Downloaded from jor.iranaict.ir at 13:08 +0430 on Wednesday May 27th 2026

سال هفتم، شماره‌های ۲۱و۲۲، پاییز و زمستان ۱۳۹۳
صص: ۵۳-۶۲

فصلنامهٔ علمی- پژوهشی
فناوری اطلاعات و ارتباطات ایران

گروه‌بندی همگن یادگیرندگان الکترونیکی بر اساس رفتار شبکه‌ای آنان

محمدصادق رضایی* غلامعلی منتظر**
* کارشناسی ارشد مهندسی فنّاوری اطلاعات، دانشگاه تربیت مدرس،تهران
** دانشیار، گروه فنّاوری اطلاعات، دانشگاه تربیت مدرس، تهران
تاریخ دریافت:۱۳۹۲/۰۷/۳۰ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۰۴/۲۷

چکیده

گروه‌بندی همگن یادگیرندگان از نظر مشابهت سبک یادگیری، موجب افزایش توانمندی سامانه‌های یادگیری الکترونیکی در تطبیق یادگیری و ایجاد فضای مشارکتی میان یادگیرندگان می‌شود. در این مقاله سامانه‌ای تشریح شده است که با استفاده از اطلاعات مربوط به رفتار شبکه‌ای یادگیرندگان در محیط یادگیری الکترونیکی، گروه‌هایی از یادگیرندگان را که از منظر سبک یادگیری مشابه هستند، شناسایی می‌کند. روش خوشه‌بندی ارائه شده برای تفکیک یادگیرندگان مبتنی بر ساختار شبکهٔ عصبی ART و فرایند یادگیری شبکهٔ عصبی Snap-Drift توسعه داده شده است. این شبکه امکان شناسایی گروه‌های یادگیرندگان را در فضای عدم قطعیت ویژگی‌های مؤثر بر تفکیک گروه‌ها، فراهم می‌سازد ضمن آنکه در این روش نیازی به دانستن تعداد مناسب گروه‌ها نیست. عملکرد این سامانه در شناسایی گروه‌های یادگیرندگان در محیط یادگیری الکترونیکی بر اساس سبک یادگیری مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج ارزیابی بر اساس معیارهای ارزیابی دیبویس – بولدین و خلوص و تجمع نشان می‌دهد روش پیشنهادی به طور کلی گروه‌های مناسب‌تر و دقیق‌تری را نسبت به روش‌های دیگر ایجاد کرده است.

واژه‌های کلیدی: یادگیری الکترونیکی؛ گروه‌بندی همگن؛ شبکه عصبی ART؛ سبک یادگیری؛ یادگیری مشارکتی و تطبیقی.

۱ـ مقدمه

در سال‌های اخیر یادگیری الکترونیکی رشد چشمگیری داشته ورویکردهای متنوعی در این حوزه ارائه شده است. سامانه‌های یادگیری تطبیقی و مشارکتی دو جلوه‌ی این رویکرد به منظور بهبود فضای آموزش هستند [۱]، [۲]. مسئله‌ی مهم در طراحی این سامانه‌ها چگونگی مدل‌سازی و توصیف یادگیرندگان و شیوه‌ی تمایز و تفکیک آنان در گروه‌های همگن و ناهمگن است تا امکان تطبیق برنامه‌ی آموزشی به آن‌ها و یا ایجاد زمینه‌ی تعامل میان آن‌ها فراهم آید. از این‌رو گروه‌بندی یادگیرندگان نقشی اساسی در اثربخشی سامانه‌های یادگیری الکترونیکی در بهبود محیط آموزش دارد [۳]، [۴]. سامانهٔ مناسب گروه‌بندی سامانه‌ای است که از یک سو امکان ترسیم الگوی یادگیرنده به صورت خودکار و بر مبنای رفتار شبکه‌ای یادگیرنده فراهم آورد و از سوی دیگر روش گروه‌بندی مورد استفاده در آن بدون نیاز به دانستن تعداد گروه‌ها (به منظور گروه‌بندی مناسب) ، یادگیرندگان را به شکل مناسب گروه‌بندی نماید. سامانهٔ یادگیری الکترونیکی مجهز به چنین قابلیت گروه‌بندی می‌تواند امکان ارائهٔ

نویسنده عهده‌دار مکاتبات: غلامعلی منتظر montazer@modares.ac.ir

Downloaded from jor.iranaict.ir at 13:08 +0430 on Wednesday May 27th 2026

خدمات مناسب آموزشی و یادگیری را به شکل هوشمند به یادگیرندگان فراهم کند. به منظور گروه‌بندی یادگیرندگان روش‌های مختلفی پیشنهاد شده است. در مقالهٔ [۵] به منظور تطبیق یادگیری به یادگیرندگان، ابتدا سبک یادگیری یادگیرنده بر اساس مدل کُلب و فلدر-سیلورمن و از طریق خود اظهاری یادگیرنده و تکمیل پرسشنامه، تعیین شده است. پس از آن یادگیرندگان با استفاده از قواعدی که شاکلهٔ درخت تصمیم طبقه‌بند یادگیرندگان را می‌ساختند در گروه‌های از پیش تعیین شده طبقه‌بندی شده‌اند. در این روش نیاز است که دانشی از گروه‌های یادگیرندگان، پیش از گروه‌بندی وجود داشته باشد و از سوی دیگر محدودیت‌های ناشی از صحت تعیین سبک یادگیری از طریق پرسشنامه و خوداظهاری یادگیرندگان پذیرفته شود. در مقالهٔ دیگری سامانهٔ گروه‌بندی پیشنهاد شده است که در آن بردار ویژگی یادگیرندگان بر اساس استاندارد PAPI IEEE 1484.2 و از طریق خود اظهاری و تکمیل پرسشنامه مشخص شده است و یادگیرندگان با استفاده از روش خوشه‌بندی K-means در گروه‌های یادگیری گروه‌بندی شده‌اند [۶]. اگر چه در روش K-means نیازی به دانستن ماهیت گروه‌ها نیست امّا نیاز است که تعداد گروه‌ها برای گروه‌بندی مناسب یادگیرندگان از قبل مشخص باشد و در صورتی که اطلاعی از تعداد مناسب گروه‌ها در دست نباشد تنها با آزمون و خطا می‌توان تعداد گروه مناسب را یافت. در پاسخ به این نقیصه در مقالهٔ [۷] روش خوشه‌بندی ماتریسی برای گروه‌بندی یادگیرندگان پیشنهاد شده است که طی آن نیازی به دانستن تعداد مناسب گروه‌ها نیست و الگوریتم خوشه‌های با بیشترین شباهت درون‌گروهی را می‌یابد.

روش‌های پیشنهاد شده برای گروه‌بندی یادگیرندگان با بردار ویژگی محدود و در فضای قطعی کارایی مورد انتظار را دارد. با افزایش ابعاد بردار ویژگی یادگیرنده و ورود عدم قطعیت ناشی از اندازه‌گیری خودکار بردار ویژگی از رفتار شبکه‌ای یادگیرندگان، روش‌های معرفی‌شده نمی‌توانند همهٔ نیازمندی‌های گروه‌بندی را محقق سازند. از این رو هدف از این مقاله ارائه‌ی روشی به منظور گروه‌بندی یادگیرندگان الکترونیکی در گروه‌های همگن با قابلیت‌های ترسیم خودکار الگوی یادگیرنده و عدم نیاز به دانستن تعداد گروه‌های مناسب است. از این‌رو ساختار مقاله به این شرح است: در بخش بعد به مفهوم یادگیری تطبیقی و مشارکتی پرداخته خواهد شد. در بخش سوم شیوهٔ مدل‌سازی خودکار یادگیرنده شرح داده خواهد شد. در بخش چهارم روش پیشنهادی برای شناسایی گروه‌های یادگیرندگان با استفاده از روش اسنپ دریفت توسعه یافته تشریح خواهد شد. در بخش پنجم نحوه‌ی ارزیابی روش پیشنهادی و نتایج آن بیان خواهد شد. در بخش آخر نیز به نتیجه‌گیری از بحث پرداخته خواهد شد.

۲ـ یادگیری تطبیقی و مشارکتی

سامانه‌های یادگیری تطبیقی و مشارکتی دو شکل استفاده از فنّاوری اطلاعات در بهبود محیط یادگیری الکترونیکی هستند. در ادامه هر یک از این دو سامانه و نقش گروه‌بندی یادگیرندگان در عملکرد آن‌ها معرفی می‌شود.

۲ـ۱ـ یادگیری تطبیقی

یادگیری تطبیقی به وجود روالی مشخص به منظور تطبیق برنامه و محتوای آموزشی با توانمندی‌ها، نیازها و علایق یادگیرندگان در محیط یادگیری الکترونیکی اشاره دارد [۱], [۴]. تطبیق یادگیری در سامانه‌های یادگیری تطبیقی، سه شکل مختلف دارد که عبارتنداز [۸]: تطبیق شکل ارائه[1] محتوای آموزشی، تطبیق توالی[2] ارائه اجزای محتوای آموزشی و تطبیق ابزارهای ناوبری[3].

ایجاد گروه‌های همگن از یادگیرندگانی که نیازها، توانایی‌ها و علایق آموزشی مشابهی دارند در هر سه شکل تطبیق یادگیری، اهمیت به‌سزایی در کیفیت تطبیق آموزش به یادگیرندگان دارد [۱], [۶].

۲ـ۲ـ یادگیری مشارکتی

یادگیری مشارکتی نوعی روش آموزشی است که بر پایه‌ی تعاملات گروهی یادگیرندگان برای دستیابی به هدفی

1. Presentation
2. Sequencing
3. navigation

Downloaded from jor.iranaict.ir at 13:08 +0430 on Wednesday May 27th 2026

خاص تعریف شده است [۲]. مهم‌ترین مسئله در یادگیری مشارکتی تشکیل مجامع و گروه‌هایی است که افرادی که در برخی ویژگی‌ها با یکدیگر مشابه و در برخی دیگر متفاوت هستند، گرد هم می‌آیند و با تعامل میان خود در جهت تعمیق یادگیری مفهومی خاص و یا بهبود دانش خود و پاسخ به نیازهای یادگیری تلاش می‌کنند [۲], [۹]. از این‌رو دو رویکرد اصلی همگن‌سازی و ناهمگن‌سازی برای گروه‌بندی یادگیرندگان در این حوزه پیشنهاد شده است [۱۰]. در رویکرد همگن‌سازی فرض بر این است که مشابهت سازی اعضای گروه در ویژگی‌های شخصی و رفتاری، بر تمایل افراد به تعامل با یکدیگر اثر می‌گذارد اما در رویکرد ناهمگن‌سازی تنوع‌سازی در ویژگی‌های اعضای به عنوان عاملی مؤثر بر تعامل یادگیرندگان حاضر در یک گروه با یکدیگر در نظر گرفته می‌شود.

۳- مدل‌سازی یادگیرنده

ترسیم الگوی یادگیرنده مهمترین گام در شناسایی گروه‌های یادگیرندگان است. مدل‌های مختلفی برای ترسیم الگوی یادگیرندگان معرفی شده‌اند که می‌توان آن‌ها را در سه طبقهٔ مدل‌های شخصیت [۶]، مدل‌های رفتاری [۱۱] و مدل‌های سبک یادگیری [۱۲] طبقه‌بندی نمود. مهمترین این مدل‌ها، مدل‌های سبک یادگیری هستند که حساسیت یادگیرنده را به اشکال مختلف اطلاعات و محیط یادگیری نشان می‌دهند [۱۲] . علت مطرح شدن مدل‌های سبک یادگیری در یادگیری مشارکتی و تطبیقی، توجه به این نکته است که حساسیت متفاوت هر یک از یادگیرندگان به اشکال مختلف اطلاعات و روش‌های مختلف آن‌ها در پردازش اطلاعات، بر کارایی، پیشرفت و رضایت تحصیلی آنان بسته به نوع اطلاعات عرضه شده به آن‌ها و نیز نوع فعالیت‌های تعاملی خواسته شده از آن‌ها در فرآیند آموزش مؤثر است [۵], [۸], [۱۷]–[۱۳]. مدل‌های مختلفی برای شناسایی سبک یادگیری معرفی شده‌اند که از مهمترین آن‌ها می‌توان به سبک یادگیری وَک[۴]، کُلب[۵]، هانی و مامفورد[۶] و فلدر-سیلورمن[۷] اشاره کرد [۱۲]. به دو روش می‌توان سبک یادگیری اندازه‌گیری کرد. در روش اول از طریق پرسشنامه‌های تهیه شده برای هر یک از سبک‌های یادگیری و با پرسش از یادگیرنده می‌توان سبک یادگیری او را تعیین نمود. اما در روش دیگر سعی می‌شود از طریق رفتارهای یادگیرنده در محیط یادگیری الکترونیکی که متناظر با عوامل مؤثر بر سبک یادگیری یادگیرنده است، به صورت خودکار و بدون پرسش از یادگیرنده سبک یادگیری او تعیین شود [۴]. از میان مدل‌های ارائه شده، مدل سبک یادگیری فلدر-سیلورمن به جهت استفادهٔ مکرر در تحقیقات علمی و ارزیابی نتایج آن‌ها توصیف مناسبی از سبک یادگیری یادگیرندگان ارائه می‌دهد[۲۲]- [۱۸], [۱۴], [۵]. این مدل ارزیابی 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 سبک یادگیری فلدر-سیلورمن، موجب شده است که امکان تعیین عددی آن به صورت خودکار میسر شود. از این‌رو در این مقاله از این مدل برای ترسیم الگوی یادگیرنده استفاده شده است. چهار بُعدی که سبک فلدر-سیلورمن در فضای یادگیری برای توصیف یادگیرنده تعریف می‌کند عبارتنداز [۲۳]:ادراکی[۸]، ورودی[۹]، پردازش[۱۰] و فهم[۱۱]. بُعد ادراکی، حساسیت یادگیرنده به تجارب، صداها، بینایی و احساس فیزیکی را نشان می‌دهد. بُعد ورودی انواع کانال‌هایی را نشان می‌دهد که یادگیرنده اطلاعات را به صورت مؤثر دریافت می‌کند که شامل کانال های دیداری و شنیداری است. بُعد پردازش نحوه‌ی پردازش اطلاعات هر یادگیرنده را در تمایز

4 .Visual, Auditory, and Kinesthetic (VAK)

5. Kolb
6. Honey and Mumford
7. Felder-Silverman
8. Perception
9. Input
10. Process
11. Understand

Downloaded from jor.iranaict.ir at 13:08 +0430 on Wednesday May 27th 2026

آن‌ها مدّنظر قرار می‌دهد. بُعد فهم، یادگیرندگان را به دو دسته‌ی ترتیبی[12] و کل نگر[13] طبقه‌بندی می‌کند. یادگیرندگان ترتیبی مسائل را به صورت گام به گام و درفرایندی استدلالی حل می‌کنند در صورتی که یادگیرندگان کل‌نگر یک تصویر کلی از مفهوم را ایجاد می‌کنند و سپس با کلیات آن درگیر می شوند. در جدول ۱ شاخصه‌های رفتاری یادگیرنده به همراه بُعد متناظر آن در مدل فلدر-سیلورمن نشان داده شده است.

۴ـ روش شبکهٔ عصبی اسنپ – دریفت بهبودیافتهٔ فازی

در مرجع [۲۴] سعی شده است که روش خوشه‌بندی ART فازی با استفاده از روش یادگیری شبکه عصبی اسنپ – دریفت برای کاهش اثر نویز اندازه‌گیری بر نتیجه خوشه‌بندی بهبود داده شود اما روش پیشنهادی علی رغم موفقیت در کاهش اثر نویز، دقت خوشه‌بندی کمتر از روش K-means داشته است در این مقاله با توسعه‌ی این شبکه و تغییر فرایند یادگیری و مقداردهی اولیه وزن‌های شبکه سعی شده است که کارایی و دقت شبکه در گروه‌بندی یادگیرندگان نسبت به سایر روش‌های خوشه‌بندی افزایش یابد. شبکهٔ عصبی اسنپ – دریفت بهبودیافته‌ی فازی[14]، مطابق شکل ۱ ، شبکه‌ای سه لایه است. نرون های لایه‌ی اول و دوم به صورت یک به یک و نرون‌های لایه‌ی دوم و سوم به صورت دو طرفه به یکدیگر متصل می‌شوند. علاوه‌براین تابع آستانه هر نرون در لایه‌های دوم و سوم سیگموید و در لایه‌ی اول خطی است. وزن‌های پایین به بالا به منظور فیلتر کردن الگو و تعیین نرون برنده به کار می‌روند.

وزن‌های بالابه‌پایین نمایانگر مرکز خوشه‌ی jام هستند و در ارزیابی کفایت تشابه نسبی الگوی ورودی به الگوی متناظر با نرون برنده نقش دارند.وزن‌های اولیهٔ بالابه‌پایین به اندازه‌ی نصف دامنه‌ی تغییرات هر یک از ابعاد شاخصه‌های گروه‌بندی یادگیرندگان و وزن‌های پایین‌به‌بالا به شکل شمارهٔ ۱ بر مبنای وزن‌های اولیه بالا به پایین تعیین می‌شود [۲۵]:

$$w_{Ij}(0)=\frac{w_{Ji}(0)}{1+N} \qquad (1)$$

که $w_{Ji}(0)$ مقدار اولیه‌ی وزن‌های بالا به پایین و N تعداد نرون‌های لایه‌ی ورودی است. نحوهٔ عملکرد شبکه و فرایند یادگیری آن به شرح جدول شمارهٔ ۱ است.

ابتدا وزن‌ها مطابق روابط بخش قبل مقداردهی اولیه می‌شوند. سپس ورودی I (ویژگی یادگیرنده) به شبکه وارد و مقدار خروجی هر نرون در لایه‌ی دوم بر اساس رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود:

$$\mu_j=\sum_i w_{ij}(t)i_i \qquad (2)$$

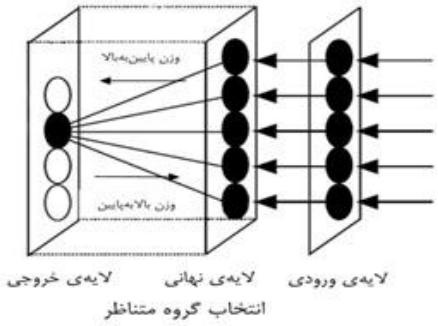
نرونی که دارای بیش‌ترین مقدار μ است به عنوان نرون متناظر با خوشه‌ی برنده انتخاب می‌شود. خروجی نرون برنده یک و سایر نرون‌های لایه‌ی F_2 به طور موقت صفر می‌شوند. در گام بعد برای تأیید انتساب الگو به خوشه‌ی متناظر با نرون برنده شباهت نسبی ویژگی‌های یادگیرنده با خوشه‌ی انتخابی بر اساس پارامتر مراقبت به شکل زیر محاسبه می‌شود:

$$similarity=\frac{|I-W_{ij}|}{|I|} \qquad (3)$$

$|I-W_{ij}|$ نرم اقلیدسی فاصله‌ی ویژگی‌های یادگیرنده تا مرکز خوشه‌ی برنده که همان وزن‌های بالا به پایین متصل به آن است و $|I|$ نرم اقلیدسی الگوی ویژگی‌های یادگیرنده است. این رابطه شباهت نسبی الگوی ویژگی‌های یادگیرنده با الگوی متناظر با نرون برنده را اندازه‌گیری می‌کند. در صورتی که از مقدار آستانه پذیرش (t) کمتر باشد، انتساب یادگیرنده به خوشه، مورد پذیرش قرار می‌گیرد، در غیر این‌صورت یادگیرنده نمی‌تواند به آن خوشه عضویت یابد. در صورت عدم انتساب به هیچیک از خوشه‌های موجود خوشه‌ای جدید ایجاد شده و به آن منتسب می‌شود. پس از عضویت یادگیرنده به خوشه، وزن‌های بالابه‌پایین نرون متناظر با خوشه باید روزآمد شود.

12. sequential
13. global
14. Modified Fuzzy Snap – Drift (MFSD)

Downloaded from jor.iranaict.ir at 13:08 +0430 on Wednesday May 27th 2026



شکل ۱: معماری شبکه‌ی اسنپ – دریفت بهبودیافته‌ی فازی (MFSD)

جدول ۱: شاخصه‌های رفتاری متناظر با هر یک از ابعاد مدل سبک یادگیری فلدر- سیلورمن در محیط یادگیری الکترونیکی[۲۶]

ابعاد	شاخص‌های متناظر ثبت شده از یادگیرنده در سامانه‌ی آموزشی
ادراک	نوع مطالعه‌ی مواد (نوع مطالب انتخابی (خلاصه یا جامع و عمیق))
	انواع نمایش اسلاید
	زمان اختصاص یافته برای خواندن مفاهیم و تئوری‌ها (درس‌پارهای 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
	زمان اختصاصی 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	گوش دادن 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 دوره‌ی آموزشی
	زمان اختصاص یافته به هدف و کلیّات درس

Downloaded from jor.iranaict.ir at 13:08 +0430 on Wednesday May 27th 2026

این فرایند یادگیری به کمک رابطه‌ی زیرنشان داده شده است:

در این رابطه $w_{Ji}^{(old)}$ بردار وزن بالا به پایین فعلی میان نرون i ام و jام، p شاخص بازخورد کارایی شبکه، I بردارهای ورودی فازی (بردار فازی ویژگی یادگیرنده) و β ثابت آهنگ یادگیری است. همچنین عملگر $\cap$ معادل اشتراک فازی است که در این مقاله عملگر ضرب در نظر گرفته شده است.این روش یادگیری از نوع بدون نظارت است. هنگامی که کارایی بد باشد با جایگذاری $p=0$ در

$$w_{Ji}^{(new)} = (1-p)\left(I \cap w_{Ji}^{(old)}\right) + p\left(w_{Ji}^{(old)} + \beta\left(I - w_{Ji}^{(old)}\right)\right) \quad (۴)$$

رابطه‌ی۴ فرایند یادگیری به شکل زیر درخواهد آمد [۲۵]:

$$w_{Ji}^{(new)} = \left(I \cap w_{Ji}^{(old)}\right) \quad (۵)$$

در کارایی بد، شکل یادگیری اسنپ است. به این معنی که تغییر وزن‌ها به نسبت ورودی، تغییرات ناگهانی دارند تا به سمت بهبود کارایی ، شبکه همگرا شود و یادگیری را تسریع می‌بخشد. در کارایی خوب با جای‌گذاری $p=1$ در رابطه‌ی ۴ خواهیم داشت [۲۵]:

$$w_{Ji}^{(new)} = \left(w_{Ji}^{(old)} + \beta\left(I - w_{Ji}^{(old)}\right)\right) \quad (۶)$$

این شکل یادگیری، دریفت نامیده می‌شود و سرعت آن به کمک پارامتر β تعیین می‌شود. در این فرایند، مراکز خوشه به سمت بردار ویژگی یادگیرنده‌ی ورودی میل داده می‌شوند و برحسب مقدار p ، شکل یادگیری در هر چرخه تغییر می‌کند.

وزن‌های پایین به بالای شبکه پس از به‌روزرسانی مقدار وزن‌های بالا به پایین متناظر با آن‌ها شکل رابطه‌ی زیر روزآمد می‌شوند:

$$w_{Ij}^{(new)} = w_{Ji}^{new} \Big/ 0.5 + \left|w_{Ji}^{(new)}\right| \quad (۷)$$

در این رابطه، $\left|w_{Ji}^{(new)}\right|$ نرم اقلیدسی بردار وزن بالا به پایین متناظر با نرون i است [۲۷].

۵ـ ارزیابی روش پیشنهادی

روش پیشنهادی در نرم‌افزار MATLAB پیاده‌سازی شده است. به منظور ارزیابی این روش، داده‌های جمع‌آوری شده از رفتارهای شبکه‌ای دانشجویان آموزش الکترونیکیِ درس معماری سازمانی فنّاوری اطلاعات در دوره‌ی کارشناسی ارشد دانشگاه تربیت مدرّس مورد استفاده قرار گرفته است. تعداد یادگیرندگان حاضر در محیط آموزشی ۳۲ نفر بوده و طول مدت دوره‌ی آموزشی یک نیم‌سال تحصیلی معادل ۱۶ هفته بوده است. شاخصه‌های رفتاری متناظر با شاخصه‌های اندازه‌گیری خودکار همه‌ی ابعاد سبک یادگیری فلدر- سیلورمن با استفاده از اطلاعات ثبت شده در سامانه‌ی مدیریت یادگیری و مبتنی بر مدل مطرح شده در بخش مدل‌سازی یادگیرنده اندازه‌گیری شده است. سبک یادگیری یادگیرندگان نیز به کمک پرسش‌نامه‌ی تعیین چهار بُعد سبک یادگیری فلدر- سیلورمن تعیین شده است. نتایج خوشه‌بندی یادگیرندگان با روش پیشنهادی و سایر روش‌های خوشه‌بندی شامل شبکه Fuzzy ART، FCM و K-means در ابعاد مختلف سبک یادگیری فلدر – سیلورمن در جدول ۲ نشان داده شده است.

عددهای منتسب شده به هر خوشه شمارهٔ سبک یادگیری یادگیرندگانی است که در آن خوشه قرار داده شده‌اند. برای مقایسه‌ی نتایج خوشه‌بندی یادگیرندگان توسط روش پیشنهادی و روش‌های متداول دیگر از شاخص‌های «خلوص و تجمع (PG) » و «دیبویس – بولدین (DB) » استفاده شده است.

شاخص اعتبار سنجی دیبویس - بولدین امکان مقایسه‌ی دقت خوشه‌بندی روش‌های مختلف را ممکن می‌کند. این شاخص با اندازه‌گیری فشردگی درون هر خوشه و میزان جدایی میان خوشه‌ها، کیفیت خوشه‌بندی یادگیرندگان را تعیین می‌کند.

این شاخص تنها وابسته به مجموعه داده و اطلاعات عضویت آن‌ها در خوشه‌هاست [۲۸].

هرچه میزان این شاخص کمتر باشد، گروه‌بندی بهتری انجام شده است. شاخص خلوص و تجمع، برای ارزیابی کیفیت خوشه‌های ایجاد شده یادگیرندگان در سامانه‌های یادگیری الکترونیکی استفاده می‌شود. به کمک این شاخص می‌توان کیفیت خوشه‌های ایجاد شده را بر اساس سبک یادگیری آنان مورد ارزیابی قرار داد.

Downloaded from jor.iranaict.ir at 13:08 +0430 on Wednesday May 27th 2026

جدول ۲. نتایج خوشه بندی یادگیرندگان در ابعاد سبک یادگیری فلدر- سیلورمن

الف- بُعد ادراکی

خوشه	FCM	K-means	ART	MFSD
خوشه ی ۱	۲،۳،۲،۲،۳ ۴،۲،۳،۴،	۲،۲،۳،۳ ، ۳،۴،۳،۲ ، ۴،۴،۳،۲	۲،۲،۲،۳،۲، ۲،۴،۳،۳،۳ ۳	۲،۲،۳،۴،۳،۳، ۲،۲،۳،۲،۴،۴، ۲
خوشه ی۲	۲،۵،۹،۶،۵ ، ۵،۴،۴،۳،۵ ، ۳،۱۰،۵،۲، ۶،۹،۵	۲،۴،۲،۹ ، ۸،۵،۵،۵ ۹،۵،۱۰،	۴،۵،۴،۵،۵، ۶،۷،۵،۵،۵، ۴،۲	۳،۵،۵،۵،۶،۴، ۶،۵،۵،۵
خوشه ی۳	۱۰،۱۰،۹، ۹،۸،۹،۷،۱ ۰	۵،۷،۹،۹ ، ۱۰،۱۰، ۶،۵،۶	۶،۸،۱۰،۱۰، ۹،۹،۹،۹،۱۰	۷،۸،۹،۱۰،۱۰ ۹،۹،۹،۱۰،

ب- بُعد ورودی

خوشه	FCM	K-means	ART	MFSD
خوشه‌ی ۱	۱،۹،۳، ۲،۲،۸، ۴	۱،۳،۴،۵ ۲،۴،۵،	۱،۲،۲،۳،۴،۴	۱،۴،۲،۲،۴،۴، ۴،۴،۳،۴
خوشه‌ی ۲	۴،۴،۵، ۶،۷،۴، ۵،۵،۵	۲،۴،۵،۴ ، ۴،۴،۵،۵	۵،۴،۵،۵،۴،۶،۵ ۵،۴،۴،	۶،۵،۵،۵،۵،۵، ۵،۵
خوشه‌ی ۳	۹،۴،۴، ۵،۶،۱ ۱،۶،۵	۵،۵،۶،۷، ۶،۶،۷،۸، ۶،۷	۵،۶،۶،۷،۵،۷،۷، ۸،۶،۹	۶،۸،۷،۷،۷،۶، ۸،۶
خوشه‌ی ۴	۱۰،۹، ۸،۸،۷، ۷،۶،۵	۸، ۸،۹،۹،۹ ۱۰،۱۱،	۸،۱۰،۱۱،۹،۹، ۸	۹،۹،۱۰،۱۱،۸ ۹،

ج- بُعد فهم

وشه	FCM	K-means	ART	MFSD
خوشه ی ۱	۴،۰،۲،۲ ، ۰،۳،۲،۳ ، ۲،۲،۲،۳	۰،۰،۰،۲،۴ ، ۵،۵،۲،۲،۲ ۱۰	۰،۰،۲،۲، ۲،۱،۲،۲، ۲	۲،۰،۲،۲،۰، ۲،۱،۲،۲،۰
خوشه ی ۲	۶،۵،۴،۴، ۳،۱،۵،۶، ۴،۵	۵،۸،۴،۴،۲ ۳،۴،۲،۳،	۴،۵،۳،۳، ۵،۳،۰،۴، ۵	۴،۴،۵،۵،۳، ۳،۳،۵،۴،۴
خوشه ی ۳	۱۰،۱۱، ۱۰،۸،۹، ۶،۶،۸،۱ ۰	۶،۱۰،۶،۶، ۸،۳،۶،۹،۳ ، ۱۰،۱۰،۱ ۱	۹،۱۰،۶،۶، ۶،۴،۱۰،۱ ۰،۸،۸،۶،۴ ۱۱،۳،	۸،۱۱،۶،۱۰، ۱۰،۶،۹،۳،۶ ۶،۱۰،۸،

د- بُعد پردازش

خوشه	FCM	K-means	ART	MFSD
خوشه‌ی ۱	۰،۰،۸،۱،۲، ۸،۷،۲،۳،۲، ۲	۰،۲،۸،۱ ، ۲،۲،۱،۲ ۳،۳،۳،	۳،۲،۲، ۱،۰،۲، ۳،۰،۰	۲،۲،۲،۲،۱،۰، ۰،۲،۰،۱،۱
خوشه‌ی ۲	۰،۴،۲،۲،۱، ۴،۴،۵،۱،۵، ۳،۳،۳	۳،۴،۴،۴ ، ۶،۵،۵،۶، ۴	۲،۲،۴، ۲،۲،۳، ۵،۵،۴، ۶،۳،۱، ۱	۴،۴،۴،۴،۳،۵، ،۳،۲،۳،۲ ۵،۵،
خوشه‌ی ۳	۵،۹،۴،۷،۵، ۲،۶،۶	۵،۹،۵،۲ ، ۲،۱،۷،۸ ۷،۰،۰،	۷،۹،۸، ۴،۵،۵، ۴،۶،۷، ۸	۷،۸،۹،۸،۶،۳، ۷،۵،۶

Downloaded from jor.iranaict.ir at 13:08 +0430 on Wednesday May 27th 2026

. به عبارت دیگر در این شاخص از سبک یادگیری اندازه‌گیری شده‌ی یادگیرندگان به عنوان ناظر خارجی، برای ارزیابی کیفیت گروه‌های ایجاد شده از منظر خلوص و شباهت در سبک یادگیری استفاده می‌شود [۷]. هر چه میزان این شاخص برای ارزیابی ساختار خوشه‌ای بزرگتر باشد، کیفیت خوشه‌بندی بهتر بوده است.

در جدول ۳ و ۴ نتایج ارزیابی روش پیشنهادی با روش‌های K-means، Fuzzy C-means و شبکه‌ی عصبی ART براساس دو شاخص دیبویس – بولدین و خلوص و تجمع در بُعدهای ادراکی و ورودی سبک یادگیری فلدر - سیلورمن نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود روش پیشنهادی در شاخص دیبویس ـ بولدین وضعیت بهتری نسبت به سایر روش‌های خوشه‌بندی دارد اما در بُعد ادراکی روش k-means و در بُعد ورودی روش Fuzzy C-means از منظر شاخص خلوص و تجمع عملکرد بهتری داشته اند.

جدول۳: مقایسهٔ نتیجهٔ خوشه‌بندی روش پیشنهادی در بُعد ادراکی

روش‌ها / معیار ارزیابی	MFSD	K-means	Fuzzy C-means	ART
DB	۳/۶	۴/۶	۵/۷	۴/۳
PG	۱/۴۱۷	۱/۱۴۳	۱/۲۰۷	۱/۴۱۳

جدول۴: مقایسهٔ نتیجهٔ خوشه‌بندی روش پیشنهادی در بُعد ورودی

روش‌ها / معیار ارزیابی	MFSD	K-means	Fuzzy C-means	ART
DB	۳/۱	۵/۷	۵/۳	۴/۴
PG	۱/۵۶۵	۱/۱۲۲	۱/۹۵۵	۱/۲۶۷

جدول۵: مقایسهٔ نتیجهٔ خوشه‌بندی روش پیشنهادی در بُعد فهم

روش‌ها / معیار ارزیابی	MFSD	K-means	Fuzzy C-means	ART
DB	۳/۲	۳/۷	۴/۲	۳/۹
PG	۱/۳۷۳	۱/۱۷	۱/۲۷	۱/۳۰۳

جدول۶: مقایسهٔ نتیجهٔ خوشه‌بندی روش پیشنهادی در بُعد پردازش

روش‌ها / معیار ارزیابی	MFSD	K-means	Fuzzy C-means	ART
DB	۴/۲	۴/۹	۵/۶	۵/۱
PG	۱/۲۹	۱/۰۶۷	۰/۹۲	۰/۹۴

Downloaded from jor.iranaict.ir at 13:08 +0430 on Wednesday May 27th 2026

در جدول ۵ و ۶ نیز نتایج ارزیابی روش پیشنهادی با روش‌های K-means، Fuzzy C-means و شبکه‌ی عصبی ART براساس دو شاخص دیبویس – بولدین و خلوص و تجمع در بُعدهای فهم و پردازش سبک یادگیری فلدر - سیلورمن نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود روش پیشنهادی در هر دو معیار وضعیت بهتری نسبت به سایر روش‌های خوشه‌بندی دارد و این بدین معنی است که توانایی روش پیشنهادی در ایجاد گروه‌های همگن مناسب یادگیرندگان نسبت به روش‌های دیگر بیشتر است.

از آنجایی که برتری سایر روش‌ها در برخی ابعاد سبک یادگیری در دقت گروه‌بندی منحصر در یک روش خاص نیست، می‌توان ادعا کرد که در مجموع دقت این روش در شناسایی گروه‌های یادگیرندگان بر اساس شاخصه‌های مرتبط با سبک یادگیری آنان از سایر روش‌های خوشه‌بندی بیشتر است. از سوی دیگر این روش کارامدی مناسبی در سامانه‌های یادگیری الکترونیکی در ایجاد گروه‌های همگن از یادگیرندگان با سبک یادگیری مشابه خواهد داشت چرا که این روش قابلیت تعیین تعداد گروه‌های مناسب یادگیری را دارد و می‌تواند در فضای عدم قطعیت اندازه‌گیری خودکار سبک یادگیری با دقت زیاد یادگیرندگان را گروه‌بندی کند.

۶ـ نتیجه گیری

گروه‌بندی یادگیرندگان مسئلهٔ مهمی در اثربخشی سامانه‌های یادگیری الکترونیکی محسوب می‌شود. در یادگیری تطبیقی هدف ایجاد گروه‌های همگن به منظور تطبیق محتوا، توالی و برنامه‌ی آموزشی به یادگیرندگان مشابه است اما در یادگیری مشارکتی هدف ایجاد گروه‌ها و مجامع تعاملی است که یادگیرندگان حاضر در آن در برخی ویژگی‌ها مشابه و در برخی دیگر متفاوت هستند. در این مقاله روشی مبتنی بر شبکه‌های عصبی برای ایجاد گروه‌های همگن یادگیرندگان پیشنهاد شده است. این روش با استفاده از دو شکل یادگیری اسنپ و دریفت و با دخالت کارایی، در فرایند یادگیری شبکه، دقت و سرعت خوشه‌بندی شبکه‌ی ART را افزایش داده است. این روش قابلیت تعیین تعداد گروه‌های مناسب و گروه‌بندی یادگیرندگان در فضای عدم قطعیت اندازه‌گیری خودکار سبک یادگیری را دارد. این ویژگی‌ها ویژگی‌های روش گروه‌بندی مناسب در سامانه‌های هوشمند یادگیری الکترونیکی است. نتایج گروه‌بندی روش پیشنهادی و سایر روش‌های خوشه‌بندی بر اساس شاخص‌های دیبویس – بولدین و خلوص و تجمع ارزیابی شده و نشان داده شده است که به طور کلی دقت روش پیشنهادی در شناسایی گروه‌های یادگیرندگان بر مبنای سبک یادگیری فلدر – سیلورمن بیشتر از سایر روش‌های خوشه‌بندی است. توسعه‌ی این روش به منظور فراهم کردن توانایی ایجاد گروه‌های ناهمگن در آن، از کارهای آینده‌ی این پژوهش محسوب می‌شود.

منابع

1.E. H. A. Essaid El Bachari and M. El Adnani, “E-LEARNING PERSONALIZATION BASED ON DYNAMIC LEARNERS’PREFERENCE,” 2011.

2.V. S. Kumar, “Computer-supported collaborative learning: issues for research,” in *Eighth Annual Graduate Symposium on Computer Science, University of Saskatchewan*, 1996.

3.F. Essalmi, L. J. B. Ayed, M. Jemni, and S. Graf, “A fully personalization strategy of E-learning scenarios,” *Comput. Hum. Behav.*, vol. 26, no. 4, pp. 581–591, 2010.

4.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, 2012.

5.S. Graf, “Adaptivity in learning management systems focussing on learning styles,” Vienna University of Technology, 2007.

6.D. Jin, Z. Qinghua, D. Jiao, and G. Zhiyong, “A method for learner grouping based on personality clustering,” in *Computer Supported Cooperative Work in Design, 2006. CSCWD’06. 10th International Conference on*, 2006, pp. 1–6.

Downloaded from jor.iranaict.ir at 13:08 +0430 on Wednesday May 27th 2026

7.K. Zhang, L. Cui, H. Wang, and Q. Sui, "An improvement of matrix-based clustering method for grouping learners in e-learning," in *Computer Supported Cooperative Work in Design, 2007. CSCWD 2007. 11th International Conference on*, 2007, pp. 1010–1015.

8.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, 2003.

9.L. M. Tach and G. Farkas, "Learning-related behaviors, cognitive skills, and ability grouping when schooling begins," *Soc. Sci. Res.*, vol. 35, no. 4, pp. 1048–1079, 2006.

10.D.-Y. Wang, S. S. Lin, and C.-T. Sun, "DIANA: A computer-supported heterogeneous grouping system for teachers to conduct successful small learning groups," *Comput. Hum. Behav.*, vol. 23, no. 4, pp. 1997–2010, 2007.

11.L. Jun, L. Renhou, and Z. Qinghua, "Study on the personality mining method for learners in network learning," *J.-XIAN JIAOTONG Univ.*, vol. 38, no. 6, pp. 575–578, 2004.

12.F. Coffield, D. Moseley, E. Hall, and K. Ecclestone, "Learning styles and pedagogy in post-16 learning: A systematic and critical review," 2004.

13.E. Alfonseca, R. M. Carro, E. Martín, A. Ortigosa, and P. Paredes, "The impact of learning styles on student grouping for collaborative learning: a case study," *User Model. User-Adapt. Interact.*, vol. 16, no. 3–4, pp. 377–401, 2006.

14.C. A. Carver Jr, R. A. Howard, and W. D. Lane, "Enhancing student learning through hypermedia courseware and incorporation of student learning styles," *Educ. IEEE Trans. On*, vol. 42, no. 1, pp. 33–38, 1999.

15.N. Bajraktarevic[1], W. Hall[1], and P. Fullick, "Incorporating learning styles in hypermedia environment: Empirical evaluation," 2003.

16.E. Triantafillou, A. Pomportsis, and S. Demetriadis, "The design and the formative evaluation of an adaptive educational system based on cognitive styles," *Comput. Educ.*, vol. 41, no. 1, pp. 87–103, 2003.

17.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.

18.N. V. Stash, A. I. Cristea, and P. M. De Bra, "Authoring of learning styles in adaptive hypermedia: problems and solutions," in *Proceedings of the 13th international World Wide Web conference on Alternate track papers & posters*, 2004, pp. 114–123.

19.C. Limongelli, F. Sciarrone, M. Temperini, and G. Vaste, "Adaptive learning with the LS-plan system: a field evaluation," *Learn. Technol. IEEE Trans. On*, vol. 2, no. 3, pp. 203–215, 2009.

20.E. Popescu, "Adaptation provisioning with respect to learning styles in a Web-based educational system: an experimental study," *J. Comput. Assist. Learn.*, vol. 26, no. 4, pp. 243–257, 2010.

21.R. Z. Cabada, M. L. Barrón Estrada, and C. A. Reyes García, "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.

22.A. Latham, K. Crockett, D. McLean, and B. Edmonds, "A conversational intelligent tutoring system to automatically predict learning styles," *Comput. Educ.*, vol. 59, no. 1, pp. 95–109, 2012.

23.R. M. Felder and L. K. Silverman, "Learning and teaching styles in engineering education," *Eng. Educ.*, vol. 78, no. 7, pp. 674–681, 1988.

24.M. Gholam Ali and S. R. Mohammad, "E-learners grouping in uncertain environment using fuzzy ART-Snap-Drift neural network," in *E-Learning and E-Teaching (ICELET), 2013 Fourth International Conference on*, 2013, pp. 112–116.

25.D.-P. Brown, C. Draganova, and S. W. Lee, "Snap-drift neural network for selecting student feedback," in *Neural Networks, 2009. IJCNN 2009. International Joint Conference on*, 2009, pp. 391–398.

26.G. A. Montazer, "Learners Grouping in E-Leaming Environment Using Evolutionary Fuzzy Clustering Approach," 2011.

27.S. W. Lee, D. Palmer-Brown, and C. M. Roadknight, "Performance-guided neural network for rapidly self-organising active network management," *Neurocomputing*, vol. 61, pp. 5–20, 2004.

28.D. L. Davies and D. W. Bouldin, "A cluster separation measure," *Pattern Anal. Mach. Intell. IEEE Trans. On*, no. 2, pp. 224–227, 1979.