گروه‌بندی یادگیرندگان در سامانه‌های تطبیق یادگیری به کمک روش خوشه‌بندی پیوندی فازی

محمدصادق رضایی و غلامعلی منتظر

چکیده: کیفیت سامانه‌های یادگیری تطبیقی و مشارکتی به نحوه توصیف مناسب یادگیرندگان و نیز دقت و صحت تفکیک یادگیرندگان در گروه‌های همگن و غیر همگن وابسته است. در روش‌های ارائه‌شده برای گروه‌بندی یادگیرندگان در محیط یادگیری الکترونیکی، محققان اغلب به دنبال بهبود روش‌های پایه از طریق ترکیب آنها با روش‌های بهینه‌سازی هستند. این امر موجب پیچیده‌تر شدن روش‌های گروه‌بندی می‌شود و کیفیت نه چندان مناسب گروه‌های حاصل را به دنبال دارد. در این مقاله روشی مبتنی بر نظریه فازی برای انتخاب خوشه‌های مناسب در روش خوشه‌بندی پیوندی معرفی شده است. در این روش هر خوشه به صورت مجموعه‌ای فازی مدل‌سازی شده و خوشه‌های متناظر تعیین گردیده و بهترین آنها به عنوان خوشه مناسب انتخاب شده است. این روش موجب افزایش دقت روش خوشه‌بندی پیوندی می‌شود. نتایج ارزیابی تجربی روش پیشنهادی بر اساس دو شاخص "Davies-Bouldin" و "خلوص و تجمع" نشان می‌دهد این روش دقت بیشتری نسبت به سایر روش‌های خوشه‌بندی در شناسایی گروه‌ها داشته است.

کلید واژه: **خوشه‌بندی پیوندی، سبک یادگیری، گروه‌بندی یادگیرندگان، مجموعه فازی، یادگیری الکترونیکی، یادگیری تطبیقی.**

۱- مقدمه

ظهور یادگیری الکترونیکی به عنوان شیوه‌ای نوین در آموزش مبتنی بر فناوری اطلاعات، موجب تحولات شگرفی در عرصه آموزش و یادگیری شده است [۱] و [۲]. این تحولات موجب شده که تصور از یادگیری الکترونیکی به عنوان روشی مناسب برای پوشش آموزش و یادگیری مجموعه‌های محروم از آموزش حضوری، به رویکردی که قادر است همه اجزای محیط یادگیری را متحول سازد، تغییر یابد. تجلی بهره‌برداری از فناوری‌های نوین در آموزش و یادگیری، سامانه‌های یادگیری تطبیقی و مشارکتی هستند که در راستای بهره‌برداری مؤثر از فناوری‌های اطلاعاتی در بهبود کیفیت آموزش و یادگیری به کار گرفته شده‌اند [۳] تا [۸].

وظیفه سامانه‌های تطبیقی، تطبیق برنامه و محتوای آموزشی با توانمندی‌ها، نیازها و علایق یادگیرندگان در محیط یادگیری الکترونیکی است [۵] تا [۸]. عملکرد این سامانه‌ها در تطبیق یادگیری از سه وجه ارزیابی می‌شود [۹]: میزان تطبیق شکل ارائه محتوای آموزشی، میزان تطبیق توالی[1] ارائه اجزای محتوای آموزشی و میزان تطبیق ابزارهای ناوبری[2]. هدف نهایی در یادگیری تطبیقی، شخصی‌سازی یادگیری و آموزش، یعنی ارائه دوره‌هایی با برنامه و محتوای آموزشی منطبق بر ویژگی‌های هر یادگیرنده در محتوا، توالی و ناوبری است [۵]، [۷]، [۸] و [۱۰]. با توجه به این که رسیدن به این هدف هم از جنبه فناوری و هم از جنبه فنِ معلمی[3] و طراحی آموزشی[4] امکان‌پذیر نیست، سفارشی‌سازی[5] دوره‌های آموزش الکترونیکی برای گروه‌های مشابه یادگیرندگان مورد توجه قرار گرفته است. به عبارت دیگر به جای شخصی‌سازی آموزش برای هر یادگیرنده، سعی می‌شود برنامه و محتوا برای گروهی از یادگیرندگانِ مشابه در ویژگی‌های مؤثر بر یادگیری، سفارشی‌سازی شود [۵] و [۱۱]. در این رویکرد گروه‌بندی یادگیرندگان الکترونیکی سهم به سزایی در کیفیت تطبیق آموزش به مخاطبان دارد، به عبارت دیگر بدون تشخیص صحیح شاخصه‌های گروه‌بندی نمی‌توان طراحی یک سامانه یادگیری تطبیقی را ممکن دانست [۱۲].

روش‌های مختلفی برای گروه‌بندی یادگیرندگان در سامانه‌های یادگیری تطبیقی معرفی شده است که از مهم‌ترین آنها می‌توان به روش K-means، FCM[6] و اشکال بهبودیافته آنها اشاره کرد [۱۲] تا [۱۸]. در این مقاله روشی جدید برای گروه‌بندی یادگیرندگان بر مبنای سبک یادگیری آن ارائه شده است. بخش‌های مختلف این مقاله به این شکل سازماندهی شده‌اند: در بخش دوم سامانه‌های یادگیری تطبیقی و نحوه گروه‌بندی یادگیرندگان در آنها بیان می‌شود. در بخش سوم، چگونگی مدل‌سازی یادگیرنده به صورت مختصر بحث می‌شود و شاخصه‌های تعیین ابعاد مختلف سبک یادگیری مخاطبان به منظور تمایز نیازها و فرایند یادگیری آنها معرفی می‌شود. در بخش چهارم روش جدیدی برای گروه‌بندی خودکار یادگیرندگان معرفی می‌شود و در بخش پنجم روش پیشنهادی در قالب یک سامانه گروه‌بندی پیاده‌سازی و ارزیابی می‌شود. سرانجام در بخش ششم به جمع‌بندی نتایج پژوهش پرداخته می‌شود.

۲- سامانه‌های یادگیری تطبیقی

توجه به تطبیق آموزش بر شاخصه‌های مؤثر بر یادگیری مخاطبان در محیط یادگیری الکترونیکی از سال ۱۹۹۰ میلادی مطرح شده و در دهه اخیر رشد چشم‌گیری یافته است [۵]. نحوه گروه‌بندی یادگیرندگان یکی از عوامل متمایزکننده سامانه‌های یادگیری الکترونیکی است و از این رو محققان در طراحی سامانه یادگیری تطبیقی، دو مقوله شاخصه‌های توصیف یادگیرنده و روش‌های گروه‌بندی آنان را مورد توجه قرار داده‌اند. در ادامه به مرور آثار محققان در این حوزه پرداخته می‌شود: در [۶] سامانه

این مقاله در تاریخ ۲۵ دی ماه ۱۳۹۲ دریافت و در تاریخ ۱۴ آبان ماه ۱۳۹۳ بازنگری شد.

محمدصادق رضایی، گروه مهندسی فناوری اطلاعات، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران (email: ms.rezaei@modares.ac.ir).

غلامعلی منتظر، گروه مهندسی فناوری اطلاعات، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران (email: montazer@modares.ac.ir).

1. Sequencing
2. Navigation
3. Pedagogy
4. Instructional Design
5. Customization
6. Fuzzy C-Means

جدول ۱: ابعاد مدل قالب یادگیری FELDER-SILVERMAN و مقیاس آنها [۳۴].

بُعد	مقیاس
ادراک	حسی/ شهودی
ورودی	دیداری/ شنیداری
پردازش	بازتابی/ فعال
فهم	ترتیبی/ کل‌نگر

learn fit به منظور تطبیق مواد آموزشی با یادگیرندگان معرفی شده است. در این سامانه از مدل سبک یادگیری Myers-Brigs برای توصیف یادگیرنده استفاده شده و نحوه مدل‌سازی یادگیرنده به صورت غیر خودکار و از طریق تکمیل پرسش‌نامه انجام شده است. ضمن این که از شبکه Bayes برای تفکیک یادگیرندگان در دسته‌های مختلف و تطبیق محتوا و برنامه آموزشی به آنها استفاده شده است. Cabada سامانه آموزش‌یار تطبیقی EDUCA را معرفی کرده که تطبیق محتوا و برنامه آموزشی را بر مبنای سبک یادگیری یادگیرندگان بر عهده دارد. محققان از سبک یادگیری Felder-Silverman برای توصیف سبک یادگیری کاربران استفاده کرده‌اند و از روش شبکه عصبی خودسامان‌ده [۱](SOM) برای تمایز میان یادگیرندگان و ایجاد گروه‌های مشابه بهره برده‌اند و عدم نیاز به تعیین تعداد بهینه خوشه برای خوشه‌بندی یادگیرندگان را مهم‌ترین مزیت روش خود در مقابل روش K-means معرفی کرده‌اند [۱۹].

سامانه ilearn شکل دیگری از سامانه‌های هوشمند یادگیری الکترونیکی است که وظیفه تسهیل تطبیق محتوا و برنامه آموزشی را بر عهده دارد. در این سامانه از مدل سبک یادگیری VARK [۲] برای مدل‌سازی یادگیرنده و از روشی مبتنی بر قاعده [۳] برای گروه‌بندی یادگیرندگان و تطبیق محتوا استفاده شده است [۲۰]. HL Toutor سامانه آموزش‌یاری است که به منظور ارائه دوره‌های شخصی‌سازی شده در دو محیط یادگیری الکترونیکی و یادگیری همراه [۴] طراحی شده است. این سامانه توانایی طبقه‌بندی یادگیرندگان را مبتنی بر ویژگی‌های یادگیری آنان دارد و از روش شبکه‌های عصبی- فازی برای پیش‌بینی سبک یادگیری یادگیرندگان مبتنی بر رفتارهای آنان در محیط یادگیری الکترونیکی استفاده می‌کند [۲۱]. در پژوهشی دیگر، روش خوشه‌بندی فازی برای گروه‌بندی یادگیرندگان پیشنهاد شده است که معایب روش K-means را در یافتن تعداد خوشه بهینه ندارد و از سوی دیگر دقت خوشه‌بندی آن بسیار بیشتر از روش‌های خوشه‌بندی متداول است [۲۲].

سرعت و دقت خوشه‌بندی همواره مد نظر محققان در طراحی روش‌های گروه‌بندی یادگیرندگان بوده است. از این رو بسیاری از محققان ضمن اشاره به روش‌های متداول خوشه‌بندی یادگیرندگان همچون K-means و FCM در صدد بهبود این روش‌ها از طریق ترکیب آنها با روش‌های بهینه‌سازی برآمده‌اند اما معمولاً افزایش دقت خوشه‌بندی، سبب افزایش زمان فرایند گروه‌بندی یادگیرندگان می‌شود که این امر بر کیفیت سامانه‌های یادگیری الکترونیکی اثر سوئی دارد. از سوی دیگر در تحقیق‌های پیشین نتایج گروه‌بندی با معیارهای وابسته به مدل‌ها و سبک‌های یادگیری توصیف یادگیرنده، ارزیابی نشده و از این رو نمی‌توان ارزیابی دقیقی را از دقت روش‌های معرفی‌شده در تفکیک یادگیرندگان در محیط یادگیری الکترونیکی داشت.

1. Self-Organizing Map
2. Visual, Auditory, Read/Write, Kinesthetic
3. Rule Based Grouping
4. Mobile Learning

۳- مدل‌سازی یادگیرنده

دیدگاه‌های مختلفی در خصوص عوامل مؤثر بر شکل یادگیری مخاطبان وجود دارد که بر مبنای آن مدل‌های مختلفی برای توصیف یادگیرنده مطرح شده است. برخی از محققان ابعاد شخصیتی کاربر را در چگونگی فرایند یادگیری او مؤثر می‌دانند و معتقدند که یادگیرندگان با ابعاد شخصیتی مشابه، شکل و روند یادگیری مشابهی دارند و به محتوا و برنامه‌های آموزشی پاسخ یکسانی می‌دهند [۲۳]. از این رو مدل‌هایی مبتنی بر "شخصیت" برای توصیف یادگیرنده پیشنهاد شده است [۱۴]، [۱۸]، [۲۲]، [۲۴] و [۲۵]. برخی دیگر از محققان معتقدند که یادگیرندگان به شکل‌های مختلف اطلاعات حساسند و کارایی یادگیری آنان در فرایند آموزش با تغییر شکل اطلاعات ارائه‌شده به آنها متفاوت خواهد بود [۲۶] تا [۲۸]. به عبارت دیگر تطبیق یادگیری بر اساس سبک یادگیری مخاطبان موجب افزایش کارایی یادگیری [۲۶] تا [۲۸]، بهبود رضایت آنان [۹]، [۲۸] و [۲۹] یا کاهش زمان یادگیری [۳۰] می‌شود. از این رو مدل‌های مبتنی بر "سبک یادگیری" را برای توصیف یادگیرندگان به منظور تطبیق مواد و فعالیت‌های آموزشی پیشنهاد کرده‌اند. لذا از میان شاخصه‌های توصیف یادگیرندگان الکترونیکی، مدل‌های سبک یادگیری بیش از سایر مدل‌ها برای توصیف یادگیرندگان به کار برده شده‌اند [۵] و [۳۱]. بیش از ۷۰ مدل سبک یادگیری معرفی شده که می‌توان آنها را به شکل زیر دسته‌بندی کرد [۳۲]:

- سبک‌های یادگیری مبتنی بر وراثت [۵]
- ساختار شناختی [۶]
- سبک شخصیت پایدار [۷]
- ترجیح‌های یادگیری منعطف [۸]
- راهبردها و رویکردهای یادگیری [۹]

بر این اساس مهم‌ترین و پرکاربردترین مدل‌های سبک یادگیری عبارت هستند از [۳۲] و [۳۳]: "سبک یادگیری VARK" (گروه سبک‌های یادگیری مبتنی بر وراثت)، "سبک یادگیری شناختی" (گروه سبک شناختی) و سبک‌های یادگیری Kolb، Felder-Silverman و Hony & Mumford (گروه ترجیح‌های یادگیری منعطف). از میان مدل‌های سبک یادگیری نیز مدل Felder-Silverman بیشترین کاربرد را در توصیف یادگیرنده دارد [۵] و [۳۱]. در جدول ۱ ابعاد این سبک یادگیری و مقیاس‌های آن نشان داده شده است. بُعد ادراک، انواع اطلاعاتی را که یادگیرنده به خوبی دریافت می‌کند مشخص می‌کند. در واقع حساسیت یادگیرنده به تجارب، صداها، بینایی و احساس فیزیکی را معین می‌کند. بر مبنای این بُعد یادگیرندگان در دو دسته حسی و شهودی قرار می‌گیرند. بُعد ورودی انواع کانال‌هایی را نشان می‌دهد که یادگیرنده اطلاعات را به صورت مؤثر دریافت می‌کند که شامل کانال‌های دیداری و شنیداری است. بُعد پردازش نحوه پردازش اطلاعات هر یادگیرنده را در تمایز آنها در نظر می‌گیرد. برخی به طور فعال و از طریق تجارب و با تعامل و درگیرشدن در فعالیت عملی یاد می‌گیرند. برخلاف آنها یادگیرندگان بازتابی [۱۰] به کار انفرادی تمایل دارند و در آن موفق‌تر هستند.

5. Genetic and Other Constitutionally Based Learning Styles
6. Cognitive Structure
7. Stable Personality Type
8. Flexible Stable Learning Preference
9. Learning Approaches and Strategies
10. Reflective

بُعد فهم، یادگیرندگان را به دو دسته ترتیبی[1] و کل‌نگر[2] طبقه‌بندی می‌کند. یادگیرندگان ترتیبی مسایل را به صورت گام به گام در یک فرایند استدلالی خطی حل می‌کنند در صورتی که یادگیرندگانِ کل‌نگر، تصویری کلی از مفهوم را ایجاد می‌کنند و سپس با کلیات آن درگیر می‌شوند [۳۴].

۴- روش گروه‌بندی یادگیرندگان الکترونیکی

۴-۱ روش خوشه‌بندی ترکیبی

روش خوشه‌بندی ترکیبی[3] روشی ساده از نظر عملکرد و پیچیدگی زمان و حافظه و در عین حال دقیق در ایجاد خوشه‌های بهینه است. این رویکرد در مقابل رویکردی قرار دارد که محققان بر مبنای آن سعی داشتند با ترکیب روش‌های خوشه‌بندی پایه با سایر روش‌های هوشمند، دقت خوشه‌بندی را افزایش دهند. روش خوشه‌بندی ترکیبی در سال ۲۰۱۲ ارائه شد [۳۴] و محققان در آن چارچوبی را برای استفاده از چند روش خوشه‌بندی و پیوند نتایج آنها با یکدیگر معرفی کردند (از این رو در این مقاله از آن با عنوان روش پیوندی یاد می‌شود) که در عین سادگی، خوشه‌های دقیق‌تری در مقایسه با اصلاح، دست‌کاری و پیچیده‌تر کردن روش‌های پایه به ارمغان می‌آورد.

بدین منظور ابتدا مجموعه داده توسط روش‌های پایه خوشه‌بندی می‌شود، سپس سعی می‌شود خوشه‌های مناسب‌تر شناسایی و برای دست‌یابی به خوشه‌بندی بهتر به یکدیگر پیوند زده شوند. در این روش برای قضاوت در مورد بهترین خوشه سه گام اساسی طی می‌شود:

الف) ابتدا مجموعه داده مورد نظر با استفاده از الگوریتم‌های پایه به طور جداگانه خوشه‌بندی می‌شوند، سپس بین خوشه‌های حاصل از هر روش بر اساس نزدیکی مراکز خوشه‌ها، تناظر ایجاد می‌شود. هر تناظر، مجموعه‌ای از خوشه‌های حاصل از روش‌های مختلف است که همگی معرف یک خوشه در مجموعه داده مد نظر بوده و نامزد نمایش آن خوشه در مجموعه داده هستند.

ب) بهترین خوشه از میان نامزدها بر مبنای معیار فشردگی خوشه، انتخاب می‌شود و با توجه به این که ممکن است خوشه‌های تعیین‌شده در گام قبل از روش‌های خوشه‌بندی مختلف حاصل شده باشند، وجود عناصر تکراری و یا غایب در مجموعه کل خوشه‌های برتر، اجتناب‌ناپذیر است.

ج) روالی برای حذف عناصر تکراری و حذف‌شده بر مبنای نزدیکی به مراکز خوشه‌ها معرفی می‌شود. بر مبنای این روال عناصر تکراری به خوشه‌ای منتسب می‌شود که نزدیک‌ترین فاصله نسبی به مرکز آن را دارند و از سایر خوشه‌ها حذف می‌شوند. عناصر غایب نیز به خوشه‌ای تعلق می‌یابند که نزدیک‌ترین فاصلهٔ نسبی را به مرکز آن دارند.

این فرایند ضمن حفظ سادگی روش خوشه‌بندی، قابلیت استفاده از توانمندی‌های چند روش خوشه‌بندی برای شناسایی اشکال مختلف خوشه‌های مجموعه داده و ترکیب نتایج خوشه‌بندی آنها با یکدیگر را فراهم می‌کند [۳۴].

۴-۲ روش خوشه‌بندی پیوندی فازی

روش پیوندی با وجود معرفی ایده‌ای مناسب در خوشه‌بندی داده‌ها، نتوانسته است در دو مسئله شناسایی بهترین خوشه در هر تناظر و نیز تعیین تکلیف عناصر تکراری، دقت کافی را لحاظ کند. علت این مسئله معرفی چارچوب‌هایی است که فاصله نسبی از متوسط ساختار خوشه (مرکز خوشه) را به عنوان معیار تعیین بهترین خوشه در هر تناظر و انتساب عناصر تکراری و غایب به خوشه‌های مناسب در نظر می‌گیرند. در صورتی که به منظور دست‌یابی به پیوندی مناسب از خوشه‌ها، باید ساختار هر خوشه در پیوند خوشه‌ها به یکدیگر در نظر گرفته شود. در این بخش نسخه‌ای بهبودیافته از این روش با بهره‌گیری از روش مجموعه‌های فازی برای انتخاب خوشه‌های مناسب و پیوند آنها به یکدیگر پیشنهاد می‌شود.

در روش پیشنهادی ابتدا مجموعه داده توسط چند روش ساده خوشه‌بندی می‌شوند. این روش‌ها، روش‌های پایه پیوند نامیده می‌شوند و باید قابلیت تعیین مراکز خوشه را داشته باشند. پس از خوشه‌بندی توسط هر روش پایه پیوندی با مدل‌سازی هر خوشه با یک مجموعه فازی، خوشه‌های متناظر در نتایج خوشه‌بندی روش‌های مختلف تعیین می‌شوند. پس از آن با استفاده از عملگرهای مقایسه اعداد فازی، خوشه‌های بهینه در هر تناظر انتخاب می‌شوند. پس از آن با معیارهای تعیین تعلق هر داده به خوشه‌های بهینه، عناصر تکراری و غایب در خوشه مناسب عضو می‌شوند و در نهایت از ترکیب نتیجه چند روش خوشه‌بندی با کمک نظریه فازی، شناسایی ساختار گروه‌های داده با دقت بیشتری انجام می‌گیرد. در شکل ۱ مراحل روش پیشنهادی آورده شده و در ادامه شرح هر یک از گام‌های الگوریتم پیشنهادی برای روش خوشه‌بندی پیوندی فازی بیان شده است.

در گام اول برای روش‌های پایه‌ای که قادر به تعیین تعداد خوشه بهینه نیستند، خوشه‌بندی داده‌ها به ازای تعداد خوشه‌های متعدد انجام می‌شود. پس از آن، شاخص DB[4] [۳۵] برای یافتن تعداد بهینه خوشه در روش‌های مختلف محاسبه می‌شود. این شاخص میزان فشردگی درونی خوشه‌ها و نیز میزان جدایی[5] خوشه‌ها از یکدیگر را نشان می‌دهد. این شاخص تنها وابسته به مجموعه داده و اطلاعات عضویت آنها در خوشه‌هاست و با رابطه زیر تعریف می‌شود

$$DB = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K}\max_{\substack{j=1,\dots,K\\ k\neq j}}\frac{diam(C_k)+diam(C_j)}{dist(C_k,C_j)} \qquad (۱)$$

که K تعداد خوشه‌های حاصل از خوشه‌بندی است و $diam(C_k)$ نیز میزان پراکندگی درون خوشه C_k را نشان می‌دهد

$$diam(C_k) = \sqrt[q]{\frac{1}{T_k}\sum_{j=1}^{T_k}\left|X_j - A_k\right|^q} \qquad (۲)$$

در این رابطه، T_k تعداد اعضای خوشه C_k، X_j عنصر jام از خوشه C_k، A_k مرکز خوشه C_k و $\left|X_j - A_k\right|^q$ فاصله میان عنصر jام خوشه از مرکز آن است.

$dist(C_k,C_j)$ میزان جدایی میان خوشه C_k و C_j را نشان می‌دهد

$$dist(C_k,C_j) = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^{n}\left|a_{ik} - a_{ij}\right|^p} \qquad (۳)$$

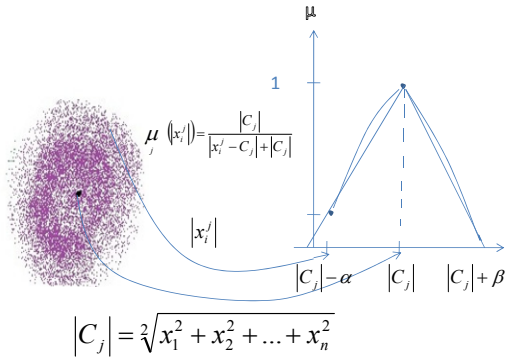
که a_{ik} عنصر iام از خوشه kام است.

1. Sequential
2. Global
3. Hybrid Clustering Method
4. Davies-Bouldin Index
5. Separation

شکل ۱: الگوریتم روش خوشه‌بندی پیوندی فازی.

در این مقاله فاصله اقلیدسی[1] ($p=q=2$) در نظر گرفته شده است. با توجه به تعریف شاخص Davies-Bouldin، هر نتیجه حاصل از تحلیل خوشه‌ای که مقدار محاسبه‌شده شاخص آن کمتر باشد، خوشه‌بندی بهتری تلقی می‌شود. اگر تعداد بهینه خوشه‌ها در روش‌های پایه پیوندی یکسان نبود، تعداد خوشه‌ای که اکثر روش‌ها در آن مناسب‌ترین خوشه‌بندی (کوچک‌ترین مقدار شاخص DB) را داشته باشند، به عنوان تعداد خوشه مناسب منظور می‌شود. در صورتی که یکی از روش‌های پایه قادر به

1. Euclidean



شکل ۲: مدل‌سازی هر خوشه به صورت مجموعه‌ای فازی و تخمین آن با عدد فازی مثلثی.

تشخیص تعداد خوشه بهینه باشد، در ابتدا مجموعه داده توسط آن خوشه‌بندی شده و همان تعداد به عنوان تعداد خوشه بهینه در نظر گرفته می‌شود. الگوریتم‌های پایه پیوند در این مقاله شبکه عصبی ART و K-means انتخاب شده است.

در گام دوم هر خوشه به صورت مجموعه‌ای فازی مدل می‌شود. بدین منظور تابع تعلق هر یک از اعضای خوشه از (۴) محاسبه می‌شود

$$\mu_j(|x_i^j|)=\frac{|C_j|}{|x_i^j-C_j|+|C_j|} \qquad (۴)$$

در این رابطه $|x_i^j|$ اندازه عنصر iام متعلق به خوشه jام، C_j بردار مرکز خوشه jام، $|C_j|$ اندازه مرکز خوشه jام و $|x_i^j-C_j|$ اندازه فاصله عنصر iام متعلق به خوشه jام از مرکز خوشه jام است. تابع عضویت پیشنهادی تابعی غیر خطی در تعیین میزان نزدیکی یادگیرنده به مرکز خوشه است که به انتساب یادگیرندگان به خوشه‌هایی با اندازه مرکز بزرگ‌تر میل دارد. از این رو از ایجاد پراکندگی در خوشه‌های با بردار مرکز کوچک‌تر که میل به بردارهای کوچک‌تر دارد جلوگیری می‌کند. در صورتی که یادگیرندگان با بردار ویژگی کوچک‌تر خوشه‌های متمرکزتری را نسبت به یادگیرندگان با بردار ویژگی بزرگ‌تر ایجاد کرده باشند این تابع موجب حفظ و حتی افزایش فشردگی خوشه‌ها در جریان پیوند خواهد شد. ضمن آن که این تابع بر خلاف تابع غیر خطی فاصله نسبی از مرکز (که در روش خوشه‌بندی پیوندی مطرح شده بود) از واگرایی زیاد خوشه‌های بزرگ در حین پیوند جلوگیری می‌کند. در شکل ۲ مدل‌سازی خوشه‌ها به شکل مجموعه فازی نشان داده شده است.

با کمی تساهل می‌توان هر خوشه را معادل یک عدد فازی دانست. از آنجا که در این پژوهش هدف بهبود روش خوشه‌بندی پیوندی به عنوان روش مناسب برای گروه‌بندی یادگیرندگان با کمترین سربار محاسباتی بوده است ساده‌ترین شکل اعداد فازی برای مدل‌سازی خوشه‌ها استفاده می‌شود. از این رو عدد فازی متناظر با هر خوشه با نزدیک‌ترین عدد فازی مثلثی تخمین و با مرکزیت $|C_j|$ با $(|C_j|,\alpha,\beta)$ نمایش داده می‌شود. اگر دو رأس دیگر مثلث، اعداد با کمینه درجه عضویت در نظر گرفته شود، α و β نیز از (۵) و (۶) محاسبه می‌شوند

$$\alpha=\frac{|C_j|-|x_{m_L}^j|}{1-\mu_j(|x_{m_L}^j|)} \qquad (۵)$$

$$\beta=\frac{|C_j|-|x_{m_R}^j|}{1-\mu_j(|x_{m_R}^j|)} \qquad (۶)$$

جدول ۲: شاخصه‌های رفتاری متناظر با هر یک از ابعاد مدل سبک یادگیری FELDER-SILVERMAN در محیط یادگیری الکترونیکی [۱۷] و [۳۷].

ابعاد	شاخص‌های متناظر ثبت‌شده از یادگیرنده در سامانه آموزشی
ادراک	نوع مطالعه مواد (نوع مطالب انتخابی (خلاصه یا جامع و عمیق))
	انواع نمایش اسلاید
	زمان اختصاص‌یافته برای خواندن مفاهیم و تئوری‌ها
	(درس‌پارهای نظری و غیر عملی)
	زمان اختصاص‌یافته برای خواندن مثال‌ها و واقعیت‌ها
	زمان اختصاص داده شده برای انجام تمرین‌های اضافی
	تعداد مثال‌های مورد مطالعه اضافی
	زمان اختصاص‌یافته به آزمون و بازبینی
پردازش	مشارکت در گفتگوها
	استفاده از پست الکترونیکی و اتاق گفتگو
	مشارکت در بحث/ کار گروهی
	انتخاب پروژه‌های فردی یا گروهی کلاس
ورودی	گوش‌دادن به سخنرانی‌ها (پرونده‌های صوتی درس)
	استفاده از محتوای ویدئویی درس
	خواندن محتوای متنی درس
	انواع نمایش اسلایدها (نوع توصیه‌های انتخابی)
	میزان استفاده از نمودارها و چارت‌ها
فهم	الگوی دسترسی به محتواهای دوره آموزشی
	زمان اختصاص‌یافته به هدف و کلیات درس

که $\left|x_{m_l}^{j}\right|$ اندازه عنصر عضو خوشه j ام است که از اندازه مرکز خوشه ($\left|C_j\right|$) کوچک‌تر و دارای کم‌ترین درجه تعلق به خوشه در میان اعضای کوچک‌تر از $\left|C_j\right|$ است و $\left|x_{m_R}^{j}\right|$ عنصر عضو خوشه j ام است که از مرکز خوشه ($\left|C_j\right|$) بزرگ‌تر و دارای کم‌ترین درجه تعلق به این خوشه در میان اعضای بزرگ‌تر از $\left|C_j\right|$ است.

در گام سوم، اعداد فازی مثلثی مرتب می‌شوند و پس از آن فاصله اعداد فازی مجاور بر مبنای تعریف تفریق فازی (۷) محاسبه می‌شود [۳۶]. بر اساس روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی، اعداد مطابق با تعداد خوشه‌های بهینه حاصل از گام اول، خوشه‌بندی می‌شوند

$$\begin{aligned} M &= (m, \alpha, \beta) \\ N &= (n, \alpha', \beta') \\ M - N &= (m-n, \alpha+\beta', \beta+\alpha') \end{aligned} \qquad (۷)$$

در گام چهارم کوچک‌ترین عدد فازی در هر دسته انتخاب و خوشه متناظر با آن به عنوان خوشه برگزیده در نظر گرفته می‌شود. به علت این که خوشه‌های منتخب ممکن است حاصل از روش‌های گوناگون باشند امکان وجود عناصر تکراری در خوشه‌ها و یا غیبت عنصری در همه خوشه‌های منتخب وجود دارد. از این رو از این گام به بعد فرایند پیوند خوشه‌های انتخابی به یکدیگر آغاز می‌شود.

در گام پنجم، عناصر تکراری در خوشه‌های منتخب مشخص می‌شود: این عناصر تکراری (یا مشترک) بین خوشه‌ها، به خوشه‌ای که دارای بیشترین درجه عضویت بوده‌اند نسبت داده می‌شوند و از خوشه یا خوشه‌های دیگر حذف می‌گردند.

در گام ششم، عناصری که در هیچ یک از خوشه‌های منتخب حضور ندارند مشخص شده و درجه عضویت آنها بر اساس (۴) در همه خوشه‌های منتخب محاسبه شده و به خوشه‌ای که بیشترین درجه عضویت را در آن دارند منتسب می‌شوند.

اگر تعداد ابعاد هر داده در مجموعه داده d و تعداد داده‌های موجود در مجموعه داده را n در نظر گیریم، پیچیدگی زمانی روش پیشنهادی با انتخاب روش‌های K-means و شبکه عصبی ART فازی برابر $\max(O(dn^{2}), O(d^{2}n))$ است. با توجه به این که کمترین پیچیدگی زمانی در روش‌های خوشه‌بندی غیر سلسله مراتبی معادل $O(dn^{2})$ می‌باشد، پیچیدگی زمانی روش پیشنهادی در حد ساده‌ترین روش‌های خوشه‌بندی حفظ می‌شود.

۵- ارزیابی روش پیشنهادی

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی، دانشجویان دوره الکترونیکی درس برنامه‌نویسی C++ در مقطع کارشناسی مهندسی رایانه در نظر گرفته شدند. تعداد یادگیرندگان حاضر در محیط آزمایش ۹۸ نفر بودند که در طی گذراندن این درس، شاخصه‌های تعریف‌شده در جدول ۲ مرتبط با رفتار شبکه‌ای آنان در چهار بُعد ادراک، پردازش، ورودی و فهم مدل سبک یادگیری Felder-Silverman ثبت و بر مبنای آن سبک یادگیری آنها استخراج شده است. در واقع سعی شده به شکل خودکار و بدون پرسش از دانشجویان در محیط شبکه، سبک یادگیری آنان تعیین شود. از سوی دیگر به صورت جداگانه پرسش‌نامه‌های اندازه‌گیری سبک یادگیری Felder-Silverman در اختیار دانشجویان قرار داده شد و از آنان خواسته شد تا آن را تکمیل کنند. بدین ترتیب سبک یادگیری آنان بر مبنای پاسخ‌های داده‌شده به پرسش‌نامه به شکل اعدادی بین ۰ تا ۱۱ محاسبه شده است. سپس بر مبنای اطلاعات جمع‌آوری شده از طریق رفتار هر فرد در محیط یادگیری الکترونیکی، دانشجویان در گروه‌های مختلف توسط روش پیشنهادی خوشه‌بندی شده‌اند. در جدول ۲ رفتار متناظر با هر یک از ابعاد سبک یادگیری Felder-Silverman در محیط یادگیری الکترونیکی نشان داده شده و بدیهی است هر چه نمره اختصاص‌یافته به یادگیرندگان هر خوشه به عنوان سبک یادگیری آنها به هم نزدیک باشد اعتبار گروه‌های ایجادشده بیشتر می‌شود.

به منظور ارزیابی دقت روش پیشنهادی، روش‌های K-means، FCM، خوشه‌بندی فازی تکاملی (EFC)[1] [۱۷]، خوشه‌بندی پیوندی [۳۴]، شبکه عصبی مصنوعی ART انتخاب و نتایج خوشه‌بندی آنها با نتایج حاصل از روش پیشنهادی مقایسه شده است، ضمن این که برای مقایسه دقت نتایج خوشه‌بندی از دو معیار شاخص Davies-Bouldin و شاخص خلوص و تجمع (P & G)[2] استفاده شده است.

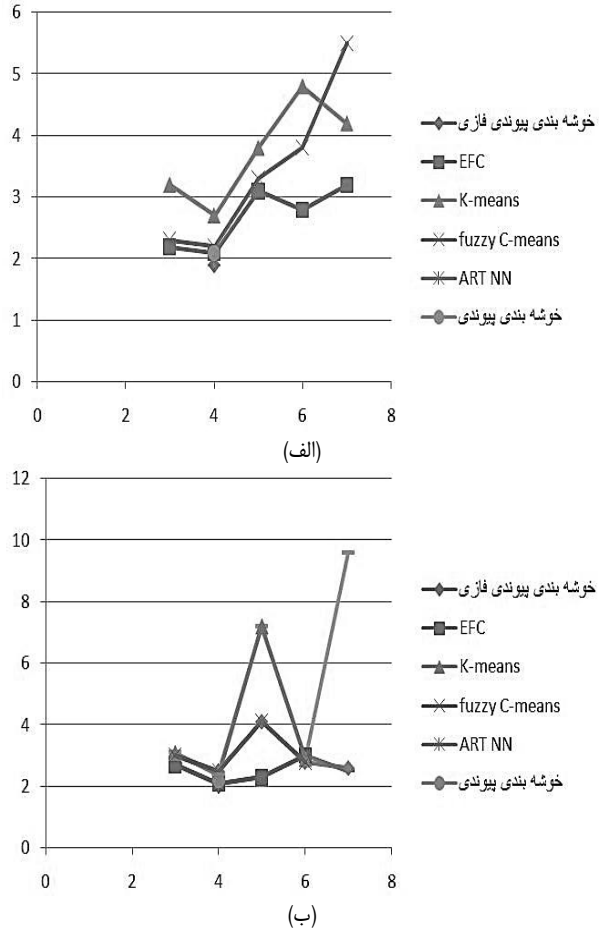
بدین منظور شاخص اعتبارسنجی Davies-Bouldin برای نتایج خوشه‌بندی هر روش محاسبه شده و با مقایسه نتیجه عددی این شاخص، امکان مقایسه دقت خوشه‌بندی روش‌های مختلف میسر می‌شود.

با استفاده از شاخص خلوص و تجمع، می‌توان کیفیت خوشه‌های ایجادشده را بر اساس سبک یادگیری آنان مورد ارزیابی قرار داد. به عبارت دیگر در این شاخص از سبک یادگیری اندازه‌گیری شده یادگیرندگان به عنوان ناظر خارجی استفاده شده است. این شاخص با محاسبه شاخص خلوص و شاخص تجمع و ترکیب آنها با یکدیگر محاسبه می‌شود [۱۵].

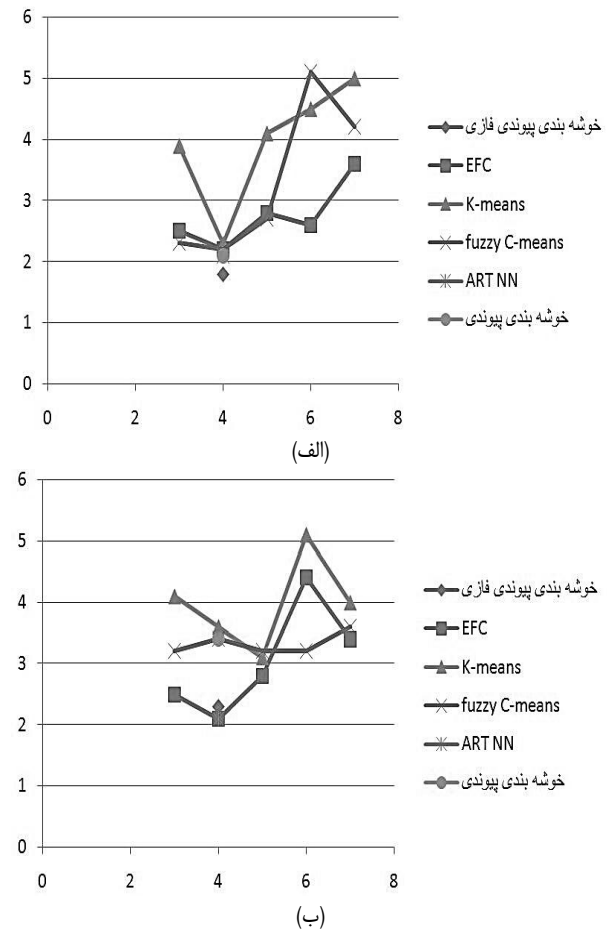
شاخص خلوص عبارت است از

$$Pur(c) = \frac{\sum_{c=1}^{c=n} \max \frac{N_{cl}}{N_c}}{n} \quad , \quad l \in L \qquad (۸)$$

1. Evolutionary Fuzzy Clustering
2. Purity and Gathering



شکل ۳: مقایسه عملکرد روش خوشه‌بندی پیوندی فازی با سایر روش‌های خوشه‌بندی بر اساس شاخص Davies-Bouldin در بُعد (الف) ادراک و (ب) ورودی.



شکل ۴: مقایسه عملکرد روش خوشه‌بندی پیوندی فازی با سایر روش‌های خوشه‌بندی بر اساس شاخص Davies-Bouldin در بُعد (الف) فهم و (ب) پردازش.

که n تعداد خوشه‌ها، N_{cl} تعداد عناصر داده‌ای موجود 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 شکل زیر تعریف می‌شود

$$Gat(c) = \frac{\sum_{l=1}^{l=m} \max \frac{N_{lc}}{N_l}}{n} \quad , \quad c \in C \qquad (۹)$$

که m تعداد نشانه‌ها، N_{lc} تعداد نشانه‌های l موجود در خوشه C و N_l تعداد داده‌هایی است که برچسب آنها l است. با ترکیب این دو شاخص، شاخص خلوص و تجمع به شرح زیر محاسبه می‌شود

$$PG(C) = Pur(C) + Gat(C) \qquad (۱۰)$$

هرچه میزان این شاخص برای ارزیابی یک ساختار خوشه‌ای بزرگ‌تر باشد، نشان از این است که کیفیت خوشه‌بندی بهتر بوده است. در ادامه نتایج ارزیابی روش گروه‌بندی پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌های متداول گروه‌بندی با استفاده از دو معیار شاخص Davies-Bouldin و شاخص خلوص و تجمع آورده شده است.

۵-۱ نتایج

برای ارزیابی روش پیشنهادی، مجموعه داده‌های ۹۸ یادگیرنده توسط هر چهار روش در ابعاد مختلف سبک یادگیری به صورت جداگانه خوشه‌بندی شد. شبکه عصبی ART توانایی تشخیص خوشه بهینه را در جریان خوشه‌بندی دارد اما با توجه به این که برخی از روش‌ها همچون FCM، K-means و EFC قادر به تعیین خودکار خوشه بهینه نیستند، خوشه‌بندی داده‌ها به ازای ۳، ۴، ۵، ۶ و ۷ خوشه توسط این روش‌ها انجام شد و با محاسبه شاخص Davies-Bouldin تعداد خوشه بهینه برای خوشه‌بندی تعیین شد. در روش‌های FCM و EFC هر داده به خوشه‌ای منتسب شده که بیشترین درجه تعلق به آن را داشته است.

در شکل ۳ نتیجه محاسبه شاخص Davies-Bouldin برای چهار روش FCM، K-means و EFC برای تعداد خوشه‌های ۳، ۴، ۵ و ۶ و روش خوشه‌بندی پیوندی، روش خوشه‌بندی پیوندی فازی و شبکه عصبی ART در حالت تعداد خوشه بهینه نشان داده شده است. با توجه به مقدار شاخص Davies-Bouldin همه روش‌ها در تعداد خوشه ۴، خوشه‌بندی بهینه‌ای را دارند. از این رو نتیجه خوشه‌بندی هر شش روش در تعداد خوشه ۴ و بر مبنای سبک یادگیری اعضای حاضر در هر خوشه به تفکیک برای ابعاد ادراک و ورودی در جدول ۳ و ۵ آورده شده است. در جدول ۴ و ۶ نیز نتیجه ارزیابی روش‌ها در گروه‌بندی یادگیرندگان در دو بُعد ادراک و پردازش بر اساس شاخص خلوص و تجمع نشان داده شده است. همچنان که مشاهده می‌شود روش خوشه‌بندی پیوندی فازی هم در شاخص Davies-Bouldin و هم در شاخص خلوص و تجمع بهترین عملکرد را در گروه‌بندی مناسب یادگیرندگان در این ابعاد داشته است.

در شکل ۴ نتیجه محاسبه شاخص Davies-Bouldin برای چهار روش FCM، K-means و EFC برای تعداد خوشه‌های ۳، ۴، ۵ و ۶ و روش خوشه‌بندی پیوندی، روش خوشه‌بندی پیوندی فازی و روش شبکه عصبی ART در حالت تعداد خوشه بهینه نشان داده شده است. با توجه به مقدار شاخص Davies-Bouldin همه روش‌ها با چهار خوشه به مقدار

جدول ۳: نتایج خوشه‌بندی به روش‌های مختلف و مقایسه آن با روش پیوندی فازی در بُعد ادراک.

خوشه	FCM	EFC	روش پیوندی	K-means	شبکه عصبی ART	روش پیوندی فازی
خوشه ۱	۳،۳،۲،۲،۲،۰،۰،۳،۳،۲،۲ ۲،۲،۰،۲،۲،۲،۲،۲،۰،۰،	۲،۰،۰،۰،۱،۲،۲،۰،۲،۲،۲ ۰،۲،۲،۲،۲،۲،۲،۳،۳،	۱،۰،۲،۲،۲،۰،۲،۲،۲،۲،۲ ۰،۲،۳،۰،۲،۲،۰،	۰،۱،۰،۲،۲،۲،۲،۲،۳،۳،۰ ، ۳،۰،۲۲،۳،۳،۲،۰،۲،۲،۲ ۳،۳،۳،۲،	۰،۳،۱،۳،۳،۲،۲،۲،۳،۰، ،۳،۲،۲،۳،۲،۳،۰،۲،۲ ۰،۳،۲،۲،۰،۲،۰	۰،۲،۰،۲،۲،۲،۰،۲،۲،۲،۲ ۲،۰،۱،۲،۰،
خوشه ۲	۸،۹،۹،۹،۹،۱۱،۱۱،۱۰،۱ ۰،۱۰،۹،۱۰،۹،۹،۱۰،۱۰، ۱۰،۹،۹،۹،۱۰،۱۰،۱۰،۱ ۰	۱۰،۱۰،۹،۹،۱۰،۱۰،۹،۱ ۰،۱۰،۹،۱۰،۱۰،۹،۱۰،۱ ۰،۹،۱۰،۸،۹،۹،۹،۹	۸،۹،۹،۹،۹،۹،۱۰،۱۰،۱۰ ، ۱۰،۱۰،۹،۹،۱۰،۱۰،۱۰، ۹،۹،۹،۱۰،۹،۱۰،۱۰،۱۱، ۹،۹،۱۱	۸،۹،۹،۹،۹،۹،۹،۹، ۹،۹،،۱۰،۱۱،۱۰،۰،۱۰،۱ ۰،۱۰،۹،۹،۹،۱۰،۱۰،۱۰، ۱۰،۱۱،۱۱،۱۰	۹،۱۰،۹،۱۰،۱۱،۱۰،۱۱، ۱۰،۹،۱۰،۹،۱۰،۱۱،۱۰، ۱۱،۱۰ ۱۰،۹،۱۰،۹،،۹،۱۰،۹،۱۰ ، ۹،۹،۱۰،۱۰،۹،۹،۹،۹،۱۰ ۹،	۱۰،۱۰،۱۰،۱۰،۹،۹،۹،۹، ۱۰،۸،۹،۹،۱۰،۱۱،۹،۱۰ ، ۱۰،۹،۹،۹،۹،۹،۹،۱۰،۱۰ ۱۱،
خوشه ۳	۵،۶،۸،۸،۸،۶،۷،۷،۷،۶،۷ ،۷،۷،۸،۸،۷،۷،۷،۸،۸، ۸،	۷،۷،۷،۷،۷،۸،۶،۸،۸۷،۷، ۷،۶،۷،۸،۸،۸،۸،۹،۹،۶	۳،۳،۳،۵،۵،۳،۳،۳،۴،۴،۴ ، ۴،۴،۵،۵،۳،۳،۳،۵،۵،۴،۴ ۵،۵،۶،۶،۵،۵،۶،۶،۶،۷،	۶،۸،۷،۷،۷،۸،۶،۸،۸،۷،۷ ۷،۷،۸،۷،۷،۷،۷،۸،۷،۸،	۷۸،۷،۶،۷،۶،۷،۷،۷،۸،۸ ، ۷۸،۷،۸،۶،۸،۸،۷،۸،۸،۶	۷،۷،۷،۶،۷،۸،۸،۷،۶،۸،۶ ، ۸،۶،۷،۸،۸،۷،۶،۷،۸،۷،۸ ۵،۷،۸،
خوشه ۴	،۳،۳،۳ ۴،۴،۴،۵،۵،۴،۵،۵،۳،۵، ۵،۵،۳،۳،۵،۶،۴،۴،۴،۶، ۵،۵،۶،۷	۳،۵،۵،۳،۳،۵،۵،۵،۳،۳، ۳،۴،۳،۴،۴،۴،۴،۴،۵،۵، ۵،۵،۴،۴،۵،۵	۶،۷،۷،۷،۸،،۸،۷،۷،۸،،۸،، ۸،۶،۷،۷،۷،،۸،۸،۷،۷،۸ ،۸،	۳،۳،۴،۴،۵،،۵،،۵،۴،۴، ۵،۶،۴،،۵،،۵،۴،۵،،۵،۵ ۴،۶،۶،۵،۶،،۵،۶،۶،۷،	۲،۲،۴،۳،۳،۴،۴،۴،۴،،۵ ،، ۵،۴،۵،۴،۲،،۵،۴،۶،،۵،، ،،۵،،۵،۶ ۵،،۵،۵،۵،،۵،۶،۶،۷	۴،۵،۴،۳،۳،۵،۳،۴،۵،۵،۵ ۵،۶،۳،۵،۵،۳،۵،۳،۴،

جدول ۴: مقایسه روش خوشه‌بندی پیوندی فازی بر مبنای شاخص خلوص و تجمع در بُعد ادراک.

روش	FCM	K-means	EFC	روش پیوندی	شبکه عصبی ART	روش پیوندی فازی
Gat (C)	۰/۹۱	۰/۹۴	۰/۹۱	۰/۹۵	۰/۹۳	۰/۹۷
Pur (C)	۰/۴۵۰	۰/۴۵۰	۰/۴۵۰	۰/۴۷۰	۰/۴۲۵	۰/۴۷۵
PG (C)	۱/۳۶۰	۱/۳۹۰	۱/۳۶۰	۱/۴۲۰	۱/۳۵۵	۱/۴۴۵

جدول ۵: نتایج خوشه‌بندی به روش‌های مختلف و مقایسه آن با روش پیوندی فازی در بُعد ورودی.

خوشه	FCM	EFC	روش پیوندی	K-means	شبکه عصبی ART	روش پیوندی فازی
خوشه ۱	،۱،۲،۱،۱،۴،۵،۷،۳ ،۴،۵،۱،۲،۸،۵،۷،۶،۴ ، ۲،۲،۱،۱،۱،۰،۳،۲،۱،۱،۲	۶،۷،۷،۶،۸،۸،۷،۷،۶،۸،۶ ، ۷،۶،۷،۸،۷،۷،۶،۴،۵،۷،۷ ، ۷،۷،۸،۸،۶،۵،۷،۷،۵،۷،۷ ۷،	۶،۷،۷،۶،۸،۸،۷،۷،۶،۸،۶ ، ۷،۶،۷،۸،۷،۷،۶،۴،۵،۷،۷ ، ۷،۷،۸،۸،۶،۵،۷،۷،۵،۷،۷ ۷،۹،۹،	۷، ۷، ۷، ۷ ۶،۷،۸،۶ ۸،۹،۱۰،۹،۹،۳،۴،۵،۲،۳، ،۵،۳	۶،۷،۷،۶،۸،۸،۷،۷،۶،۸،۶ ،۷،۶، ۷،۸،۷،۷،۶،۷،۷،۷،۷،۸،۸ ۷،۷،۶،۷،۷،۷،	۶،۷،۷،۶،۸،۸،۷،۷،۶،۸،۶ ، ۷،۶،۷،۸،۷،۷،۶،۷،۷،۷،۷ ۸،۸،۷،۷،۶،۷،۷،۷،۸،
خوشه ۲	۷،۷،۸،۹،۳،۳،۶،۷،۷،۷،۵ ، ۵،۴،۷،۶،۷،۶،۸،۸،۱۰،۹، ۵،۵،۸،۵،	۱،۱،۱،۱،۱،۱،۲،۳،۲،۱،۱ ۲،۰،۱،۲،۲،۱،۳،	۱،۱،۱،۱،۱،۱،۲،۳،۲،۱،۱ ۲،۰،۱،۲،۲،۱،۳،۳،۳،	۷،۷،۶،۷،۸،۷،۷،۱،۱،۹،۴ ،۳، ۳،۵،۵،۴،۵،۸،۶،۵،۷،۷، ۷،۷	۳،۳،۱،۱،۱،۱،۳،۱،۱،۱،۲، ۳،۳،۱،۱،۱،۲،۰،۱،۲،۲،۱،۳ ۳،۳،۳،	۳،۳،۱،۱،۱،۱،۳،۱،۱،۱،۲، ۳،۲،۱،۱،۲،۰،۱،۲،۲،۱،۳ ۲،۳،۳،۳،
خوشه ۳	۷۶،۷،۷،۸،۹،۴،۷،۳،۵،۷ ، ۷۶،۹،۱۱،۹،۴،۵،۶،۶،۷، ۵،۸،۷	۹،۱۱،۱۱،۱۱،۸،۹،۱۰،۱ ۰،۱۰،۱۱،۹،۱۰،۹،۹،۱۰، ۹،۱۱،۹،۱۱،۱۰،۱۰	۹،۱۱،۱۱،۱۱،۸،۹،۱۰،۱ ۰،۱۰،۱۱،۹،۱۰،۹،۹،۱۰، ۹،۱۱،۹،۹،۹،۱۱،۱۰،۱۰	۸،۵،۴،۷،۵،۶،۱،۳،۲،۲،۳ ، ۹،،۳،۵،۴،۴،۵،۴،۵،۱،۱، ۲،۱،۱،۲،۱،۲،۰	۹،۱۱،۱۱،۱۱،۸،۹،۱۰،۱ ۰،۱۰،۱۱،۹،۱۰،۹،۹،۱۰، ۹،۱۱،۹،۹،۹،۱۱،۱۰،۱۰	۹،۱۱،۱۱،۱۱،۹،۱۰،۱۰، ۱۰،۱۱،۹،۱۰،۹،۹،۱۰،۹، ۱۱،۹،۹،۹،۱۱،۱۰،۱۰
خوشه ۴	۹،۱۰،۴،۳،۳،۱۱،۳،۱، ،۱۰،۱۰،۵،۱۱،۱۱،،۱۰ ۹،۱۱،۱۰،۹،۱۰،۹،۱۱	۴۶،۳،۵،،۴،۴،۵،۵،۳،۴ ، ۵،۵،۴،۲،۵،۵،۳،۴،۵،۵، ۳	۴۶،۳،۵،۳،۳،۴،۴،۵،۵، ۳،۴،۵،۵،۴،۲،۵،۵،۳،۴، ۵،۵،۳	۷۶،۸،۶،،۸،۹،۱۰،۱۰، ۱۰،۱۰،۶،۱۱،۱۰،۱۱، ۹،۹،۱۱،۵،،۱۱،۴،۱،۱ ۰،،۹،۱۱	۴۶،۵،۴،۵،۴،۵،۵،۳،۴، ۵،۵،۴،۲،۵،۵،۴،۵،۵،۵، ۵	۴۶،۵،۴،۵،۴،۴،۵،۵،۴، ۵،۵،۴،۵،۵،۴،۵،۵،۵

جدول ۶: مقایسه روش خوشه‌بندی پیوندی فازی بر مبنای شاخص خلوص و تجمع در بُعد ورودی.

روش	FCM	K-means	EFC	روش پیوندی	شبکه عصبی ART	روش پیوندی فازی
Gat (C)	۰/۶۸	۰/۵۱	۰/۸۰	۰/۷۷	۰/۹۳	۰/۹۷
Pur (C)	۰/۳۴۱	۰/۴۶۲	۰/۴۵۷	۰/۴۶۵	۰/۴۲۲	۰/۳۸۸
PG (C)	۱/۰۲۱	۱/۱۹۲	۱/۲۵۷	۱/۲۳۵	۱/۳۵۲	۱/۳۵۸

جدول ۷: نتایج خوشه‌بندی به روش‌های مختلف و مقایسه آن با روش پیوندی فازی در بُعد فهم.

خوشه	FCM	EFC	روش پیوندی	K-means	شبکه‌ی عصبی ART	روش پیوندی فازی
خوشه ۱	۱۱،۱،۷،۳،۸،۲،۹،۱۶،۷، ۴،۷،۲،۳،۳،۲،۱۰،۱،۷،۵، ۳	۱۱،۸،۹،۹،۱۰،۱۱،۱۱،۹، ،۱۱،۸،۸،۱۰،۸،۹،۸،۸،۸ ۸،۸،۱۰،۱۰،۹،۱۰	۱۱،۸،۹،۹،۱۰،۱۱،۱۱،۹، ۱۱،۸،۸،۱۰،۸،۹،۸،۸،۸ ۸،۱۰،۱۰،۹،۱۰،۸،	۱۱،۸،۱۰،۹،۱۶،۵،۷،۷۶ ۵،۷۶،۴،۵،۵،۵،۲،۳،۳،	۱۱،۸،۹،۹،۱۰،۱۱،۱۱،۹، ۱۱،۸،۸،۱۰،۸،۹،۱۰،۱۰، ۹،۱۰،۸	۱۱،۸،۹،۹،۱۰،۱۱،۱۱،۹، ۱۱،۸،۸،۱۰،۸،۹۸،۸،۸،۸ ۸،۱۰،۱۰،۹،۱۰،۸،
خوشه ۲	۸،۹،۷۶،۵،۵،۵،۳،۰،۲،۱، ۱،۵،۹،۱۰،۱،۰،۲،۷،۴،۲، ۳،۱۰،۱۱،۸،۰،۱۶،۶،۴	۱،۲،۱،۱،۰،۱،۰،۰،۰،۰،۱،۰، ۰،۰،۲،۱،۱،۲،۱،۱،۱	۱،۲،۱،۱،۰،۱،۰،۰،۰،۰،۱،۰، ۰،۰،۲،۱،۱،۲،۱،۱،۲،۲	۸،۸،۸،۸،۲،۰،۱،۰،۰،۲،۱، ۱،۱۶،۶،۴،۵،۳،۵،۴،۴،۵	۱،۲،۱،۱،۰،۱،۰،۰،۲،۲،۲،۰ ، ۰،۱،۰،۰،۰،۲،۱،۱،۲،۱،۱، ۱،۲،۲	۱،۲،۱،۱،۰،۱،۰،۰،۲،۲،۲،۰ ، ۰،۱،۰،۰،۰،۲،۱،۱،۲،۱، ۱،۱،۲،۲
خوشه ۳	۱۰،۶،۵،۶،۵،۸،۸،۱۶،۵، ۴،۹،۸،۱۰،۷،۸،۷،۵،۲،۳	۶،۶،۶،۶،۷،۷،۶،۷،۸،۵،۵، ،۷ ۵،۷،۷،۷،۶،۵،۸،۷،۷،۶،۴، ۷،۵،۴،۷،۵،۶،۵،۷	۶،۶،۶،۶،۷،۷،۶،۷،۵،۵،۷ ، ۵،۷،۷،۷،۶،۵،۸،۷،۷،۶،۴، ۷،۵،۴،۷،۵،۶،۵،۷	۹،۱۱،۹،۹،۸،۱۰،۱،۱،۰،۲ ، ۱،۶،۷،۷،۵،۷،۴،۷،۴،۲،۲، ۳،۳،۳،۲	۶،۶،۶،۶،۷،۷،۶،۷،۷ ، ۷،۷،۷،۶،۸،۷،۷،۶،۴،۷،۴، ۷،۶،۷،۸،۸،۸،۸،۸	۶،۶،۶،۶،۷،۷،۶،۷،۷ ، ۷،۷،۷،۶،۸،۷،۷،۶،۴،۷،۷ ۶،۷،
خوشه ۴	۱۱،۷،۴،۲،۸،۱،۰،۰،۶، ۴،۳،۴،۵،۱۱،۸،۰،۰،۸، ۵،۷،۷،۵	۵،۴،۵،۲،۴،۵،۵،۳،۲،۴، ۳،۵،۲،۴،۳،۴،۵،۳،۳،۳، ۳،۳،۲،۲	۵،۴،۵،۲،۴،۵،۵،۳،۲،۴، ۳،۵،۴،۳،۴،۵،۳،۳،۳، ۳،۲	۹،۱۰،۱۱،۸،۱۰،۸،۸،۱ ، ۱،۰،۰،۰،۱۶،۷۶،۸،۵، ۷،۸،۷،۷،۷،۵،۵،۲،۵،۳، ۴،۳	۵،۴،۵،۴،۵،۵،۳،۰،۵،۴،۳ ، ۵،۴،۳،۴،۵،۳،۳،۳،۳،۳، ۵،۵،۵،۵،۵،۵،۵،۵	۵،۴،۵،۴،۵،۵،۳،۰،۵،۴،۳ ، ۵،۴،۳،۴،۵،۳،۳،۳،۳،۳، ۵،۵،۵،۵،۵،۴،۵،۵

جدول ۸: مقایسه روش خوشه‌بندی پیوندی فازی بر مبنای شاخص خلوص و تجمع در بُعد فهم.

روش	FCM	K-means	EFC	روش پیوندی	شبکه عصبی ART	روش پیوندی فازی
Gat (C)	۰/۸۱	۰/۸۲	۰/۸۹	۰/۹۱	۰/۹۴	۰/۹۶
Pur (C)	۰/۳۱۵	۰/۳۴۸	۰/۳۹۲	۰/۳۹۲	۰/۳۶۵	۰/۳۷۸
PG (C)	۱/۱۲۵	۱/۱۶۸	۱/۲۸۲	۱/۳۰۲	۱/۳۰۵	۱/۳۳۸

بهینه خود می‌رسند. از این رو نتیجه خوشه‌بندی هر شش روش در تعداد خوشه ۴ و بر مبنای سبک یادگیری اعضای حاضر در هر خوشه به تفکیک برای ابعاد فهم و پردازش به ترتیب در جدول ۷ و ۹ آورده شده است. در جدول ۸ و ۱۰ نیز نتیجه ارزیابی روش‌ها در گروه‌بندی یادگیرندگان در دو بُعد ادراک و پردازش بر اساس شاخص خلوص و تجمع نشان داده شده است. همچنان که مشاهده می‌شود روش خوشه‌بندی پیوندی فازی هم در شاخص Davies-Bouldin و هم در شاخص خلوص و تجمع بهترین عملکرد را در گروه‌بندی مناسب یادگیرندگان در این ابعاد داشته است.

از نتایج حاصل ملاحظه می‌شود خوشه‌بندی در همه ابعاد سبک یادگیری Felder-Silverman، روش خوشه‌بندی پیوندی فازی نتایج بهتری را نسبت به سایر روش‌ها داشته و حتی خوشه‌بندی پیوندی را بهبود داده است. علت اصلی بهبود گروه‌بندی با استفاده از روش خوشه‌بندی پیشنهادی، دخالت اعضای مؤثر هر خوشه در انتخاب خوشه بهینه در هر تناظر میان خوشه‌های روش‌های و نیز انتساب عناصر تکراری به خوشه‌های مناسب است.

۶- نتیجه‌گیری

گروه‌بندی بر مبنای یک دیدگاه و روش خاص، مسئله‌ی گروه‌بندی را فقط از یک جهت، بهینه می‌سازد و جدای از پیچیدگی‌های تحمیلی، نتیجه‌ی مناسبی را در اختیار قرار نمی‌دهد. برای حل این مسئله ایده‌ای به نام خوشه‌بندی پیوندی معرفی شده است که خوشه‌بندی را بر مبنای روش‌های ساده انجام داده و پس از آن با یافتن خوشه‌های متناظر بهترین‌ها را انتخاب و به یکدیگر پیوند می‌زند. روش پیشنهاد شده برای تحقق این ایده اگرچه توانمندی این ایده را در یک ارزیابی ناقص نشان داده است اما احساس شد می‌توان با بهبود توابع معرفی شده برای پیوند توانایی حفظ فشردگی خوشه‌ها را افزایش داد. از این رو در این مقاله سعی شد با استفاده از تعریف اعداد فازی و مدل‌سازی خوشه‌ها به این اعداد، توابع مؤثر در پیوند داده‌ها بهبود یابد و ضمن رفتار غیرخطی پراکندگی خوشه‌ها را افزایش ندهد. ارزیابی تجربی و کامل از روش بهبودیافته پیشنهادی نشان داد که بر اساس محاسبه‌ی شاخص Davies-Bouldin، روش خوشه‌بندی پیوندی فازی توانسته خوشه‌های دقیق‌تری را از نظر

جدول ۹: نتایج خوشه‌بندی به روش‌های مختلف و مقایسه آن با روش پیوندی فازی در بُعد پردازش.

خوشه	FCM	EFC	روش پیوندی	K-means	شبکه عصبی ART	روش پیوندی فازی
خوشه ۱	۳،۴،۷،۶،۴،۵،۴،۲،۴،۶،۵، ۲،۱،۹،۴،۵،۸،۹،۱۱،۴،۵	۵،۷،۷،۸،۸،۵،۸،۷،۶،۴،۷، ۸،۵،۷،۸،۶،۷،۶،۷،۷،۸،۷، ۵،۷،۶،۶،۹،۵،۸،۵،۷،۵	۵،۷،۷،۸،۸،۵،۸،۷،۶،۴،۷، ۸،۵،۷،۸،۶،۷،۶،۷،۷،۸،۷، ۵،۷،۶،۶،۹،۵،۸،۵،۷،۸،۸ ۵،	۵،۸،۵،۷،۷،۷،۷،۶،۹،۳،۰، ۲،۱۱،۱۱،۱۰،۱۱،۱۰،۹، ۱۰،۱۱،۵،۵،۵،۴،۳،۴	۵،۷،۷،۸،۸،۵،۸،۷،۶،۴،۷، ۸،۵،۷،۸،۶،۷،۶،۷،۷،۸،۷، ۵،۷،۶،۶،۹،۵،۸،۵،۷،۸،۸ ۷،۸،۵،	۵،۷،۷،۸،۸،۵،۸،۷،۶،۴،۷، ۸،۵،۷،۸،۶،۷،۶،۷،۷،۸،۷، ۵،۷،۶،۶،۹،۵،۸،۵،۷،۸،۸ ۷،۸،۵،
خوشه ۲	۵،۷،۹،۱۰،۱۱،۵،۳،۵،۸،۰ ،۲،۸،۴،۷،۸،۷،۱۰،۵،۷،۹، ۸،۲،۳	۲،۱،۰،۳،۲،۰،۲،۲،۰،۱،۲، ۰،۲،۱،۲	۲،۱،۰،۳،۲،۰،۲،۲،۲،۰،۱، ۲،۰،۲،۱،۲،۲،۲،۲	۸،۵،۸،۷،۷،۵،۶،۰،۲،۲،۲، ۰،۱،۲،۱۰،۱۰،۱۰،۱۰،۸، ۹،۹،۴،۴،۵،۴،۲،۵،۳،۴،۲	۲،۱،۰،۳،۲،۰،۲،۲،۲،۳،۳،۳ ۰،۱،۲،۰،۲،۱،۲،۲،۲،۳، ۲	۲،۱،۰،۲،۰،۲،۲،۰،۱،۲،۰، ۲،۱،۲،۲،۲،۲،۲
خوشه ۳	۸،۵،۷،۶،۰،۲،۱۱،۱۰،۵،۴ ،۸،۰،۲، ۲،۹،۴،۳،۷،۷،۰،۱۰،۲،۰، ۱۰،۲،۴	۹،۱۱،۱۰،۱۰،۱۰،۱۱،۷، ۱۰،۹،۱۰،۹،۹،۱۰،۱۱،۸، ۹،۱۰،۹،۱۰،۱۰،۹،۸،۸،۱ ۱،۹	۹،۱۱،۱۰،۱۰،۱۰،۱۱،۷، ۱۰،۹،۱۰،۹،۹،۱۰،۱۱،۸، ۹،۱۰،۹،۱۰،۱۰،۹،۱۱،۹	۷،۷،۵،۸،۴،۷،۸،۶،۶،۵،۷، ۷،۲،۱،۰،۱،۱۰،۹،۹،۸،۴، ۵،۴	۹،۱۱،۱۰،۱۰،۱۰،۱۱،۱۰ ، ۹،۱۰،۹،۱۰،۱۰،۱۱،۹،۱ ۰،۹،۱۰،۹،۹،۱۱،۹	۹،۱۱،۱۰،۱۰،۱۰،۱۱،۱۰ ، ۹،۱۰،۹،۹،۹،۱۱،۱۰،۱۰، ۹،۱۰،۱۰،۹،۱۱،۹
خوشه ۴	۷،۷،۹،۱۱،۵،۷،۵،۲،۱، ۱۰،۱۰،۱۰،۱۰،۹،۲،۵، ۷،۵،۶،۱،۹،۸،۴،۶،۸،۲، ۹،۱۰،۳،۴	۲،۴،۳،۴،۴،۵،۳،۵،۴،۲، ۲،۵،۵،۵،۵،۳،۴،۴،۳،۴، ۴،۴،۵،۴،۲،۴	۴،۳،۴،۴،۵،۳،۵،۴،۵،۵، ۵،۵،۳،۴،۴،۳،۴،۴،۴،۵، ۴،۴	۶،۸،۵،۸،۲،۹،۱۱،۷،۹، ،۹،۱۰،۱۰،۸،۲،۳،۴ ۳،۲،۵،۴،۴	۴،۴،۴،۵،۵،۴،۵،۵،۵،۵، ۴،۴،۴،۴،۴،۵،۴،۴	۴،۴،۴،۵،۵،۴،۵،۵،۰،۳،۳ ۵،۵،۴،۴،۴،۴،۴،۵،۴،۴، ۳،۳،۳

جدول ۱۰: مقایسه روش خوشه‌بندی پیوندی فازی بر مبنای شاخص خلوص و تجمع در بُعد پردازش.

روش	FCM	K-means	EFC	روش پیوندی	شبکه عصبی ART	روش پیوندی فازی
Gat (C)	۰/۷۱	۰/۷۵	۰/۸۵	۰/۸۸	۰/۸۹	۰/۹۴
Pur (C)	۰/۳۲۰	۰/۳۰۲	۰/۳۸۷	۰/۳۵۹	۰/۲۸۸	۰/۳۰۱
PG (C)	۱/۰۳۰	۱/۰۵۲	۱/۲۳۷	۱/۲۳۹	۱/۱۷۸	۱/۲۴۱

فشردگی درون خوشه‌ای و جدایی برون خوشه‌ای نسبت به سایر روش‌های متداول خوشه‌بندی ایجاد کند. این موضوع روش پیشنهادی را از نظر دقت و سرعت در مسائل گوناگون تحلیل خوشه‌ای اطلاعات در جایگاه برتر قرار می‌دهد. از سوی دیگر نتایج حاصل از محاسبه‌ی شاخص خلوص و تجمع، نشان می‌دهد روش گروه‌بندی پیشنهادی توانایی گرداوری یادگیرندگان با سبک مشابه در هرخوشه را داراست و کارایی مناسب‌تری نسبت به سایر روش‌های خوشه‌بندی در شناسایی ساختار گروه‌های یادگیرندگان دارد. علت این برتری، در نظر گرفتن خوشه‌ها به عنوان عدد فازی و استفاده از عملگرهای فازی برای یافتن بهترین خوشه است که دقت انتخاب را افزایش داده است و موقعیت اعضای خوشه‌های نامزد را در فرایند انتخاب دخالت داده است از این رو با این ایده در عین حفظ سادگی، نتایج دقیق‌تری بر مبنای شاخص Davies-Bouldin و شاخص خلوص و تجمع به دست آمده است. با توجه به تعداد زیاد یادگیرندگان و ابعاد و ویژگی‌های بسیار زیاد آن‌ها، دقت و سرعت زیاد و پیچیدگی محاسباتی کمِ روش‌های خوشه‌بندی از اهمیت به‌سزایی برخوردار است. از این رو به نظر می‌رسد به جای اصلاح روش‌های پایه و پیچیده کردن آن‌ها، بهتر است از تلفیق نتایج روش‌های پایه، که هرکدام ویژگی‌های متفاوتی در برخورد با داده‌های نویزدار و خوشه‌ها و با اشکال متفاوت دارند، به روشی ساده، به نتایجی بسیار بهتر از روش‌های اصلاح شده دست یافت. بر مبنای نتایج حاصل از این پژوهش، روش خوشه‌بندی پیوندی فازی قادر است دقت و سرعت گروه‌بندی یادگیرندگان در ابعاد مختلف سبک یادگیری Felder-Silverman را افزایش دهد و زیرساختی مناسب برای تطبیق فرایند یادگیری به یادگیرندگان ایجاد کند. برای افزایش دخالت دامنه‌ی پراکندگی خوشه‌ها که در دامنه‌ی اعداد فازی متبلور است بهتر است به جای دخالت مرکز خوشه در تعیین درجه عضویت یادگیرندگان در خوشه از مساحت عدد فازی استفاده شود که در مورد مجموعه داده فعلی، این نکته تأثیر چندانی بر بهبود خوشه‌های ایجاد شده نداشت چرا که تعداد خوشه‌ها کم و خوشه‌های متشکل از یادگیرندگان با بردار ویژگی کوچکتر متمرکزتر بود؛ اما در مجموعه داده‌های با خوشه‌های متنوع‌تر تأثیر بسزایی در بهبود نتایج خوشه‌بندی خواهد داشت. همچنین استفاده از سایر شکل‌های اعداد فازی برای مدل‌سازی خوشه‌ها دارای جذابیت تحقیقاتی برای توسعه این پژوهش است که بررسی آن با لحاظ هزینه–فایده محاسباتی و تأثیر آنها در بهبود نتایج در زمره کارهای آینده این پژوهش به‌شمار می‌آید.

مراجع

[1] D. Zhang, J. L. Zhao, L. Zhou, and J. F. Nunamaker Jr., "Can e-learning replace classroom learning?" *Commun. ACM*, vol. 47, no. 5, pp. 75-79, May 2004.

[2] D. R. Garrison, *E-learning in the 21st Century: A Framework for Research and Practice*, Second Ed., USA: Taylor & Francis, pp. 57-58, 2011.

[3] M. Driscoll, "Blended learning: let's get beyond the hype," *E-Learn.*, vol. 3, no. 3, p. 35, 2002.

[4] B. D. Nye, "Intelligent tutoring systems by and for the developing world: a review of trends and approaches for educational technology in a global context," *Int. J. Artif. Intell. Educ.*, vol. 25, no. 2, pp. 177-203, 2014.

[5] Y. Akbulut and C. S. Cardak, "Adaptive educational hypermedia accommodating learning styles: a content analysis of publications from 2000 to 2011," *Comput. Educ.*, vol. 58, no. 2, pp. 835-842, Feb. 2012.

[6] E. H. A. Essaid El Bachari and M. El Adnani, "E-learning personalization based on dynamic learners' preference," *International J. of Computer Science & Information Technology, IJCSIT*, vol. 3, no. 3, pp. 200-216, 2011.

[7] V. Shute and B. Towle, "Adaptive e-learning," *Educ. Psychol.*, vol. 38, no. 2, pp. 105-114, 2003.
[8] B. Beldagli and T. Adiguzel, "Illustrating an ideal adaptive e-learning: a conceptual framework," *Procedia-Soc. Behav. Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 5755-5761, 2010.
[9] K. A. Papanikolaou, M. Grigoriadou, H. Kornilakis, and G. D. Magoulas, "Personalizing the interaction in a web-based educational hypermedia system: the case of INSPIRE," *User Model. User-Adapt. Interact.*, vol. 13, no. 3, pp. 213-267, Aug. 2003.
[10] E. H. A. Essaid El Bachari and M. El Adnani, "E-learning personalization based on dynamic learners' preference," *International J. of Computer Science & Information Technology, IJCSIT*, vol. 3, no. 3, pp. 200-216, Jun. 2011.
[11] A. Kardan and Y. Einavypour, "Classification based on learner's ability and emotionality for selecting a suitable teaching method," in *Proc. 3rd Int. Conf. on Virtual Learning, ICVL'08*, pp. 231-6 , 2008.
[12] D. Zakrzewska, "Cluster analysis in personalized e-learning systems," *Intelligent Systems for Knowledge Management, Springer*, vol. 252, pp. 229-250, 2009.
[13] D. Zakrzewska and A. Wojciechowski, "Identifying students usability needs in collaborative learning environments," in *Human System Interactions, Conf. on*, pp. 862-867, 25-27 May 2008.
[14] K. Zhang, L. Cui, H. Wang, and Q. Sui, "An improvement of matrix-based clustering method for grouping learners in e-learning," in *Proc. 11th Int. Conf. on Computer Supported Cooperative Work in Design, CSCWD'07*, pp. 1010-1015, 26-28 Apr. 2007.
[15] Q. Zheng, J. Ding, J. Du, and F. Tian, "Assessing method for e-learner clustering," in *Proc. 11th Int. Conf. on Computer Supported Cooperative Work in Design, CSCWD'07*, pp. 979-983, 26-28 Apr. 2007.
[16] D. Zakrzewska, "Using clustering technique for students' grouping in intelligent e-learning systems," *Springer, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 5298, pp. 403-410, 2008.
[17] F. Ghorbani and G. A. Montazer, "Learners grouping in e-learning environment using evolutionary clustering approach," *Iran. J. Inf. Commun. Technol. IJICT*, vol. 3, no. 3, pp. 9-19, 2011.
[18] X. Wu, Q. Zheng, Y. Fu, and H. Wang, "Grouping e-learners based on clustering," in *Proc. Int. Conf. on Electrical and Control Engineering, ICECE*, pp. 206-209, 16-18 Sep. 2011.
[19] R. Z. Cabada, M. L. Barron Estrada, and C. A. Reyes Garcia, "EDUCA: a web 2.0 authoring tool for developing adaptive and intelligent tutoring systems using a kohonen network," *Expert Syst. Appl.*, vol. 38, no. 8, pp. 9522-9529, 2011.
[20] S. E. Peter, E. Bacon, and M. Dastbaz, "Adaptable, personalised e-learning incorporating learning styles," *Campus-Wide Inf. Syst.*, vol. 27, no. 2, pp. 91-100, 1-3 Jul. 2010.
[21] R. Zatarain-Cabada, *et al*., "Authoring neuro-fuzzy tutoring systems for M and E-learning," *MICAI 2008: Advances in Artificial Intelligence,* Springer, vol. 5317, pp. 789-796, 2008.
[22] F. Tian, S. Wang, C. Zheng, and Q. Zheng, "Research on e-learner personality grouping based on fuzzy clustering analysis," in *Proc.12th Int. Conf. on Computer Supported Cooperative Work in Design, CSCWD'08.*, pp. 1035-1040, 16-18 Apr. 2008.
[23] C. A. Bruce, Using *Cattell's 16PF to Identify a Student Leader Profile*, Ph.D. Diss, Roosevelt University, 2013.
[24] V. Tsiriga and M. Virvou, "Initializing the student model using stereotypes and machine learning," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 2, pp. 404-409, Oct. 2002.
[25] Q. Yang, X. Wang, Z. Huang, and S. Zheng, "Research of student model based on bayesian network," in *Proc. 1st IEEE Int. Symp. on Information Technologies and Applications in Education, ISITAE'07,* pp. 514-519, 23-25 Nov. 2007.
[26] C. A. Carver Jr, R. A. Howard, and W. D. Lane, "Enhancing student learning through hypermedia courseware and incorporation of student learning styles," *IEEE Trans. on Educ.*, vol. 42, no. 1, pp. 33-38, Feb. 1999.
[27] N. Bajraktarevic, W. Hall, and P. Fullick, "Incorporating learning styles in hypermedia environment: empirical evaluation," in *Proc. 14th Conf. on Hypertext and Hypermedia,* pp. 41-53, Nottingham, UK, Aug. 2003.
[28] E. Triantafillou, A. Pomportsis, S. Demetriadis, and E. Georgiadou, "The value of adaptivity based on cognitive style: an empirical study," *Br. J. Educ. Technol.*, vol. 35, no. 1, pp. 95-106, 2004.
[29] E. Sangineto, N. Capuano, M. Gaeta, and A. Micarelli, "Adaptive course generation through learning styles representation," *Univers. Access Inf. Soc.*, vol. 7, no. 1-2, pp. 1-23, 2008.
[30] S. Graf and K. Kinshuk, "Providing adaptive courses in learning management systems with respect to learning styles," in *Proc. World Conf. on E-Learning in Corporate, Government, Healthcare, and Higher Education*, pp. 2576-2583, 2007.
[31] K. Chrysafiadi and M. Virvou, "Student modeling approaches: a literature review for the last decade," *Expert Syst. Appl.*, vol. 40, no. 11, pp. 4715-4729, 2013.
[32] F. Coffield, *et al.*, Learning Styles and Pedagogy in Post16 Learning, Available: http://www.leerbeleving.nl/wp-content/uploads/2011/09/learning-styles.pdf, Retrived on 9 Aug. 2014
[33] S. Graf, Adaptivity in Learning Management Systems Focussing on Learning Styles, Ph.D. Diss., Vienna University of Technology, 2007.
[34] G. A. Montazer and M. S. Rezaei, "A new approach in e-learners grouping using hybrid clustering method," in *Proc Int. Conf. on. Education and E-Learning Innovations, ICEELI'12*, 5 pp., 1-3 Jul. 2012.
[35] D. L. Davies and D. W. Bouldin, "A cluster separation measure," *Pattern Anal. Mach. Intell. IEEE Trans. on*, vol. 1, no. 2, pp. 224-227, Feb. 1979.
[36] Y. Lai and C. Hwang, Fuzzy Mathematical Programming: Methods and Applications, New York: Springer Verlag, 1995.
[37] E. Kanninent, *Learning Styles in Virtual Learning Environments*, Master of Science, Electrical engineering, Tamper University of Technology, Suopellonkatu, 2009.

محمد صادق رضایی در سال ۱۳۹۰ مدرک کارشناسی خود در رشتهٔ مهندسی فناوری اطلاعات از دانشگاه صنعتی شیراز و در سال ۱۳۹۲ مدرک کارشناسی ارشد خود در رشتهٔ مهندسی فناوری اطلاعات گرایش سیستم‌های تکنولوژی اطلاعات از دانشگاه تربیت مدرس اخذ کرد. او هم‌اکنون دانشجوی دکتری تخصصی در رشتهٔ مهندسی فناوری اطلاعات از دانشگاه تهران است. زمینه‌های تحقیقاتی موردعلاقهٔ ایشان فناوری‌های بهبوددهندهٔ یادگیری است.

غلامعلی منتظر در سال ۱۳۷۰ مدرک کارشناسی خود را در رشتهٔ مهندسی برق از دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی اخذ کرد و تحصیلات خود، در دوره‌های کارشناسی ارشد و دکتری تخصصی را در همین رشته به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۳ و ۱۳۷۷ به پایان رسانده است. ایشان هم اکنون عضو هیئت علمی دانشگاه تربیت مدرس با مرتبهٔ دانشیار است. حوزه‌های تخصصی وی شامل نرم‌رایانش (نظریهٔ مجموعه‌های فازی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، نظریهٔ مجموعه‌های نادقیق) و کاربرد آن در سامانه‌های اطلاعاتی (همچون سامانهٔ یادگیری الکترونیکی و تجارت الکترونیکی) است. وی تاکنون بیش از ۸۰ مقاله در نشریات معتبر علمی و بیش از ۱۵۰ مقاله در کنفرانس‌های معتبر علمی ملّی و بین‌المللی منتشر کرده است. علاوه بر این حائز دریافت جوایز معتبر علمی از جمله برگزیدهٔ جشنوارهٔ بین‌المللی خوارزمی، برندهٔ کتاب سال دانشگاهی ایران، پژوهشگر برگزیدهٔ آیسسکو و متخصص برجستهٔ فناوری اطلاعات ایران شده است.