۶]
افزایش یادگیری	۲۰۰۷	افزایش یادگیری در لحظه از طریق یادگیری ماشین در سنسورهای زمینه میزکار [۲۴]
پیش بینی ترک تحصیل در دوره های یادگیری الکترونیکی	۲۰۰۹	پیش بینی ترک تحصیل در دوره های یادگیری الکترونیکی از طریق ترکیب تکنیکهای یادگیری ماشین [۲۵]
ارزیابی محتوا	۲۰۰۹	ارزیابی خودکار سیستم های آموزشی هوشمند [۲۶]
پیش بینی کارایی دانش آموزان	۲۰۱۰	تکنیک شورای افزایشی طبقه بندها برای پیش بینی عملکرد دانش آموزان در آموزش از راه دور [۲۷]
طبقه بندی متن	۲۰۱۲	طبقه بندی متن با استفاده از یک طبقه بند شورایی بر اساس ماتریس همبستگی [۲۸]
همگرایی محتوای سیستم مدیریت دانش و سیستم مدیریت یادگیری	۲۰۱۶	رویکرد شورایی در همگرایی محتواهای سیستم های مدیریت یادگیری و مدیریت دانش [۲۹]

در پژوهش [۲۷] پژوهشگر از سه روش بیز ساده نزدیکترین همسایه و Weighted Majority برای دسته بندی دانشجویان آموزش از راه دور استفاده نموده است و در نهایت با روش خوشه بندی شورایی و از طریق تکنیک رای

$$\text{Accuracy} = \frac{TN+TP}{\text{total number of items}} \quad (7)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (8)$$

$$\text{F-Value} = 2 * \frac{\text{Precision} * \text{recall}}{\text{Precision} + \text{recall}} \quad (9)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (10)$$

جدول ۹ - نتایج شاخص های دقت و صحت برای خوشه بندی شورایی

F-value	Recall	Precision	Accuracy	خوشه ها	ابعاد
0.95	1	0.92	0.97	خوشه ۱	ادراک
0.89	1	0.81	0.95	خوشه ۲	
0.88	0.85	0.92	0.93	خوشه ۳	
0.88	0.85	0.95	0.94	خوشه ۴	
0.89	1	0.81	0.95	خوشه ۱	پردازش
0.88	0.87	0.93	0.93	خوشه ۲	
0.89	0.91	0.88	0.97	خوشه ۳	
0.93	1	0.88	0.96	خوشه ۴	
0.91	1	0.85	0.96	خوشه ۱	ورودی
0.85	0.85	0.88	0.92	خوشه ۲	
0.91	0.87	0.96	0.94	خوشه ۳	
0.97	1	0.95	0.92	خوشه ۴	
0.90	0.88	0.95	0.95	خوشه ۱	فهم
0.83	0.82	0.85	0.90	خوشه ۲	
0.76	0.70	0.84	0.86	خوشه ۳	
0.77	1	0.63	0.91	خوشه ۴	

#### ۴- نتیجه گیری

سامانه یادگیری الکترونیکی، بستری برای یادگیری شخصی است که از روش‌های مختلفی برای تطبیق محتوای آموزشی

خوشه‌بندی ایجاد کند. ارزیابی واریانس خوشه‌ها در ابعاد مختلف سبک یادگیری نیز بیانگر آن است که خوشه‌بندی شورایی توانسته خوشه‌هایی با کمترین پراکندگی را ایجاد کند. طبق شاخص خلوص و تجمع نیز، روش گروه‌بندی پیشنهادی توانسته خوشه‌هایی با کیفیت بهتر ایجاد کند و کارایی مناسب‌تری نسبت به سایر روش‌های خوشه‌بندی در شناسایی ساختار گروه‌های یادگیرندگان دارد. همچنین نتایج خوشه‌بندی یادگیرندگان با نمایش سبک یادگیرندگان در هر گروه، نشان می‌دهد روش مذکور توانایی گردآوری یادگیرندگان با سبک مشابه در هر خوشه را داراست. روش گروه‌بندی پیشنهادی علاوه بر سادگی و راحتی پیاده‌سازی، دقت و صحت بیشتری نسبت به سایر روش‌های متداول داشته است؛ با استفاده از این روش می‌توان با ترکیب روش‌های مختلف خوشه‌بندی، نگرانی انتخاب بهترین روش برای گروه‌بندی یادگیرندگان را کاهش داد و ایرادها و معایب هر روش را با روش‌های دیگر پوشش داد تا بهترین گروه‌بندی یادگیرندگان حاصل شود.

#### سیاسگزاری

نویسندگان از خانم دکتر فاطمه قربانی، به دلیل مشاوره و نکات تکمیلی ایشان در تدوین مقاله، سپاس‌گزاری می‌کنند.

4. Chen S. and Zhang, J. (2008). "The adaptive learning system based on learning style and cognitive state," in *Knowledge Acquisition and Modeling, 2008. KAM'08. International Symposium on*, pp. 302-306.

5. Schleith, D, Widener, M.J., Kim C., Liu. L (2018). Assessing the delineated commuter sheds of various clustering methods. *Journal of Computers, Environment and Urban Systems*. Vol 71, pp 81-87.

6. Popat S. K. and Emmanuel, M (2014). "Review and Comparative Study of Clustering Techniques," *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, vol. 5, pp. 805-812.

اکثریت دانشجویان را در ۴ خوشه مختلف دسته بندی نموده است و دقتی مشابه جدول ۱۱ به دست آورده است:

جدول ۱۱-دقت خوشه بندی شورایی در پژوهش [۲۷]

Accuracy	Ensemble
WRI-1	73.86
WRI-2	78.39
WRI-3	81.73
WRI-4	81.81
Average	78.95

مطابق جدول ۱۱ میانگین دقت در پژوهش فوق ۷۸،۹۵ و بر اساس جدول ۹ در پژوهش جاری ۹۳،۵ درصد می باشد؛ که این موضوع بیانگر دقت بیشتر پژوهش جاری در انتخاب الگوریتم‌های پایه ای مناسب تر می باشد. که این الگوریتم ها توانسته اند به خوبی معایب یکدیگر را پوشش داده و بهترین نتیجه را حاصل نمایند.

نتایج نشان می دهد روش خوشه‌بندی شورایی توانسته خوشه‌های دقیق‌تری را از نظر فشردگی درون خوشه ای و جدایی برون خوشه ای نسبت به سایر روش های متداول

#### منابع

1. Samadi.M. (2011) Study of Felder and Solomon Psychometric Properties Questionnaire of Learning Styles. *Journal of New Educational Approaches*. Volume 6 , Number 1 (13);pp 39-60 [in Persian]
2. Romiszowski, A. J. (2004) "How's the e-learning baby? Factors leading to success or failure of an educational technology innovation," *Educational Technology-Saddle Brook Then Englewood Cliffs NJ-*, vol. 44, pp. 5-27.
3. Maseleno A., Sabani N., Huda M, Ahmad. R , Jasmi . K.A and Basiron. B. (2018). *Demystifying Learning Analytics in Personalised Learning*. *International Journal of Engineering & Technology*. Vol. 7, pp. 1124-1129.

16. Sabitha ,A.S, Mehrotra D. and Bansal. A. (2017). An ensemble approach in converging contents of LMS and KMS. *Journal of Education and Information Technologies*. Vol 22, pp 1673–1694.
17. Abellán J. and .Castellano, JG. (2017). A comparative study on base classifiers in ensemble methods for credit scoring. *Journal of Expert Systems with Applications*. Vol 73 , pp 1-10.
18. Fred, A. (2001). "Finding consistent clusters in data partitions," in *Multiple classifier systems*, ed: Springer , pp. 309-318.
19. Vega-Pons S. and Ruiz-Shulcloper, J. (2011). "A survey of clustering ensemble algorithms," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 25, pp. 337-372.
20. Davies D. L. and Bouldin, D. W. (1979). "A cluster separation measure," *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions on*, pp. 224-227.
21. Zheng, Q. Ding, J. Du, J. and Tian, F. (2007). "Assessing method for e-learner clustering," in *Computer Supported Cooperative Work in Design, CSCWD 2007*. 11th International Conference on, 2007, pp. 979-983.
22. Halkidi, M. Batistakis, Y. and Vazirgiannis, M. (2001). "On clustering validation techniques," *Journal of Intelligent Information Systems*, vol. 17, pp. 107-145.
23. Olson, D. L., & Delen, D. (2008). *Advanced data mining techniques* p. 138 (1st ed.). Springer.
24. Lokaiczky, R , Faatz,A, Beckhaus,A and Goertz,M.(2007). Enhancing Just-in-Time E-Learning Through Machine Learning on Desktop Context Sensors. *International and Interdisciplinary Conference on Modeling and Using Context*.pp 330-341.
25. Lykourantzou, I \*. Giannoukos,I . Nikolopoulos,V . Mpardis,G . Loumos, V. (2009). Dropout prediction in e-learning . Huang, Y.-P. Lu, C.-C. Chang, T.-W. and. Horng, M.-S (2007). "An intelligent approach to detecting the bad credit card accounts," in *Proceedings of the 25th conference on Proceedings of the 25th IASTED International Multi-Conference: artificial intelligence and applications*, pp. 220-225.
8. Shakhnarovich, G, Indyk. P, and Darrell, T. (2006). Nearest-neighbor methods in learning and vision: theory and practice.
9. Gravenhorst, R. M. (2007). "Student learning styles and academic performance in a non-traditional anatomy course," *Journal of Dance Education*, vol. 7, pp. 38-46.
10. Honey P. and Mumford, A. (1989). *Learning styles questionnaire: Organization Design and Development*, Incorporated.
11. Kolb A. and Kolb, D. A. (2012). "Kolb's learning styles," in *Encyclopedia of the Sciences of Learning*, ed: Springer, pp. 1698-1703.
12. Felder R. M. and Silverman, L. K. (1988). "Learning and teaching styles in engineering education," *Engineering education*, vol. 78, pp. 674-681.
13. Essalmi, F. . Ayed, L. J. B ,Jemni, M. and Graf, S (2010). "A fully personalization strategy of E-learning scenarios," *Computers in Human Behavior*, vol. 26, pp. 581-591.
۱۴. رضایی محمدصادق، منتظر غلامعلی. گروه بندی همگن یادگیرندگان الکترونیکی بر اساس رفتار شبکه ای آنان. نشریه فناوری اطلاعات و ارتباطات ایران، سال ششم شماره ۲۱ (پاییز و زمستان ۱۳۹۳)
15. Truong, HM (2016). Integrating learning styles and adaptive e-learning system: Current developments, problems and opportunities .*Journal of Computers in Human Behavior*. Vol 55, pp 1185-1193.



education. Journal of Knowledge-Based Systems. Vol 23 .pp 529–535.

28. Moreira-Matias.L . Mendes-Moreira.J . Gama.J and Brazdil.P.(2012). Text Categorization Using an Ensemble Classifier Based on a Mean Co-association Matrix. pp. 525–539.

29. Sai.A . Sabitha1 & Mehrotra1. D & Bansal.A. (2016). An ensemble approach in converging contents of LMS and KMS. Journal of Education and Information Technologies Vol 22(4) .

courses through the combination of machine learning techniques. Journal of Computers & Education Vol 53. pp 950–965.

26. He ,Y . Hui, SC . Quan,TT.(2009). Automatic summary assessment for intelligent tutoring systems. Journal of Computers & Education . Vol 53 . pp 890–899.

27. Kotsiantis.S . Patriarcheas. K , Xenos.M .(2010). A combinational incremental ensemble of classifiers as a technique for predicting students' performance in distance

