

# مدل سازی دانش کاربر به منظور یادگیری تطبیقی در محیط یادگیری الکترونیکی

ایوب درگی  
حسن رشیدی

فناوری آموزش و یادگیری

سال اول، شماره یک، زمستان ۹۳

تاریخ دریافت: ۹۳/۵/۲۶

تاریخ پذیرش: ۹۳/۸/۱۸

## چکیده

در سال‌های اخیر از روش‌های داده‌کاوی به‌طور گسترده در زمینه یادگیری الکترونیکی استفاده شده است. در واقع محققین مختلف با استفاده از روش‌های داده‌کاوی سعی در شناخت هر چه بیشتر یادگیرندگان و در نتیجه ایجاد یادگیری تطبیقی داشته‌اند. در تحقیقات از ویژگی‌ها، عملکرد، سبک یادگیری و سبک شناختی یادگیرندگان استفاده شده است. این مقاله به شناسایی سطح دانش یادگیرندگان و مدل‌سازی آن‌ها به منظور شخصی‌سازی آموزش ارائه شده، می‌پردازد. به منظور ایجاد مدل پیشنهادی از شبکه عصبی تابع پایه شعاعی بهبود یافته استفاده شده و برای ارتقاء این شبکه از یک رویکرد آموزش سه مرحله‌ای بهره‌گیری شده است. این رویکرد در مرحله اول از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات، در مرحله دوم الگوریتم نزدیک‌ترین  $K$  همسایه و در فاز سوم الگوریتم تندترین کاهش را به کار گرفته است. در ادامه‌ی مقاله به بررسی مشخصه‌های یادگیرندگان پرداخته و چهار مشخصه مناسب به منظور پیش‌بینی متغیر کلاس جهت تعیین سطح دانش یادگیرندگان، ایجاد شده است. جهت ارزیابی مدل ارائه شده، یک دوره‌ی مجازی آموزش میکروسافت اکسل مورد آزمایش قرار گرفته است. یادگیرندگان دوره‌ی مورد نظر در سه گروه آزمایشی قرار گرفتند. یکی از گروه‌ها از مدل پیشنهادی استفاده کرده و دو گروه دیگر از یادگیرندگان از ارائه دروس متوسط و الگوریتمی موجود از ادبیات تحقیق بهره بردند. نتایج حاصل از آزمایش‌ها، موفقیت و رضایت تحصیلی یادگیرندگان گروه مربوط به مدل پیشنهادی را نشان می‌دهد.

**واژگان کلیدی:** یادگیری الکترونیکی، داده‌کاوی، الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات، شبکه

عصبی تابع پایه‌ی شعاعی.

## مدل سازی دانش کاربر به منظور یادگیری تطبیقی در محیط یادگیری الکترونیکی<sup>۱</sup>

ایوب درگی<sup>۲</sup>  
حسن رشیدی<sup>۳</sup>

### مقدمه

در عصر حاضر جهت گیری بسیاری از سامانه ها به سمت شخصی سازی اطلاعات برای کاربر است. آموزش الکترونیکی نیز از این قاعده مستثنا نبوده و یکی از ملزومات آن وجود مکانیسمی شخصی شده برای کمک به یادگیری مؤثر یادگیرنده است. بدین منظور محیط یادگیری الکترونیکی باید با در نظر داشتن نیاز اطلاعاتی و سطح توانمندی کاربران مختلف، شخصی سازی شده، رفتار یادگیرنده را به طور منظم و دائمی پایش کند و با توجه به این اطلاعات، چگونگی آموزش و روش تدریس را تغییر دهد.

در عمل هر معلمی دارای روش تدریس خاصی است و معلمان بر اساس درک علمی و تجربه های محیطی دریافته اند که با چه الگوی تدریسی باید در کلاس حاضر شد. در یادگیری الکترونیکی نیز آنان همین تجربه را به کار می برند و اجزای مختلف درس را طراحی کرده و در شبکه قرار می دهند. همین دلیل سبب شده که بسیاری از یادگیرندگان نتوانند درس پارهای متناسب با نیازهای خود را پیدا کنند. از این رو تعیین درس متناسب با مخاطبان روی شبکه، یکی از بحث های جدی است که توجه بسیاری از پژوهشگران را به خود جلب کرده است (چو، چانگ و تسایی<sup>۴</sup>، ۲۰۰۹؛ مارکوس، مارتینز و گوتیرز<sup>۵</sup>، ۲۰۰۸؛ سکی، ماتسویی و او کاموتو<sup>۶</sup>، ۲۰۰۵). در عمل تعیین مفاد درسی متناسب با ویژگی های هر فرد،

۱ مقاله مستخرج از پایان نامه کارشناسی ارشد است.

۲ دانشجوی کارشناسی ارشد کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد قزوین (dargi62@gmail.com).

۳ دانشیار دانشکده علوم ریاضی و رایانه دانشگاه علامه طباطبائی (hrashidi@atu.ac.ir).

4 Chu, Chang & Tsai  
5 Marcos, Martínez & Gutierrez  
6 Seki, Matsui & Okamoto

فرایندی پیچیده و همراه با دشواری‌های فراوان است. یادگیری تطبیقی<sup>۱</sup> جایگزینی را برای رویکرد قدیمی «یکی برای همه مناسب است»<sup>۲</sup> فراهم آورده و آموزش و یادگیری را به سمت محیطی پویا سوق داده است. شناسایی نیاز، رفتار آموزشی و سرعت یادگیری یادگیرنده و طراحی برنامه‌ی آموزشی متناسب با ویژگی‌های مخاطب، از مسائل مهم یادگیری تطبیقی است (چن، لو و چانگ<sup>۳</sup>، ۲۰۰۶).

در تحقیقات مختلف از داده‌کاوی و روش‌های مختلف آن به‌منظور شخصی‌سازی محیط یادگیری الکترونیکی استفاده شده است. کاهرامان<sup>۴</sup> و همکارانش در سال ۲۰۱۳ به ایجاد مدلی جهت طبقه‌بندی دانش یادگیرندگان پرداختند. در این تحقیق یک مدل مستقل حوزه‌ی دانش، رویکرد مدل‌ساز کاربر و یک روش تنظیم وزن با یکدیگر ترکیب شده و به‌منظور بهبود عملکرد الگوریتم‌های دسته‌بندی معروف بیز و  $k$  نزدیک‌ترین همسایه استفاده شده است. دسته‌بندی دانش پیشنهادی ابتدا مقادیر وزن‌های بهینه دانش یادگیرندگان را تعیین می‌کند. سپس فاصله‌ی یادگیرندگان از یکدیگر را با استفاده از اطلاعات و وزن‌های آن‌ها اندازه‌گیری می‌کند. در نهایت از تفاوت‌های کشف‌شده در فرایند دسته‌بندی استفاده می‌کند و دسته‌های یادگیرندگان را مشخص می‌کند. نتایج حاصل نشان می‌دهد که روش پیشنهادی نقش اساسی را در دسته‌بندی یادگیرندگان بازی می‌کند (کاهرامان، ساگیروغلو و کلاک<sup>۵</sup>، ۲۰۱۳). جوانویچ و همکاران<sup>۶</sup> (۲۰۱۲) از الگوریتم‌های دسته‌بندی به‌منظور پیش‌بینی عملکرد یادگیرندگان و از الگوریتم‌های خوشه‌بندی به‌منظور گروه‌بندی یادگیرندگان بر اساس سبک‌شناختی آن‌ها در محیط یادگیری الکترونیکی استفاده کرده‌اند. به این صورت که بر اساس پیش‌بینی عملکرد یادگیرندگان، به آن‌ها دوره‌های مناسبی ارائه می‌شود و همچنین با استفاده از شناسایی سبک‌شناختی یادگیرندگان مفاد یادگیری متناسب با آن‌ها به آن‌ها پیشنهاد می‌شود. هولزتر و همکارانش<sup>۷</sup> (۲۰۱۳) به جای استفاده از داده‌های کاربران به‌منظور

1 adaptive learning

2 one fits all

3 Chen, Liu & Chang

4 Kahraman, et al

5 Kahraman, Sagioglu & Colak

6 Jovanovic, et al

7 Holzhueter, Wilke & Klein

ایجاد یادگیری تطبیقی از داده‌های واقعه‌ها<sup>۱</sup> در فرایند یادگیری استفاده کرده‌اند. آن‌ها معتقدند که فرایندهای یادگیری در سامانه‌های مختلف تغییر چندانی ندارند و می‌توان از آن‌ها به‌منظور داده‌کاوی و شخصی‌سازی محیط یادگیری استفاده کرد در صورتی که استفاده از داده‌های کاربران با توجه به شرایط سامانه ممکن است متفاوت باشد و تحقیقات مختلف ممکن است در شرایط دیگر کاربردی نباشند. یانگ<sup>۲</sup> و همکارش (۲۰۰۹) بر اساس الگوریتم بهینه‌سازی مورچگان، سامانه‌ای پیشنهاد کردند که یادگیرندگان را دریافتن درس پار متناسب با خود، کمک کند. در این تحقیق سه مورد جدید و اساسی ایجاد شده است: (۱) روش جستجویی بر اساس ویژگی ارائه شده که به‌طور بسیار مؤثری به پیدا کردن درس‌پارها کمک می‌کند. (۲) الگوریتم مورچگان بر مبنای ویژگی پیشنهاد شده (۳) قانون یادگیری تطبیقی ایجاد شده تا شناسایی کند چطور یادگیرندگان با ویژگی‌های متفاوت برای سودمندی بیشتر، درس‌پارهای مختلف را انتخاب می‌کنند (یانگ و ویو<sup>۳</sup>، ۲۰۰۹). وانگ و همکاران نیز الگوریتم مورچگان را برای یادگیری تطبیقی مبتنی بر سبک یادگیری استفاده کرده‌اند. در این پژوهش رویکرد توسعه‌یافته‌ای از بهینه‌سازی اجتماع مورچگان ارائه شده است. این رویکرد بر روش فرا ابتکاری جدیدی استوار است که به پیشرفت یادگیرنده در مسیری که با نیازهای وی تطبیق دارد، کمک می‌کند. این بررسی بر رابطه بین سبک یادگیری یادگیرنده و محتوای درسی تأکید دارد؛ بنابراین قاعده یادگیری تطبیقی ایجاد شده تا مشخص شود چگونه برای یادگیرندگان با سبک‌های یادگیری مختلف، مطالب درسی که با احتمال بیشتری برایشان مفید است با ترتیب بهینه ارائه شود (وانگ و هوانگ<sup>۴</sup>، ۲۰۰۸). چانگ و همکاران<sup>۵</sup> (۲۰۰۹) دسته‌بندی یادگیرندگان بر اساس سبک یادگیری به کمک الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه بهبود یافته، انجام داده‌اند. گام اول برای پیاده‌سازی این نوع آموزش، تشخیص سبک یادگیری یادگیرندگان در محیط یادگیری الکترونیکی است. در این مقاله

1 events

2 Yang

3 Yang &amp; Wu

4 Wang &amp; Huang

5 Chang, et al

برای دسته‌بندی و تعیین سبک یادگیری، روشی بر مبنای ترکیب دسته‌بندی  $k$ -نزدیک‌ترین همسایه<sup>۱</sup> با الگوریتم ژنتیک<sup>۲</sup> ارائه شده است (پاول<sup>۳</sup>، ۱۹۸۷).

در این تحقیق مدلی بر مبنای شبکه عصبی تابع پایه‌ی شعاعی<sup>۴</sup> بهبود یافته به‌منظور پیش‌بینی پیش‌بینی میزان دانش یادگیرندگان ایجاد شده است. به این ترتیب که از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات<sup>۵</sup> به‌منظور بهبود الگوریتم آموزش شبکه‌ی عصبی استفاده شده است که منجر به دقت بالاتر مدل در پیش‌بینی دانش یادگیرندگان شود. بدین منظور ادامه‌ی مقاله بدین شکل سازمان‌دهی شده است: در ابتدا روش و مبانی پژوهش، شامل شبکه عصبی تابع پایه‌ی شعاعی و الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات شرح داده می‌شود. سپس مدل پیشنهادی بر مبنای شبکه عصبی تابع پایه‌ی شعاعی شرح داده خواهد شد؛ و در ادامه به اعتباربخشی مقایسه‌ی نتایج حاصل از روش پیشنهادی می‌پردازد. بعد از آن پیاده‌سازی واقعی و اعتبارسنجی مدل پیشنهادی ارائه می‌گردد و در پایان نتیجه‌گیری را شامل می‌شود.

شبکه عصبی تابع پایه‌ی شعاعی: شبکه عصبی تابع پایه شعاعی به‌طور گسترده در مسائل دسته‌بندی و درون‌یابی استفاده می‌شود. این گستردگی کاربرد، به دلیل سادگی تخمین پارامترهای شبکه و ویژگی تعمیم‌پذیری آن است. معمول‌ترین معماری این شبکه‌ها از سه لایه تشکیل می‌شود. نورون‌های ورودی الگوهای ورودی را از محیط دریافت می‌کنند. لایه میانی که تبدیلی غیرخطی از فضای ورودی به فضای میانی را بر عهده دارد و لایه خروجی که پاسخ شبکه به الگوی ورودی را محاسبه می‌کند.

با توجه به کاربردهای فراوان شبکه‌های عصبی تابع پایه‌ی شعاعی، روش‌های یادگیری متعددی ایجاد شده است که به دودسته کلی تقسیم می‌شوند. دسته‌ی اول بر استراتژی‌هایی متمرکز دارند که در آن‌ها مراکز و پهنای تابع لایه‌ی میانی شبکه تعیین می‌شوند. روش‌هایی که در این مرحله وجود دارند به‌طور خلاصه انتخاب مقادیر تصادفی ثابت برای مراکز (لین

1 k-NN  
2 GA: Genetic Algorithm  
3 Powell  
4 RBF: Radial Basis Function  
5 PSO: Particle Swarm Optimization

و لیو<sup>۱</sup>، (۲۰۰۷)، بیشینه‌سازی انتظار<sup>۲</sup> (بیشاپ<sup>۳</sup>، ۲۰۱۱) حداقل مربعات متعامد<sup>۴</sup> (چن، بیلینگ، کاون و گرانت<sup>۵</sup>، ۱۹۹۰)، انتخاب خودسازمان‌ده مراکز مانند روش خوشه‌بندی k-میانگین و خوشه‌بندی نگاشت مشخصه خودسازمان‌ده<sup>۶</sup> (میو<sup>۷</sup>، ۲۰۰۵) و درخت رگرسیون<sup>۸</sup> (اور، هالام، میورری و لئونارد<sup>۹</sup>، ۲۰۰۰) می‌باشند. دسته‌ی دوم تعیین اوزان شبکه را مورد تحقیق و تغییر قرار می‌دهند که از روش‌های ایجاد شده می‌توان به روش شبه معکوس (حداقل-نرم)<sup>۱۰</sup> (کانسیلیر و گایی<sup>۱۱</sup>، ۲۰۰۳)، روش حداقل میانگین مربعات<sup>۱۲</sup> (لین و لیو<sup>۱۳</sup>، ۲۰۰۷)، روش تندترین کاهش (چن، بیلینگ، کاون و گرانت، ۱۹۹۰)، انتشار سریع<sup>۱۴</sup> و نسخه‌های بهینه روش‌های فوق شامل تندترین کاهش بهینه عمومی، تندترین شیب بهینه، انتشار سریع بهینه (منتظر، سبزواری و خطیر، ۲۰۰۷) اشاره کرد.

منتظر، سبزواری و قربانی (۲۰۰۹) روش آموزش سه مرحله‌ای شبکه عصبی تابع پایه شعاعی را ارائه دادند که از الگوریتم خوشه‌بندی k-میانگین برای تعیین مراکز واحدهای لایه‌ی میانی بهره می‌گیرد. الگوریتم خوشه‌بندی k-میانگین به مقداردهی تصادفی اولیه حساس است و به همین دلیل امکان گیر افتادن در بهینه محلی وجود دارد. در این مقاله از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات به جای الگوریتم خوشه‌بندی k-میانگین استفاده شده است که نسبت به مقادیر تصادفی اولیه مراکز واحدهای لایه‌ی میانی شبکه حساس نیست که این باعث می‌شود در دفعات مختلف آموزش شبکه با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گروه

- 
- 1 Lin & Liou
  - 2 Expectation-Maximization
  - 3 Bishop
  - 4 Orthogonal least squares
  - 5 Chen, Billings, Cowan & Grant
  - 6 Self-Organizing feature map clustering
  - 7 Mu
  - 8 Regression Tree
  - 9 Orr, Hallam, Murray & Leonard
  - 10 Pseudo-inverse (Minimum-norm)
  - 11 Cancelliere & Gai
  - 12 Least-Mean-Square
  - 13 Lin & Liou
  - 14 Quick Propagation

ذرات در تعیین مراکز واحدها، نتایج مشابه حاصل شود که این در کاربردهایی که نیاز با پاسخ‌های یکسان در دفعات متعدد آموزش دارند، ارزشمند است. الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات: الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات بر مبنای جمعیت است که در سال ۱۹۹۵ توسط کندی<sup>۱</sup> و ابرهارت<sup>۲</sup> ایجاد شد. این الگوریتم از بررسی رفتار پرندگان و ماهیان برای پیدا کردن پاسخ‌های نزدیک بهینه<sup>۳</sup> ایجاد شده است. در این الگوریتم هر پرنده به‌مثابه یک ذره<sup>۴</sup> عمل می‌کند که بردار پاسخی ممکن را نشان می‌دهد (ابرهارت، شو و کندی<sup>۵</sup>، ۲۰۰۱). جمعیتی از ذرات در فضای جستجوی  $n$  بعدی با بردار موقعیت تصادفی  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in})$  در بازه‌ای متشکل از کمینه و بیشینه‌ی الگوهای مجموعه‌ی داده و بردار سرعت  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{in})$  به‌طور تصادفی در بازه‌ی  $[-a, a]$  ایجاد می‌شود.  $a$  از رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود:

$$a = \max(\text{data}) - \min(\text{data}) \quad (1)$$

علاوه بر این تابع هدفی به‌منظور ارزیابی کیفیت پاسخ‌های ممکن ایجاد شده در الگوریتم در نظر گرفته می‌شود. بعد از ارزیابی پاسخ‌ها، در هر تکرار، از نتایج حاصل شده هر ذره<sup>۶</sup> ( $X_i$ ) دو بردار موقعیت  $pbest_i$  و  $gbest$  را همواره به خاطر می‌سپارد و پس از هر تکرار آن را روزآمد می‌کند. بردارهای  $pbest_i$  و  $gbest$  بردارهای بهترین موقعیت‌هایی هستند که به ترتیب ذره‌ی  $X_i$  و کل جمعیت ذرات تا تکرار کنونی تجربه کرده‌اند.

## روش

این تحقیق در واقع با دو هدف بنانهاده شد. در این بخش به بررسی این دو هدف پرداخته خواهد شد:

- 1 Kenedy
- 2 Eberhart
- 3 NOS: Near Optimal Solution
- 4 particle
- 5 Eberhart, Shi & Kennedy

- به کمک روش‌های داده‌کاوی یادگیرندگان دسته‌بندی می‌شوند و میزان دانش آن‌ها پیش‌بینی می‌گردد: پس از جمع‌آوری و پیش‌پردازش داده‌ها، این مدل ایجاد شده به منظور دسته‌بندی یادگیرندگان بر اساس مشخصه‌های در نظر گرفته شده و در نهایت پیش‌بینی دانش آن‌ها به کار گرفته شد که با توجه به نتایج حاصل و میزان خطای مدل، این فرضیه به اثبات می‌رسد که با استفاده از رویکرد داده‌کاوی می‌توان دانش یادگیرندگان را در دوره‌های آموزش الکترونیکی پیش‌بینی کرد.

- اطلاعات یادگیرندگان در مشخصه‌های متعدد جمع‌آوری می‌شود تا میزان دانش آن‌ها پیش‌بینی گردد: یکی از مهم‌ترین بخش‌های داده‌کاوی و به خصوص دسته‌بندی، انتخاب مشخصه‌های مجموعه داده است تا با استفاده از آن بتوان پیش‌بینی دقیق‌تری از متغیر کلاس مسئله انجام داد. در این تحقیق چهار مشخصه از اطلاعات یادگیرندگان به منظور پیش‌بینی میزان سطح دانش آن‌ها در نظر گرفته شد. نتایج حاصل از به‌کارگیری مدل پیشنهادی، موفقیت و رضایت تحصیلی بیشتر یادگیرندگان را نسبت به حالت‌های دیگر نشان می‌دهند که این خود گواهی بر درستی مشخصه‌های انتخابی مدل است.

کیفیت پاسخ به پرسش‌های پیش‌آزمون: یکی از مواردی که در این تحقیق مورد توجه قرار گرفته میزان آشنایی یادگیرندگان با محتویات دوره است. این ویژگی به دلیل ماهیت عمومی‌تر بودن دوره مایکروسافت اکسل بسیار کاربرد دارد. به این دلیل که برخی از یادگیرندگان با محتویات دوره آشنایی نسبتاً خوبی دارند و برخی از آن‌ها نیز تا به حال با آن سروکار نداشته‌اند. در نتیجه با استفاده از پیش‌آزمون می‌توان اطلاعات نسبی از دانش یادگیرندگان نسبت به محتویات دوره را سنجید. یکی از مواردی که از پیش‌آزمون‌ها استخراج شده است کیفیت پاسخ یادگیرندگان به پرسش‌ها است. این مهم از طریق تعداد پاسخ‌های صحیح یادگیرندگان به پرسش‌ها حاصل می‌شود. با توجه به تعداد پرسش‌های پیش‌آزمون دوره به نرمال‌سازی این متغیر پرداخته شده است. به این صورت که تعداد پاسخ‌های صحیح یادگیرنده بر تعداد کل پرسش‌های آزمون تقسیم شده است تا عددی در



بازه صفر تا ۱ حاصل شود. به این ترتیب متغیر کیفیت پاسخ به پرسش‌های پیش‌آزمون ایجاد می‌شود.

زمان پاسخگویی به پرسش‌های پیش‌آزمون: یکی دیگر از مواردی که از پیش‌آزمون‌ها استخراج شده است، مدت‌زمان پاسخگویی یادگیرنده به پرسش‌ها است. این متغیر نیز می‌تواند معیار نسبتاً خوبی از میزان آشنایی یادگیرندگان بر مطالب دوره باشد. بر روی این متغیر نیز عمل نرمال‌سازی انجام شده است تا اعدادی بین صفر تا ۱ حاصل شود. به این ترتیب که تمامی زمان‌های یادگیرندگان بر بزرگ‌ترین زمان موجود در بین آن‌ها تقسیم شده تا اعداد موردنظر حاصل شوند.

تعداد پرسش‌های یادگیرندگان در دوره: یکی از برتری‌های یادگیری الکترونیکی ناهم‌زمان نسبت به یادگیری حضوری این است که یادگیرندگان بدون نگرانی از موارد مختلف که در یادگیری حضوری نسبت به پرسیدن برای برخی وجود دارد، می‌توانند پرسش خود را مطرح کنند. به همین دلیل یکی از معیارهایی که می‌توان بر اساس آن میزان دانش یادگیرندگان از مطالب دوره را مدل کرد، تعداد پرسش‌های آن‌ها در طول دوره است. به این صورت که یادگیرندگانی که تعداد پرسش بیشتری را مطرح می‌کنند معمولاً از یادگیرندگان دیگر آشنایی کمتری نسبت به مطالب دوره دارند. بر این اساس می‌توان این متغیر را به‌عنوان معیاری در این تحقیق در نظر گرفت. این متغیر نیز با استفاده از تقسیم مقادیر موجود بر بیشترین تعداد پرسش بین یادگیرندگان به اعدادی در بازه ۰ تا ۱ تبدیل شده است.

مدت‌زمان مطالعه: یکی دیگر از متغیرهای متمایزکننده یادگیرندگان از یکدیگر مدت‌زمان مطالعه‌ی آن‌ها در جلسات مختلف است. در واقع این مهم از مدت‌زمان سپری کردن آن‌ها در سامانه یادگیری الکترونیکی حاصل می‌شود. معمولاً یادگیرندگانی که آشنایی کمتری با محتوای دوره دارند مدت‌زمان بیشتری را در سامانه سپری می‌کنند تا مقصود مطالب را درک کنند؛ بنابراین این متغیر نیز می‌تواند تمایزی بین یادگیرندگان مختلف با سطوح دانش متفاوت ایجاد کند. این متغیر نیز با استفاده از تقسیم مقادیر موجود

بر بیشترین مدت زمان سپری شده توسط یادگیرندگان به اعدادی در بازه ۰ تا ۱ تبدیل شده است.

سطح دانش یادگیرندگان: این متغیر که همان هدف مدل است از طریق پس آزمونی که در انتهای دوره برگزار می شود حاصل شده است. مقادیر مربوط به آن از نمرات یادگیرندگان در دوره های گذشته استخراج شده است و به عنوان متغیر هدف برای مدل قرار گرفته است. نرمال سازی این مشخصه به این صورت بوده است که یادگیرندگان بر اساس نمراتی که دریافت کرده اند در چهار سطح دانش بسیار پایین، پایین، متوسط و بالا قرار گرفته اند. جدول زیر نرمال سازی مربوط به این متغیر در چهار سطح مذکور نشان می دهد:

جدول ۱. نرمال سازی مشخصه کلاس داده ها

نمره	سطح دانش	کلاس
۱۰-۰	بسیار پایین	۱
۲۰-۱۰	پایین	۲
۳۰-۲۰	متوسط	۳
۴۰-۳۰	بالا	۴

جامعه آماری پژوهش حاضر کلیه دانشجویان مجتمع فنی تهران است. نمونه پژوهش به صورت هدفمند دانشجویان دوره ی آموزش مجازی نرم افزار مایکروسافت اکسل به تعداد ۶۹ نفر انتخاب گردید. این افراد به طور تصادفی به سه گروه ۲۳ نفره تقسیم شده اند که مشخصات هر یک گروه ها در زیر آمده است:

- گروه اول: یادگیرندگانی که به طور کاملاً عادی دوره را سپری می کنند و درس هایی با سطح متوسط به آن ها ارائه می شود.
- گروه دوم: یادگیرندگانی هستند که میزان دانش آن ها با استفاده از شبکه عصبی تابع پایه شعاعی آموزش دیده با الگوریتم  $k$ -میانگین پیش بینی شده است و درس هایی متناسب با سطح خود را دریافت کرده اند.
- گروه سوم: یادگیرندگانی هستند که میزان دانش آن ها با استفاده از شبکه عصبی تابع پایه شعاعی آموزش دیده با الگوریتم بهینه سازی گروه ذرات پیش بینی شده است و درس هایی

متناسب با سطح خود را دریافت کرده‌اند؛ که در قسمت "پیاده‌سازی واقعی و اعتبارسنجی مدل پیشنهادی" به‌طور مفصل و دقیق به تحلیل نتایج خواهیم پرداخته‌شده است.

روش اجرا و تحلیل: تحقیق حاضر در دوره‌ی آموزش مجازی نرم‌افزار مایکروسافت اکسل در مجتمع فنی تهران انجام‌شده است. این دوره به‌صورت ناهم‌زمان برگزار می‌شود. به این صورت که یادگیرندگان در زمان‌های متفاوتی به سامانه مراجعه کرده و درس تخصیص داده‌شده را مطالعه و سؤالات خود را از طریق سامانه مطرح می‌کنند. دوره‌ی مذکور به این صورت آغاز می‌شود که یادگیرنده پس از ثبت‌نام در دوره در اولین جلسه به سامانه یادگیری الکترونیکی مراجعه کرده و پیش‌آزمونی کلی از محتویات دوره را پاسخ می‌دهد. پس از آن اولین درس برای یادگیرنده فراهم می‌شود و به همین ترتیب یاد دهنده (معلم) در هر جلسه درس مربوط به آن جلسه را به یادگیرنده ارائه می‌دهد و تفاوتی بین یادگیرندگان قائل نمی‌شود. در پایان جلسات دوره نیز آزمونی به‌منظور سطح دانش یادگیرنده از او به عمل می‌آید.

در این تحقیق از داده‌های مربوط به یادگیرندگان دوره‌های مایکروسافت اکسل برگزارشده در گذشته به‌منظور آموزش مدل پیشنهادی مبتنی بر شبکه عصبی تابع پایه شعاعی استفاده‌شده است و سپس با استفاده از شبکه عصبی آموزش‌یافته به پیش‌بینی سطح دانش یادگیرندگان جدید به‌منظور ارائه‌ی درس‌های متناسب با آن‌ها پرداخته‌شده است. در ادامه ویژگی‌های در نظر گرفته‌شده از یادگیرندگان به‌منظور پیش‌بینی سطح دانش آن‌ها شرح داده‌شده است. داده‌های جمع‌آوری‌شده برای آموزش مدل پیشنهادی، مربوط به ۳۸۰ نفر از یادگیرندگانی است که در گذشته دوره‌ی موردنظر را به پایان رسانده‌اند و اطلاعات آن‌ها از سامانه‌ی مدیریت یادگیری احصا شده است. در ادامه به تشریح مدل پیشنهادی و حل مسئله‌ی تحقیق با استفاده از آن پرداخته خواهد شد.

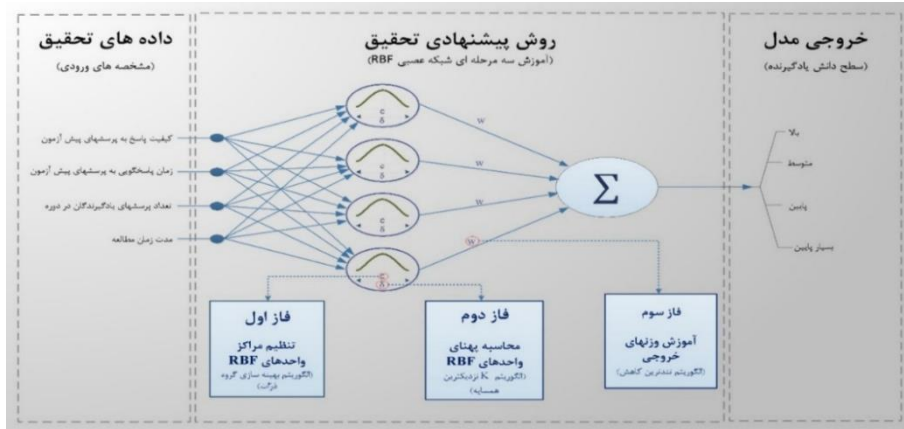
داده‌های موردنظر برای آموزش مدل پیشنهادی تحقیق از دوره‌های برگزارشده در گذشته جمع‌آوری شده است. به این ترتیب که داده‌های مربوط به مشخصه‌های کیفیت و زمان پاسخ به پرسش‌های پیش‌آزمون از نتایج پیش‌آزمون‌هایی که در دوره‌های گذشته برگزارشده‌اند استخراج شده است. تعداد پرسش‌های مطرح‌شده توسط یادگیرندگان در طول دوره و

مدت زمان مطالعه در پیشینه‌ی سامانه‌ی مدیریت یادگیری مرکز وجود داشت و همچنین متغیر کلاس داده‌ها که از آزمون پایانی دوره‌ها به دست آمده است.

جمع‌آوری داده‌ها: داده‌های موردنظر برای آموزش مدل پیشنهادی تحقیق از دوره‌های برگزار شده در گذشته جمع‌آوری شده است. به این ترتیب که داده‌های مربوط به مشخصه‌های کیفیت و زمان پاسخ به پرسش‌های پیش‌آزمون از نتایج پیش‌آزمون‌هایی که در دوره‌های گذشته برگزار شده‌اند استخراج شده است. تعداد پرسش‌های مطرح شده توسط یادگیرندگان در طول دوره و مدت زمان مطالعه در پیشینه‌ی سامانه‌ی مدیریت یادگیری مرکز وجود داشت و همچنین متغیر کلاس داده‌ها که از آزمون پایانی دوره‌ها به دست آمده است. داده‌های جمع‌آوری شده برای آموزش مدل پیشنهادی، مربوط به ۳۸۰ نفر از یادگیرندگان است که در گذشته دوره‌ی موردنظر را به پایان رسانده‌اند و اطلاعات آن‌ها از سامانه‌ی مدیریت یادگیری احصا شده است. در ادامه به تشریح مدل پیشنهادی و حل مسئله‌ی تحقیق با استفاده از آن پرداخته خواهد شد.

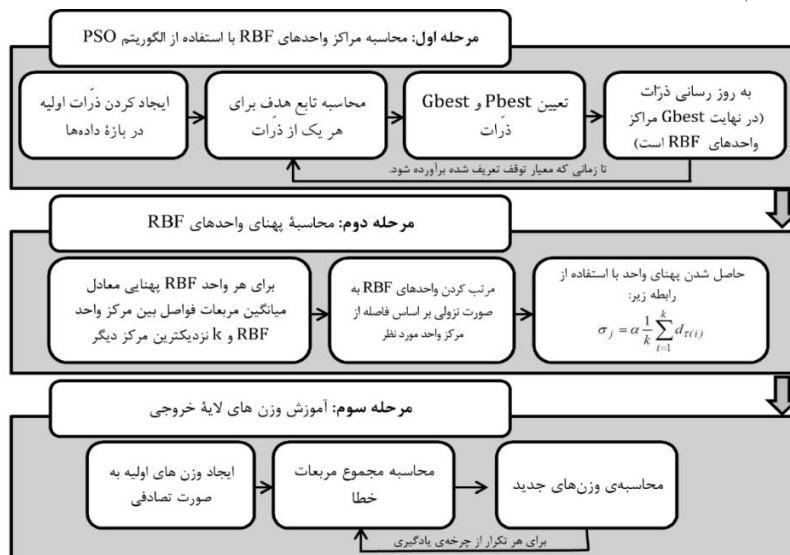
#### مدل پیشنهادی بر مبنای شبکه عصبی تابع پایه شعاعی

همان‌طور که بیان شد هدف از تحقیق حاضر مدل‌سازی دانش یادگیرندگان است. به این منظور مدلی در این تحقیق ارائه شده است تا با استفاده از داده‌های مناسب که دارای مشخصه‌های موردنیاز برای شناسایی سطح دانش یادگیرندگان است و همچنین روش پیشنهادی ارائه شده، این هدف حاصل شود. شکل زیر چارچوب مدل پیشنهادی تحقیق را به طور جامع نشان می‌دهد.



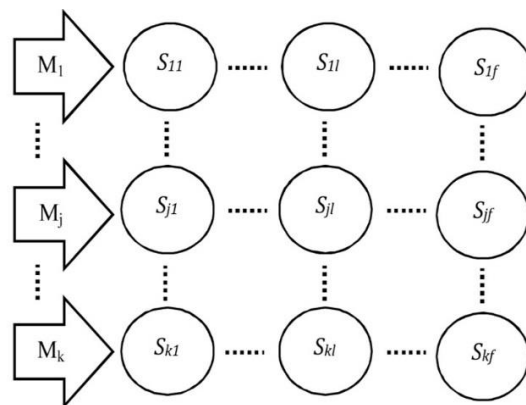
شکل ۱. چارچوب مدل پیشنهادی تحقیق

همان‌طور که در شکل ۱ مشاهده می‌شود مدل ارائه‌شده به‌منظور مدل‌سازی دانش یادگیرندگان از سه بخش اصلی داده‌های تحقیق، روش پیشنهادی تحقیق و خروجی مدل تقسیم می‌شود که در ادامه به تشریح هر یک از بخش‌ها پرداخته خواهد شد. مدل پیشنهادی آموزش سه مرحله‌ای شبکه عصبی تابع پایه شعاعی: آموزش شبکه در سه مرحله انجام می‌گیرد که به‌صورت دیاگرامی در شکل زیر نشان داده شده است:



شکل ۲. دیاگرام آموزش سه مرحله‌ای شبکه عصبی تابع پایه شعاعی

- فاز اول: محاسبه مراکز واحدهای تابع پایه شعاعی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات: تحلیل خوشه روشی برای تقسیم مجموعه‌ی شیء یا الگو به چند دسته است، به طوری که هیچ اطلاعاتی در مورد ارتباط بین آن‌ها در دست نیست. در واقع هدف خوشه‌بندی یافتن ساختار پنهانی است که فرض می‌شود در بین اشیاء نهفته است. در خوشه‌بندی مبتنی بر مبنای الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات هر ذره نشان‌دهنده‌ی  $k$  بردار مرکز خوشه است که  $k$  تعداد خوشه‌های موردنظر است. همان‌طور که در شکل ۳ آمده است هر ذره به صورت  $X = (M_1, \dots, M_j, \dots, M_k)$  نمایش داده می‌شود که در آن  $M_j = (s_{j1}, \dots, s_{ji}, \dots, s_{jf})$  امین بردار مراکز یک ذره است که دارای  $f$  مقدار است.  $f$  تعداد خصیصه‌های موجود برای هر الگو در مجموعه‌ی داده است. به عبارت دیگر هر جمعیت از ذره‌ها شامل تعدادی پاسخ خوشه‌بندی است.



شکل ۳. نمایی از یک ذره

الگوریتم خوشه‌بندی مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات را می‌توان در گام‌های زیر بیان کرد:

گام ۱: بردارهای موقعیت  $X_i$  و سرعت  $V_i$  را برای هر ذره‌ی  $i$  در بازه‌ی مشخص از روی الگوهای مجموعه‌ی داده، به‌طور تصادفی ایجاد می‌کنیم. ذرات پاسخ‌های ممکن خوشه‌بندی می‌باشند.

گام ۲: بردار موقعیت  $X_i$  مربوط به ذره‌ی اولیه‌ی ایجادشده‌ی  $i$  را در  $pbest_i$  قرار می‌دهیم.  
گام ۳:  $d(M_j, P_r)$  و  $Z_{jr}$  را محاسبه می‌کنیم. سپس تابع تناسب<sup>۱</sup> برای هر ذره‌ی  $i$  و  $pbest_i$  به دست می‌آید.

گام ۴: در این مرحله  $gbest$  را ایجاد می‌کنیم. از بین  $pbest$  مای موجود بهترین را از لحاظ تابع تناسب انتخاب کرده و در  $gbest$  قرار می‌دهیم.

گام ۵: ذره‌ی  $i$  و  $pbest_i$  را از نظر تابع تناسب باهم مقایسه می‌کنیم. اگر ذره‌ی  $i$  از  $pbest_i$  بهتر باشد، بردارهای موقعیت و مقادیر تابع تناسب  $pbest_i$  را به بردارهای مشابه از ذره‌ی  $i$  تغییر می‌دهیم.

گام ۶:  $pbest$  و  $gbest$  را از نظر تابع تناسب باهم مقایسه می‌کنیم. اگر  $pbest_i$  از  $gbest$  بهتر باشد، بردارهای موقعیت و مقادیر تابع تناسب  $gbest$  را به بردارهای مشابه از  $pbest_i$  تغییر می‌دهیم.

گام ۷: بردارهای موقعیت و سرعت ذرات را به‌روزرسانی می‌کنیم.  
گام ۸: تا زمانی که معیار توقف از پیش تعیین‌شده‌ی الگوریتم برآورده شود، گام‌های ۳ تا ۷ را تکرار می‌کنیم. این معیار بستگی به الویت کاربرد الگوریتم دارد. اگر زمان محدودیت بحرانی برای مسئله باشد، از تعداد تکراری محدود برای معیار توقف استفاده می‌کنیم؛ اما اگر دقت الگوریتم اهمیت بیشتری داشته باشد، میزان خطایی را به‌عنوان معیار توقف قرار می‌دهیم که تا خطای الگوریتم به کمتر از آن مقدار نرسد متوقف نمی‌شود.  
پس از پایان یافتن این گام‌ها، بردار  $gbest$  حاصل‌شده مراکز واحدهای لایه‌ی میانی شبکه‌ی تابع پایه شعاعی است.

- فاز دوم: محاسبه پهنای واحدهای تابع پایه شعاعی:

در این مقاله از روش نزدیک‌ترین  $k$ -میانگین به‌منظور محاسبه‌ی پهنای واحدها استفاده شده است. در این روش پهنای هر واحد برابر میانگین مربعات فواصل نزدیک‌ترین  $k$  مرکز خوشه به مرکز هر خوشه است که از رابطه‌ی ۲ محاسبه می‌شود.

$$\sigma_j = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k d_{\tau(i)} \quad (2)$$

که در آن  $\sigma_j$  پهنای واحد  $j$  ام و  $d_{\tau(i)}$  امین مقدار فاصله در لیست نزولی فواصل داده‌ها تا مرکز خوشه می‌باشند.

- فاز سوم: آموزش وزن‌های لایه‌ی خروجی

برای تعیین وزن‌های خروجی روش یادگیری تندترین کاهش<sup>1</sup> استفاده شده است.

در شبکه‌های تابع پایه شعاعی داریم:

$$Y = [y_i] = W \Phi^T, \quad i = 1, \dots, M \quad (3)$$

که  $Y$  بردار خروجی محاسبه شده است. بردار خطا  $E$  و تابع مربع خطا  $J$  که باید حداقل شود به شکل زیر تعریف می‌شوند:

$$E = Y_d - Y = Y_d - W \Phi^T \quad (4)$$

$$J = \frac{1}{2} E E^T \quad (5)$$

در روش تندترین کاهش وزن‌های جدید با محاسبه گرادیان از  $J$  در فضای  $W$

محاسبه می‌شوند:

$$OJ = \frac{\partial J}{\partial W} = \frac{\partial(\frac{1}{2} E E^T)}{\partial W} = (Y_d - Y) \frac{\partial Y}{\partial W} = E \frac{\partial(W \Phi^T)}{\partial W} = E \Phi \quad (6)$$

$$\Delta W = OJ = E \Phi$$

$$W_{new} = W_{old} + \lambda \Delta W \quad (7)$$

### اعتباربخشی مدل پیشنهادی

پس از جمع‌آوری داده‌ها و ایجاد مدل حل مسئله، به دسته‌بندی داده‌ها با استفاده از مدل پیشنهادی پرداخته شده است و نتایج حاصل از آن‌ها مقایسه می‌شوند. روش پیشنهادی در این



مقاله با استفاده از نرم‌افزار متلب<sup>۱</sup> پیاده‌سازی شد و داده‌های تحقیق مورد تحلیل قرار می‌گیرند. تنظیم کردن پارامترهای الگوریتم با استفاده آزمایش‌های بسیار حاصل شده است و پارامترهای بهینه مربوط به الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی در جدول زیر آمده است:

جدول ۲. پارامترهای تنظیم شده برای مدل پیشنهادی

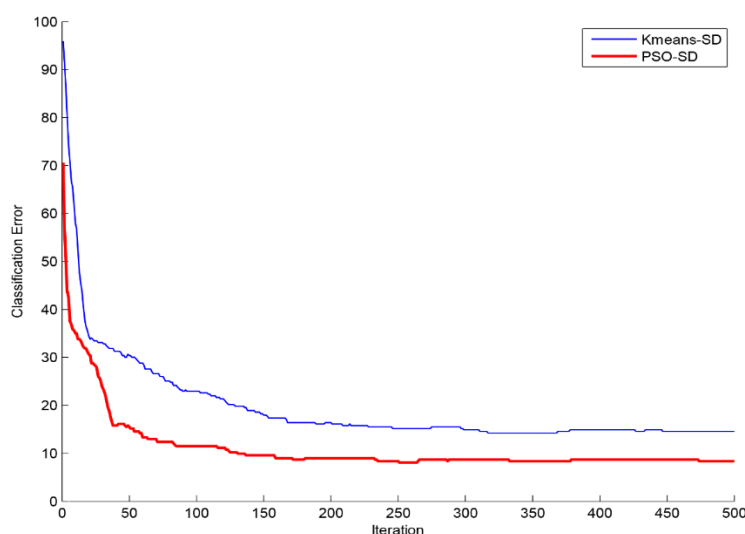
پارامترها	تشریح پارامتر	مقدار تنظیم شده
$\omega_{max}$	حداکثر اینرسی وزنی	1.1
$\omega_{min}$	حداقل اینرسی وزنی	0.7
$C_1$	ضریب جستجوی محلی	1.5
$C_2$	ضریب جستجوی سراسری	1.5
اندازه جمعیت	تعداد ذرات	15
T	تعداد تکرارها	400
تعداد اجراها	-	30

خطای دسته‌بندی به صورت درصد نمونه‌هایی که دسته آن‌ها اشتباه تعیین شده اندازه‌گیری شده است. آزمایش‌ها ۳۰ بار اجرا و میانگین و انحراف معیار استاندارد محاسبه شده است. ۷۰ درصد الگوها برای آموزش و ۳۰ درصد برای آزمایش میزان یادگیری انتخاب شده است. جدول ۳ نتایج به دست آمده از به کارگیری دو روش مذکور بر روی مسئله‌ی تحقیق را نشان می‌دهد. همان‌طور که در این جدول مشهود است، شبکه عصبی تابع پایه شعاعی آموزش دیده با الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات در مقایسه با شبکه عصبی آموزش دیده با الگوریتم  $k$ -میانگین به‌طور کلی دقت بیشتری را در میانگین خطاها نشان می‌دهد. بهبود مهم‌تر از دقت پاسخ‌ها، انحراف پایین‌تر در پاسخ‌های شبکه است که نقش اساسی را در کاربردهای دسته‌بندی دارند. جدول ۳ انحراف استاندارد نتایج حاصل از دو روش را

نیز نشان می‌دهد. شبکه عصبی تابع پایه شعاعی آموزش دیده با الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات مقادیر کمتری از انحراف استاندارد را به دست می‌دهد که این نشان‌دهنده‌ی قابل اعتماد بودن این الگوریتم در تولید جواب‌های مشابه در آموزش‌های مختلف، نسبت به شبکه عصبی آموزش دیده با الگوریتم  $k$ -میانگین است. همچنین شکل ۴ نیز نمودار خطای دسته‌بندی دو روش را نشان می‌دهد که روش پیشنهادی این تحقیق خطای کمتری را نشان می‌دهد.

جدول ۳. نتایج حاصل از حل مسئله تحقیق

RBF آموزش دیده با Kmeans		RBF آموزش دیده با PSO		الگوریتم‌ها
انحراف معیار	میانگین خطا	انحراف معیار	میانگین خطا	معیارها
۳/۰۶	۱۶/۶۹	۲/۰۷	۱۰/۰۳	مقادیر مجموعه آموزش
۶/۱۴	۱۸/۶	۴/۲۳	۹/۴۷	مقادیر مجموعه آزمون



شکل ۴. نمودار خطای دسته‌بندی حل مسئله تحقیق

پیاپی سازی واقعی و اعتبارسنجی مدل پیشنهادی: به منظور ارزیابی مدل پیشنهادی و به کارگیری آن در دوره‌ای جدید ۶۹ نفر از یادگیرندگان در نظر گرفته شده‌اند. این افراد

به‌طور تصادفی به سه گروه ۲۳ نفره تقسیم‌شده‌اند که مشخصات هر یک گروه‌ها در زیر آمده است.

- گروه اول: یادگیرندگان که به‌طور کاملاً عادی دوره را سپری می‌کنند و درس‌هایی با سطح متوسط به آن‌ها ارائه می‌شود.

- گروه دوم: یادگیرندگان هستند که میزان دانش آن‌ها با استفاده از شبکه عصبی تابع پایه شعاعی آموزش‌دیده با الگوریتم  $k$ -میانگین-تندترین کاهش پیش‌بینی شده است و درس‌هایی متناسب با سطح خود را دریافت کرده‌اند.

- گروه سوم: یادگیرندگان هستند که میزان دانش آن‌ها با استفاده از شبکه عصبی تابع پایه شعاعی آموزش‌دیده با الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات-تندترین کاهش پیش‌بینی شده است و درس‌هایی متناسب با سطح خود را دریافت کرده‌اند.

مدل آموزش‌دیده شده با روش پیشنهادی در دوره‌ای جدید مورد استفاده قرار گرفته است و به پیش‌بینی میزان دانش یادگیرندگان از محتوای دوره پرداخته است. به این ترتیب با اطلاع از میزان آشنایی یادگیرندگان با مطالب، درس‌هایی با سطوح متفاوت به آن‌ها تخصیص داده می‌شود. داده‌های مربوط به مشخصه‌ها به‌منظور پیش‌بینی میزان دانش یادگیرندگان در دوره جدید به این صورت جمع‌آوری شده است که دو مشخصه کیفیت و زمان پاسخگویی به پرسش‌های پیش‌آزمون پس از برگزاری پیش‌آزمون یادگیرندگان حاصل شده‌اند. دو مشخصه تعداد پرسش‌های مطرح شده و مدت‌زمان مطالعه از سه جلسه ابتدایی برگزار شده که به‌صورت عمومی به مباحث اولیه مایکروسافت اکسل پرداخته شده، جمع‌آوری شده است. به این ترتیب این دو مشخصه نیز در حد خوبی یادگیرندگان را از یکدیگر از نظر آشنایی با مطالب و میزان دانش متمایز می‌کند. در نهایت با تشخیص سطح دانش یادگیرندگان از محتویات دوره، یادگیرندگان با دانش بسیار پایین و پایین، درس‌های سطح پایین، یادگیرندگان با سطح دانش متوسط درس‌های با سطح متوسط و یادگیرندگان با سطح دانش بالا، درس‌های سطح بالا را در طول دوره دریافت می‌کنند. برای ارزیابی میزان تأثیر استفاده

از سامانه‌ی پیشنهادی در دوره‌ی برگزار شده، از معیارهای «موفقیت تحصیلی» و «رضایت تحصیلی» استفاده شده است.

## نتایج

فرضیه اول: یادگیرندگان که از روش پیشنهادی بهره برده‌اند بیشترین موفقیت تحصیلی را نسبت به دو گروه دیگر داشته‌اند.

در هر یک از گروه‌ها در پایان دوره، آزمون جامع ۴۰ پرسشی برای ارزیابی به یادگیرندگان ارائه شد. هدف از این آزمون سنجش میزان موفقیت تحصیلی یادگیرندگان در گروه‌های مذکور است. میانگین و انحراف استاندارد نمرات گروه‌های مختلف در جدول ۴ آمده است. این کار به این منظور انجام شد که تأثیر واحدهای پیشنهادی در سامانه بررسی شود. برای کاوش تأثیر این واحدها از تحلیل واریانس یک‌طرفه<sup>۱</sup> (سوبه‌اشینی و آرومگام<sup>۲</sup>، ۱۹۸۱) استفاده و میزان تفاوت بین نتایج گروه‌ها در جدول ۴ بررسی شده است.

جدول ۴. میانگین و انحراف استاندارد نمرات گروه‌ها و نتایج تحلیل واریانس نمره‌های نهایی

شماره گروه	تعداد یادگیرندگان	میانگین نمرات	انحراف استاندارد	گروه‌های مقایسه شده	میزان آماره‌ی F	مقدار P در سطح معناداری ۰/۰۵	وجود تفاوت معنی‌دار
گروه اول	۲۳	۲۲/۴	۵/۲	گروه اول و دوم	۲/۸	۴/۱۷	خیر
گروه دوم	۲۳	۲۴/۵	۷/۶	گروه اول و سوم	۵/۳	۴/۱۷	بلی
گروه سوم	۲۳	۲۵/۸	۴/۸	گروه دوم و سوم	۱/۴	۴/۱۷	خیر

جدول ۴ نتایج تحلیل واریانس آزمون نهایی را نشان می‌دهد. با توجه به نتایج، نمرات یادگیرندگان در گروه اول در مقایسه با گروه دوم تفاوت معناداری ندارد؛ اما بین نمره‌های

1 ANalysis Of VAriance(ANOVA)

2 Subhashini & Arumugam

گروه‌های اول با سوم تفاوت معناداری مشاهده می‌شود. همچنین بین نتایج گروه‌های دوم و سوم نیز تفاوت معناداری مشاهده نمی‌شود؛ بنابراین یادگیرندگان که در گروه سوم از روش پیشنهادی بهره برده‌اند بیشترین موفقیت تحصیلی را نسبت به دو گروه دیگر داشته‌اند.

فرضیه دوم: رضایت تحصیلی یادگیرندگان که از روش پیشنهادی استفاده نمودند نسبت به یادگیرندگان در دو گروه دیگر بیشتر است.

به‌منظور بررسی رضایت یادگیرندگان از روش‌های به‌کاربرده شده در گروه اول، دوم و سوم در پایان هر جلسه، پرسشنامه‌ای که حاوی چهار پرسش بود، به یادگیرندگان ارائه شد. این پرسش‌ها دارای ۵ گزینه است که گزینه ۱ نشان‌دهنده‌ی عدم رضایت و عدد ۵ رضایت کامل از دوره است (جدول ۵). هر یک از این پرسش‌ها هدفی را دنبال می‌کنند و به دنبال اندازه‌گیری تأثیر هر یک از روش‌ها است که در جدول نشان داده شده است.

جدول ۵. صورت و هدف پرسش‌های رضایت تحصیلی

شماره پرسش	صورت پرسش	هدف پرسش
۱	تا چه میزان مطالب ارائه شده در این جلسه را آموختید؟	سطح مناسب درس‌ها
۲	آیا سطح دشواری درس‌های ارائه شده برای شما مناسب بود؟	دقت در شناسایی سطح دانش
۳	چه میزان از نحوه‌ی ارائه‌ی مفاهیم راضی هستید؟	سطح مناسب درس‌ها
۴	آیا تمایل دارید برای بار دیگری از این سامانه استفاده کنید؟	مطلوبیت و جذابیت دوره

پاسخ‌های یادگیرندگان به پرسش‌های پرسشنامه‌ی رضایت تحصیلی در پایان هر جلسه جمع‌آوری و میانگین نمرات هر گروه برای هر پرسش محاسبه شده است که در جدول ۶ آمده است. این مقادیر برای گروه‌ها، به کمک روش آماری تحلیل واریانس یک‌طرفه موردبررسی قرار گرفته است که جدول ۶ نتایج آن را نشان می‌دهد.

جدول ۶. پاسخ یادگیرندگان به پرسشنامه‌ی رضایت تحصیلی و نتایج مقایسه‌ی گروه‌ها بر مبنای پرسش‌های پرسشنامه‌ی رضایت تحصیلی

شماره پرسش	معیار	گروه اول	گروه دوم	گروه سوم	هدف موردبررسی	گروه‌ها	میزان آماری F	مقدار P در سطح معنادار	وجود تفاوت معنی‌دار
۱	میانگین نمرات	۲/۸	۳/۳	۳/۷	سطح مناسب درس‌ها	دوم و سوم	۱۵/۱۶	۴/۱۷	بلی
	انحراف استاندارد	۰/۵۵	۰/۵	۰/۶۵	سطح مناسب درس‌ها	اول و سوم	۲۷/۶۵	۴/۱۷	بلی
۲	میانگین نمرات	۲	۲	۳	دقت در شناسایی سطح دانش	دوم و سوم	۸/۱۲	۴/۱۷	بلی
	انحراف استاندارد	۰/۶	۰/۷	۰/۵۵	سطح مناسب درس‌ها	دوم و سوم	۶/۴۷	۴/۱۷	بلی
۳	میانگین نمرات	۲/۸	۳/۲	۳/۸	سطح مناسب درس‌ها	دوم و سوم	۶/۴۷	۴/۱۷	بلی
	انحراف استاندارد	۰/۶	۰/۷	۰/۶۵	سطح مناسب درس‌ها	دوم و سوم	۶/۴۷	۴/۱۷	بلی
۴	میانگین نمرات	۲/۴	۲/۶	۲/۸	مطلوبیت و جذابیت دوره	اول و دوم	۳/۳۳	۴/۱۷	بلی
	انحراف استاندارد	۰/۷	۰/۵۵	۰/۵۵	مطلوبیت و جذابیت دوره	اول و سوم	۶/۵	۴/۱۷	بلی

با توجه به نتایج مشاهده می‌شود که رضایت تحصیلی در گروه سوم در سطح مطلوبی قرار دارد و استفاده از این روش، باعث بروز اختلاف معناداری در رضایت تحصیلی یادگیرندگان در مقایسه با دو گروه دیگر شده است.

### بحث

در این مقاله به شناسایی سطح دانش یادگیرندگان به‌منظور شخصی‌سازی آموزش ارائه شده پرداخته شده است. به‌منظور ایجاد مدل پیشنهادی از شبکه عصبی تابع پایه شعاعی بهبودیافته استفاده شده است. برای بهبود این شبکه عصبی، الگوریتم آموزش سه مرحله‌ای به کار گرفته شده که در مرحله اول از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات، در مرحله دوم از الگوریتم نزدیک‌ترین  $k$  همسایه و در فاز سوم از الگوریتم تندترین کاهش استفاده شده است. سپس در ادامه ایجاد مدل به بررسی مشخصه‌های یادگیرندگان پرداخته شد و چهار مشخصه مناسب به‌منظور پیش‌بینی متغیر کلاس که همان سطح دانش یادگیرندگان بود، ایجاد شد. سپس داده‌های تحقیق جمع‌آوری شده و با استفاده از روش پیشنهادی به حل آن پرداخته شد. نتایج حاصل از روش پیشنهادی و روش موجود در ادبیات تحقیق با یکدیگر مقایسه شد که نتایج نشان از بهتر بودن دو معیار دقت و انحراف معیار روش پیشنهادی داشت. در نهایت به‌منظور ارزیابی، مدل ارائه شده در دوره‌ای مجازی به کار گرفته شد. دو گروه دیگر از یادگیرندگان نیز که از ارائه دروس متوسط و الگوریتمی از ادبیات تحقیق بهره می‌بردند، در نظر گرفته شدند. نتایج حاصل از دوره موفقیت و رضایت تحصیلی یادگیرندگان دوره‌ی با مدل پیشنهادی را نشان می‌دهد. لذا پیشنهاد می‌گردد برای یادگیرندگان دوره‌های مجازی قبل از شروع آموزش از این الگو برای تشخیص موقعیت شناختی و جایابی در کلاس استفاده گردد.

پیشنهادهای زیر نیز برای تحقیقات آتی ارائه می‌گردد:

۱- در این تحقیق از سطح دانش یادگیرندگان به‌منظور ایجاد تمایز بین آن‌ها استفاده شد. می‌توان به‌جای این معیار از مواردی از جمله سبک یادگیری یادگیرندگان استفاده کرد.

۲-مدل ارائه شده در این تحقیق بر مبنای شبکه عصبی تابع پایه شعاعی بنا نهاده شده است. می توان با استفاده از روش های دیگر دسته بندی و شاید با دقت بیشتر مسئله حاضر را مورد بررسی قرار داد.

۳-در این تحقیق از چهار مشخصه به تفصیل بیان شد استفاده شده است. با در نظر گرفتن مشخصه های بیشتر ممکن است به دقت بالاتری در تخمین میزان دانش یادگیرندگان در مورد محتوای مطالب دوره مورد نظر رسید.

### منابع

- Bishop, C.,(2011). Improving the Generalization Properties of Radial Basis Function Neural Networks. *Neural Comput*, vol. 3, no. 4, pp: 579–588,
- Broomhead, D. S., and Lowe, D. (1988). *Radial Basis Functions, Multi-Variable Functional Interpolation and Adaptive Networks*. Royal Signals and Radar Establishment.
- Cancelliere, R., and Gai, M. (2003). A comparative analysis of neural network performances in astronomical imaging. *Appl. Numer. Math.*, vol. 45, no. 1, pp:87–98, Apr.
- Chang, Y.-C., Kao, W.-Y., Chu, C.-P., and Chiu, C.-H. (2009). A learning style classification mechanism for e-learning. *Computer Education*, vol. 53, no. 2, pp: 273–285, Sep.
- Chen, C. M., Liu, C. Y., and Chang. M. H. (2006). Personalized curriculum sequencing utilizing modified item response theory for web-based instruction. *Expert Syst. Appl.*, no. 30, pp: 378–396.
- Chen, S., Billings, S. A., Cowan, C. F. N., and Grant, P. M. (1990). *Practical identification of NARMAX models using radial basis functions*. [Online]. Available: <http://eprints.ecs.soton.ac.uk/1141/>. [Accessed: 27-Sep-2011].
- Chu, C.-P., Chang, Y.-C., and Tsai. C.-C. (2009). PC2PSO: personalized e-course composition based on Particle Swarm Optimization. *Appl. Intell.*, vol. 34, no. 1, pp: 141–154, Jun.
- Eberhart, R. C., Shi, Y., and Kennedy, J. (2001). *Swarm Intelligence*. Morgan Kaufmann.
- Holzhueter, M., Frosch-Wilke, D., and Klein, U. (2013). *Exploiting Learner Models Using Data Mining for E-Learning: A Rule Based Approach*. in *Intelligent and Adaptive Educational-Learning Systems*, A. Peña-Ayala, Ed. Springer Berlin Heidelberg, pp: 77–105.
- Jovanovic, M., Vukicevic, M., Milovanovic, M., and Minovic, M. (2012). Using data mining on student behavior and cognitive style data for



- improving e-learning systems: a case study. *Int. J. Comput. Intell. Syst.*, vol. 5, no. 3, pp: 597–610.
- Kahraman, H. T., Sagioglu, S., and Colak, I. (2013). The development of intuitive knowledge classifier and the modeling of domain dependent data. *Knowl.-Based Syst.*, vol. 37, pp: 283–295, Jan.
- Lin, I.-C., and Liou, C.-Y. (2007). Least-Mean-Square Training of Cluster-Weighted Modeling. *Artificial Neural Networks*, vol. 4669, J. M. Sá, L. A. Alexandre, W. Duch, and D. Mandic, Eds. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp: 301–310.
- Marcos, L., Martínez, J.-J., and Gutierrez, J.-A. (2008). Swarm intelligence in e-learning: a learning object sequencing agent based on competencies. *In Proceedings of the 10th annual conference on Genetic and evolutionary computation*, New York, NY, USA, pp: 17–24.
- Montazer, G. A., Sabzevari, R., and Ghorbani, F. (2009). Three-phase strategy for the OSD learning method in RBF neural networks. *Neurocomputing*, vol. 72, pp: 1797–1802, Mar.
- Montazer, G. A., Sabzevari, R., and Khatir, H. G. (2007). Improvement of learning algorithms for RBF neural networks in a helicopter sound identification system. *Neurocomputing*, vol. 71, no. 1–3, pp: 167–173, Dec.
- Mu, T. (2005). Detection of breast cancer using v-SVM and RBF networks with self-organized selection of centers. vol. 2005, pp: 47–52.
- Neruda, R., and Kudová, P., (2005). Learning methods for radial basis function networks. *Future Gener. Comput. Syst.*, vol. 21, no. 7, pp: 1131–1142, Jul.
- Orr, M., Hallam, J., Murray, A., and Leonard, T. (2000). Assessing RBF Networks Using DELVE. *Int. J. NEURAL Syst.*, vol. 10, pp: 397–415.
- Powell, M. J. (1987). *Radial basis functions for multivariable interpolation: A review. in Algorithms for approximation*, J. C. Mason and M. G. Cox (Eds.), New York, NY, USA: Clarendon Press, pp: 143–167.
- Schwenker, F., Kestler, H. A., and Palm, G. (May 2001). Three learning phases for radial-basis-function networks. *Neural Netw. Off. J. Int. Neural Netw. Soc.*, vol. 14, no. 4–5, pp: 439–458.
- Seki, K., Matsui, T., and Okamoto, T. (2005). An adaptive sequencing method of the learning objects for the e-learning environment. *Electron. Commun. Jpn. Part III Fundam. Electron. Sci.*, vol. 88, no. 3, pp: 54–71.
- Shi, Y., and Eberhart, R. (1998). A modified particle swarm optimizer. In, *The 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence*, pp: 69–73.
- Subhashini, M. H., and Arumugam, M. (1981). Analysis of variance (Anova). *CMFRI Spec. Publ.*, no. 7, pp: 169–170.

- Wang, T. I, Wang, K. T, and Huang, Y. M. (2008). Using a style-based ant colony system for adaptive learning. *Expert Syst. Appl.*, pp: 2449–2464.
- Yang, Y. J., and Wu, C. (2009). An attribute-based ant colony system for adaptive learning object recommendation. *Expert Syst. Appl.*, pp: 3034–3047.