

# بهبودسازی انتخاب و توالی محتوای شخصی سازی شده در سامانه های آموزشی تطبیق پذیر

مریم آموزگار<sup>۱</sup>

کارشناسی ارشد مهندسی نرم افزار؛ مربی  
پژوهشگاه علوم و تکنولوژی پیشرفته و علوم محیطی  
دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته

فصلنامه علمی پژوهشی  
پژوهشگاه علوم و فناوری اطلاعات ایران

دریافت: ۱۳۹۲/۰۲/۲۰ | بدیش: ۱۳۹۲/۰۹/۲۰

فصلنامه علمی پژوهشی  
پژوهشگاه علوم و فناوری اطلاعات ایران  
شاپا (چاپی) ۲۲۵۱-۸۲۲۳  
شاپا (الکترونیکی) ۲۲۵۱-۸۲۲۱  
نمایه در SCOPUS و ISC، LISA  
<http://jipm.irandoc.ac.ir>  
دوره ۲۹ | شماره ۳ | صص ۶۵۵-۶۳۳  
بهار ۱۳۹۳

نوع مقاله: پژوهشی

**چکیده:** تطبیق پذیری سامانه های آموزشی و ضرورت اعمال شیوه های نوین در ارائه محتوا یک زمینه تحقیقاتی قابل ملاحظه و مهم است. زیرسامانه ارائه محتوا باید متناسب با مدل کاربر، محتوای مناسب را انتخاب کرده و در اختیار وی قرار دهد تا ویژگی تطبیق پذیری تحقق پیدا کند. توجه به ویژگی های شخصیتی یادگیرنده و در نظر گرفتن توانایی و استعدادها ی او در ارائه محتوای آموزشی مناسب بسیار تأثیرگذار است. از این رو زیرسیستم ارائه محتوا با یک مسأله بهبودسازی مواجه است که باید میزان تناسب محتوای ارائه شده با توانایی ها، انتظارت و استعدادها ی یادگیرنده را بهینه کند. این مقاله جهت توسعه و بهبود روش های قبلی بر دو بخش تمرکز کرده است. در بخش مدل مسأله، تناسب شیوه ارائه محتوا با سبک یادگیری یادگیرنده را اضافه کرده و لذا جنبه های بیشتری از شخصی سازی را مد نظر قرار داده است. در بخش حل مسأله، با استفاده از الگوریتم تکامل یافته تر NBPSO و الگوریتم جدید جستجوی گرانشی، منجر به تولید پاسخ های بهینه تر (انتخاب مناسب تر و تطبیق پذیرتر محتوا) شده است. به منظور ارزیابی راهکار پیشنهادی با روش های پیشین، الگوریتم پایه جمعیت پرندگان نیز پیاده سازی شده است. نتایج بر مبنای معیار دقت، به هدف سنجش میزان بهینه بودن پاسخ ارائه شده و معیار پایداری، به منظور اطمینان از پاسخ در اجراهای متفاوت، مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفتند که راهکار پیشنهادی، بهبود قابل توجهی را نشان داده است.

**کلیدواژه ها:** سامانه های آموزشی تطبیق پذیر؛ شخصی سازی؛ بهبودسازی؛ الگوریتم جستجوی گرانشی

## ۱. مقدمه

با رشد بسیار سریع سامانه‌های اطلاعاتی و اینترنت، آموزش الکترونیکی بستری را برای آموزش، فارغ از محدودیت‌های مکانی و زمانی فراهم کرده است. به‌ویژه هوشمندسازی این سامانه‌ها در دهه اخیر بسیار مورد توجه قرار گرفته است، به گونه‌ای که در ابتدا، «سامانه‌های آموزشی هوشمند»<sup>۱</sup> معرفی شدند. در این سامانه‌ها ابتدا بر اساس فعالیت‌ها و رفتار یادگیرنده، مدلی تولید، و سپس مسیر آموزشی مناسب و بهینه برای او تعریف می‌شود. یکی از معایب این گونه سامانه‌ها، مربی محور بودن آنها است که جریان فعالیت‌های یادگیری، از قبل تعریف شده و منابع و فعالیت‌های یادگیری، بر اساس نظر مربی و بدون اعمال نظر یادگیرنده، انتخاب و ارائه می‌شوند.

نوع دیگر سامانه‌های هوشمند، «سامانه‌های فرارسانه‌ای آموزشی تطبیق‌پذیر»<sup>۲</sup> هستند (Brusilovsky 2004) که یادگیرنده محور و در عین حال، تطبیق‌پذیر هستند و بنابراین جایگزین مناسب‌تری برای سامانه‌های آموزشی هوشمند محسوب می‌شوند. در واقع این سامانه، نوعی از سامانه‌های آموزشی است که از فناوری ابررسانه در کنار مدل‌سازی کاربر استفاده می‌کند. یکی از مسائل اصلی در این سامانه‌ها، تطبیق‌پذیری و انتخاب محتوای آموزشی مناسب برای یادگیرنده است. بدین ترتیب، تمرکز بر ارائه محتوای آموزشی کاملاً تطبیق‌پذیر در سامانه‌های آموزشی، از اولویت‌های پژوهشی بسیار مهم این حوزه در سال‌های اخیر است.

در راستای ارائه محتوا، استانداردهای متفاوت (از جمله «کام»<sup>۳</sup> و «اسکورم»<sup>۴</sup>) ارائه شده‌اند (ADL 2004). همزمان تلاش‌هایی برای توسعه سامانه‌های تألیف خودکار درس انجام شده که به استادان، در تهیه درس و ساختار محتوایی آن کمک می‌کنند (Su et al. 2006; Yang et al. 2004). آنچه که به‌تازگی در این سامانه‌ها مورد توجه خاص قرار گرفته، تهیه درس با در نظر گرفتن استعدادها، توانایی، و تجربه‌های کاربر است. به بیان کامل‌تر و جامع‌تر، به تطبیق‌پذیری محتوا با مدل کاربر توجه شده است. از وظایف مهم یک چارچوب مطلوب آموزش الکترونیکی می‌توان به ارائه محتوای

1. Intelligent Tutoring System (ITS)  
2. Adaptive Educational Hypermedia Systems (AEHS)  
3. COM  
4. SCORM

آموزشی، ثبت بازخوردهای کاربران، مدیریت منابع، و نظارت بر تمامی فرایندهای سامانه اشاره کرد. در چنین چارچوبی لازم است زیرسامانه ارائه محتوا، متناسب با مدل کاربر، محتوای مناسب را از مخزن محتوا انتخاب کند و در اختیار وی قرار دهد تا ویژگی تطبیق‌پذیری تحقق پیدا کند. آن دسته از ویژگی‌های کاربر که زیرسامانه ارائه محتوا باید مطابق با آنها محتوا را انتخاب و ارائه کند، جنبه‌های شخصی‌سازی نامیده می‌شوند.

بدین ترتیب مسئله عمده، انتخاب محتوا بر مبنای جنبه‌های شخصی یادگیرنده است.

در پژوهشی، روشی برای انتخاب خودکار محتوا و مبتنی بر اصول شخصی‌سازی ارائه شده که از الگوریتم پایه جمعیت پرندگان استفاده کرده است. جنبه‌های شخصی‌سازی در این پژوهش، توجه به انتظارات و توانایی‌های کاربر است (Chu, Chang, and Tsai 2011). پژوهش دیگری، در راستای بهبود روش قبل انجام شده که از الگوریتم‌های «ال‌پی‌اس<sup>۱</sup>» و «آرپی‌اس<sup>۲</sup>» برای انتخاب محتوای مناسب استفاده کرده است. در واقع تنها با تغییر تابع ضریب اینرسی الگوریتم جمعیت پرندگان و استفاده از تابع خطی و تصادفی، بهبود مختصری حاصل شده و جنبه‌های شخصی‌سازی لحاظ شده، محدود به روش قبلی است (Dheeban, Deepak, and Dhamodharan 2010).

در پژوهش «لی» و همکارانش یک سامان، تطبیق‌پذیر ارائه محتوا معرفی شده. این سامانه در مرحله اول ساختار محتوای درسی را مشخص می‌کند و سپس به تنظیم درجه سختی و سطح دشواری آن می‌پردازد. در مرحله سوم، توانایی و اهداف آموزشی یادگیرنده را تعیین می‌کند و در مرحله چهارم به ارائه یک ترکیب بهینه شخصی‌سازی شده از محتوای درسی به یادگیرنده می‌پردازد. این مقاله برای جستجوی فضای مسئله و یافتن ترکیب بهینه محتوای درسی، از الگوریتم‌های ژنتیک و جمعیت پرندگان استفاده کرده است. نتایج آزمایش‌ها در این مقاله، برتری الگوریتم جمعیت پرندگان را نشان می‌دهد. نوآوری و تمرکز این مقاله بیشتر بر ساختاردهی محتوا است و برای انتخاب محتوا، دقیقاً از الگوریتم‌ها و روش‌های قبلی استفاده کرده. بدین ترتیب تنها برتری الگوریتم جمعیت پرندگان بر الگوریتم ژنتیک، در مسئله انتخاب بهینه محتوا تأیید شده است (Li et al. 2012). «چانگ» و همکارانش در پژوهش خود، به بهینه‌سازی مسئله ترکیب محتوای درسی

- 
1. Leaner Particle Swarm Optimization (LPSO)
  2. Random Particle Swarm Optimization (RPSO)

با استفاده از الگوریتم ژنتیک پرداختند و برای بهبود عملکرد روش‌های قبلی، قاعده‌ای به نام اجبار قانونی<sup>۱</sup> را به کار گرفتند که در واقع به کاهش اندازه فضای جستجو و افزایش کارایی الگوریتم ژنتیک منجر شد. این مقاله نام الگوریتم اصلاح‌شده را «GA\*» نامیده است. «GA\*» کروموزوم‌ها را به گونه‌ای کنترل می‌کند که حتماً دارای یک آمیزش امکان‌پذیر باشند و بدین ترتیب، توانایی جستجو را افزایش می‌دهد. این مقاله توانسته است در کارایی راهکارهای قبلی بهبودی ایجاد کند؛ اما همانند کارهای قبلی، در توجه به جنبه‌های شخصی‌سازی، تنها انتظاها و توانایی‌های کاربر را مورد توجه قرار داده است (Chang and Ke 2012).

آنچه که در پژوهش‌های مرور شده مورد نظر نبوده، توجه به سبک یادگیری کاربر است. هر یادگیرنده سبک یادگیری خاص خود را دارد و در صورتی که انتخاب محتوای آموزشی با در نظر گرفتن سبک یادگیری وی انجام شود، بی‌تردید کارایی سامانه آموزشی بسیار افزایش می‌یابد. در واقع یک جنبه مهم دیگر از شخصی‌سازی که منجر به تطبیق‌پذیری سامانه با کاربر می‌شود، سبک یادگیری وی است.

با جمع‌بندی مطالب فوق و با توجه به اهمیت ارائه سامانه‌های آموزشی تطبیق‌پذیر، این مقاله در راستای توسعه و بهبود روش‌های قبلی بر دو بخش تمرکز کرده است: بخش اول به منظور تکامل مسئله، سبک یادگیری خاص هر یادگیرنده را در ارائه محتوای آموزشی، مورد توجه قرار داده و به مدل مسئله اضافه کرده است. بخش دوم بر بهبود کارایی الگوریتم پیشنهادگر و انتخابگر محتوای درسی تمرکز کرده. از این‌رو برای حل مسئله بهینه‌سازی مطرح‌شده و به منظور ارائه پاسخ‌های بهتر (انتخاب مناسب‌تر و تطبیق‌پذیرتر محتوا)، الگوریتم تکامل‌یافته‌تر «ان‌بی‌پی‌اس‌ا»<sup>۲</sup> (نظام‌آبادی‌پور، رستمی شهربابکی و مغفوری ۱۳۸۷) و الگوریتم جدید «جستجوی گرانشی نسخه باینری» (Rashedi, Nezamabadi-Pour, and Saryazdi 2010) مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

بدین ترتیب این مقاله با لحاظ کردن سبک یادگیری در جنبه‌های شخصی‌سازی و مدل کاربر، به توسعه مسئله پرداخته و سازگاری بیشتری بین کاربر و سامانه برقرار کرده است. از طرف دیگر، با بهره‌گیری از الگوریتم‌های بهینه‌سازی جدیدتر و کارآتر، انتخاب

1. Forcing legality  
2. NBPSO

محتوا در سامانه‌های آموزشی تطبیق‌پذیر را بهینه‌سازی کرده است. راهکار پیشنهادی، پیاده‌سازی‌شده و نتایج حاصل از اجرا با راهکارهای قبلی مورد مقایسه و بررسی قرار گرفته‌اند. نتایج حاصل از اجرای آزمایش‌ها، بهبود فوق‌العاده‌ای را در افزایش تطبیق‌پذیری سامانه نشان می‌دهد.

در ادامه در بخش‌های دو و سه به اختصار، مفاهیم شخصی‌سازی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی ارائه می‌شوند. در بخش چهارم، مدل مسئله تشریح می‌گردد و پارامترهای اثرگذار معرفی می‌شوند. بخش پنجم به تشریح مراحل شبیه‌سازی، آزمایش‌ها و تحلیل نتایج می‌پردازد.

## ۲. شخصی‌سازی در آموزش الکترونیکی

در شیوه سنتی آموزش، انتخاب محتوای آموزشی، ترتیب، و نوع ارائه به‌عهده مربی است و برای تمام یادگیرندگان، محتوای یکسان، با شیوه ارائه مشابهی تدریس می‌شود. این در حالی است که افراد، دارای استعدادها و توانایی‌های متفاوتی هستند. هدف عمده سامانه‌های تطبیق‌پذیر و شخصی‌سازی‌شده در آموزش الکترونیکی، فراهم‌سازی چارچوبی است که بر اساس ویژگی‌های شخصی و منحصربه‌فرد یادگیرنده، سازماندهی شود. بدین ترتیب مبنای کار سامانه‌های آموزشی تطبیق‌پذیر و شخصی‌سازی‌شده، انتخاب و ارائه محتوای آموزشی متناسب با سبک یادگیری کاربر است و همچنین بستری را برای ارائه محتوای سفارشی‌سازی‌شده بر مبنای توانایی و نیازهای یادگیرنده فراهم می‌آوردند ( Graf, 2013; Joshi, Vaidya, and Lingras 2011). این‌گونه سامانه‌ها دارای منابع مختلفی هستند که محتوای آموزشی قابل ارائه، مخزن پروفایل‌ها و اطلاعات یادگیرندگان، و سبک‌های ارائه را دربرمی‌گیرند.

علاوه بر این، در یک سامانه شخصی‌سازی‌شده علاوه بر دریافت اطلاعات به‌صورت مستقیم از کاربر که در پروفایل او درج شده، مجموعه رفتارها و تعاملات او نیز ردگیری و ثبت می‌شوند. سپس با استفاده از شیوه‌های هوشمند، مدل رفتاری یادگیرنده در سامانه آموزشی تهیه می‌شود. در انتها متناسب با نتایج حاصل از تحلیل رفتارها و الگوی رفتاری به‌دست آمده، محتوای آموزشی مناسب به وی ارائه می‌گردد و تعاملات بعدی شکل می‌گیرد. با فراهم‌بودن چنین بستری، به‌منظور شخصی‌سازی در زیرسامانه ارائه محتوا،

جنبه‌ها و عوامل زیر مورد توجه قرار می‌گیرند. قابل ذکر است که موارد یک و دو در مدل مسئله بسیاری از مقاله‌ها (مانند؛ Chang and Ke 2012; Chu, Chang, and Tsai 2011; Dheeban, Deepak, and Dhamodharan 2010) مورد توجه قرار گرفته‌اند، اما مورد سوم در این مقاله اضافه شده:

ارائه محتوای آموزشی متناسب با توانایی‌ها و استعداد‌های یادگیرنده که بستگی به سن، تحصیلات، و ضریب هوشی او دارد. به این معنا که سطح دشواری مطالب ارائه شده باید متناسب با توان علمی یادگیرنده باشد و از آنجا که طیف متفاوتی از یادگیرندگان از این نظر وجود دارند، یک سامانه آموزشی قوی باید انعطاف لازم را در این بُعد داشته باشد.

ارائه محتوا متناسب با انتظارات و نیازهای یادگیرنده، که بستگی به سطح دانش و تجربه یادگیرنده دارد. در این میان، نگهداری سوابق آموزشی یادگیرنده و تحلیل رفتارها و تعاملات او تأثیر بسزایی در تعیین نیازها و انتظارات آینده او دارد. تمرکز بر شیوه ارائه مطالب، که لازم است متناسب با سبک یادگیری یادگیرنده باشد. شیوه ارائه مطلب تأثیر بسیاری در میزان یادگیری دارد. اگر شیوه ارائه مطالب متناسب با توانایی‌های یادگیرنده باشد قدرت دریافت او را بالا می‌برد و بیشترین بهره‌وری حاصل می‌شود. به‌عنوان نمونه برای افرادی که دیداری هستند، ارائه مطالب شنیداری چندان مفید نخواهد بود.

### ۳. الگوریتم‌های بهینه‌سازی

در این مقاله برای حل مسئله بهینه‌سازی از الگوریتم «باینری جمعیت پرندگان پایه» (بی‌بی‌اس‌ا) و یک نسخه تکامل یافته‌تر آن به نام «ان‌بی‌بی‌اس‌ا»<sup>۲</sup> استفاده شده (Kennedy, Eberhart 1997). الگوریتم باینری جستجوی گرانشی نیز در مسئله اعمال شده است. در ادامه به معرفی این الگوریتم‌ها پرداخته می‌شود.

#### ۳-۱. الگوریتم باینری جمعیت پرندگان (پایه)

بهینه‌سازی اجتماع ذرات با یک جمعیت از جواب‌های تصادفی شروع به کار می‌کند؛

1. BPSO (Binary Particle Swarm Optimization)

2. NBPSO (New Binary Particle Swarm Optimization)

سپس برای یافتن جواب بینه در فضای مسئله، با به روز کردن مکان ذره ها به جستجو می پردازد. با فرض  $D$  بعدی بودن فضای جستجو، ذره  $i$ ام با یک بردار  $D$  بعدی به صورت  $V_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]$  قابل نمایش است و سرعت آن نیز به صورت  $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]$  است. بهترین مکان دیده شده در موقعیت های قبلی ذره به صورت  $P_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}]$  بیان می شود. بهترین ذره جمعیت با  $P_g$  نشان داده می شود که به صورت  $P_g = [p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}]$  نمایش داده می شود. در هر تکرار با حرکت ذرات، ابتدا دو مقدار بهترین  $(P_g, P_i)$  تعیین و سرعت و مکان هر ذره طبق رابطه (۱) به روز می شود.

$$v_{id}(t+1) = w.v_{id}(t) + c_1.rand(p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2.rand(p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (1)$$

$w$  ضریب اینرسی است که در واقع میزان تغییر سرعت ذرات را در هر تکرار نسبت به تکرار قبل مشخص می کند؛

$C_1$  و  $C_2$  دو عدد ثابتی هستند که به ترتیب میزان گرایش ذره به سمت بهترین تجربه خود، و به سمت بهترین ذره را نشان می دهند.

$rand$  تابعی است که یک عدد تصادفی با توزیع یکنواخت، در بازه  $0$  و  $1$  صفر تولید می کند.

در نسخه باینری، موقعیت هر ذره در هر بُعد به دو مقدار صفر و یک محدود می شود. در این نسخه، مفهوم سرعت به مفهوم احتمال تبدیل می شود. بدین معنا مقدار  $v_{id}$  به یک مقدار بین  $0$  و  $1$  صفر نگاشت شده، که این مقدار بیانگر احتمال  $1$  بودن  $x_{id}$  است. از این رو ابتدا سرعت ذره در هر بُعد با استفاده از رابطه (۲) محاسبه، و سپس با استفاده از تابع محدود کننده سیگموئید، به مقداری بین صفر و یک نگاشته می شود و در نهایت موقعیت ذره  $i$ ام در بعد  $d$ ام با رابطه (۳) به روز می شود.

$$S(v_{id}) = Sigmoid(v_{id}) = \frac{1}{1 + e^{-v_{id}}} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \text{if } rand < S(v_{id}(t+1)) \text{ then } x_{id}(t+1) &= 1 \\ \text{else } x_{id}(t+1) &= 0 \end{aligned} \quad (3)$$

### ۳-۲. الگوریتم باینری جمعیت پرندگان

«نظام آبادی پور» و همکارانش، ضمن بررسی چالش‌های الگوریتم باینری پایه، به ارائه نسخه کامل تری با عنوان «ان بی پی اس ا» پرداختند (نظام آبادی پور، رستمی شهر بابکی و مغفوری ۱۳۸۷). اشکال اول در الگوریتم پایه، تابع احتمالی آن، یعنی تابع سیگموئید است. افزایش  $v_{id}$  در جهت مثبت و منفی، از نظر مفهومی با یکدیگر فرقی ندارند؛ اما الگوریتم پایه بین این دو تفاوت قائل شده است، به گونه‌ای که افزایش سرعت در جهت مثبت باعث افزایش احتمال یک شدن موقعیت ذره، و بالارفتن سرعت در جهت منفی باعث افزایش احتمال صفر شدن می‌شود. از این رو در نسخه بهبود یافته از رابطه (۴) استفاده می‌شود.

$$S(V_{id}(t)) = \left| \tanh(v_{id}(t)) \right| \quad (4)$$

مشکل دوم مربوط به رابطه به روزرسانی موقعیت ذره است که در نسخه پایه، موقعیت قبلی ذره برای محاسبه موقعیت بعدی در نظر گرفته نشده است. از این رو رابطه (۵) پیشنهاد شده.

$$\begin{aligned} \text{if } rand < S(v_{id}(t+1)) \text{ then } x_{id}(t+1) &= \text{complement}(x_{id}(t)) \\ \text{else } x_{id}(t+1) &= x_{id}(t) \end{aligned} \quad (5)$$

تابع «complement»، مقدار صفر را به یک و یک را به صفر تبدیل می‌کند.

### ۳-۳. الگوریتم باینری جستجوی گرانشی

با الهام از قانون گرانش نیوتن، الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی گرانشی (Rashedi, Nezamabadi-pour, and Saryazdi 2009) و نسخه باینری آن (Rashedi, Nezamabadi-pour, and Saryazdi 2010) ارائه شده است. شکل ۱ مراحل اجرای الگوریتم را نشان می‌دهد. در نسخه باینری الگوریتم گرانشی، روابط محاسبه نیروی وارد به هر جرم و سرعت هر جرم و نیز روابط به روزرسانی اجرام، مطابق الگوریتم پیوسته آن انجام می‌پذیرد. با این تفاوت که به جای فاصله اقلیدسی، از فاصله همینگ استفاده می‌شود. ثابت گرانش طبق رابطه (۶) محاسبه می‌شود. در این رابطه، ثابت گرانش به صورت خطی با زمان کاهش

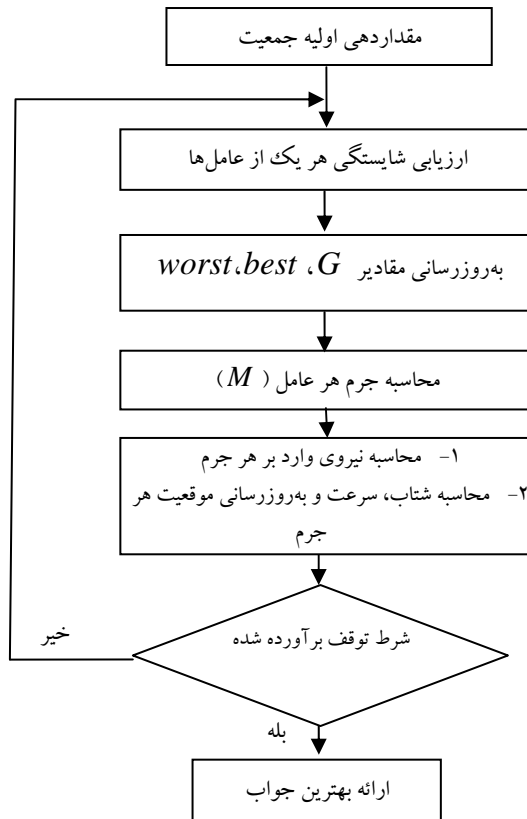


می‌یابد، که نسبت به ثابت گرانش پیشنهادی در الگوریتم پیوسته، آهنگ کندتری دارد- چرا که در فضای باینری، ضریب گرانش روی تغییرات هر بیت اثر می‌گذارد نه هر بُعد، و باید آهنگ کندتری داشته باشد. در نتیجه، رابطه خطی جایگزین رابطه نمایی ضریب گرانش در فضای گسسته می‌شود. در رابطه مذکور، « $G_0$ » ثابت گرانش، « $t$ » شماره تکرار جاری، و « $T$ » تعداد کل تکرارهای الگوریتم را نشان می‌دهد.

$$G(t) = G_0 \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (6)$$

در الگوریتم باینری، « $v_{id}$ » به یک تابع احتمال تبدیل، و به بازه صفر تا یک محدود می‌شود. این تابع باید طوری تعریف شود که با بزرگ‌شدن اندازه سرعت ذره، احتمال تغییر وضعیت موقعیت جرم بیشتر شود. در سرعت‌های نزدیک به صفر نیز، به همان میزان احتمال تغییر وضعیت به صفر نزدیک می‌شود. یکی از توابع مناسب که شرایط فوق را برآورده می‌کند، تابع پیشنهادی رابطه (۴) است- ضمن این که می‌توان از توابع مناسب دیگری نیز استفاده کرد.

گفتنی است برای همگرایی مناسب الگوریتم، « $v_{id}$ » باید به یک بازه مناسب محدود شود. به عبارتی، در  $|v_{id}| < v_{max}$  مقدار « $v_{max}$ » برابر ۶ در نظر گرفته می‌شود. پس از محاسبه تابع احتمال فوق، جرم در هر بُعد مطابق با رابطه (۵) حرکت می‌کند. طبق این رابطه، جرم با یک احتمال در یک بُعد، تغییر موقعیت می‌دهد: هر چه سرعت جرم در یک بُعد بیشتر باشد،



شکل ۱. نمودار مراحل اجرای الگوریتم جستجوی گرانشی

احتمال حرکت جرم در آن بعد بیشتر می‌شود. تغییر موقعیت جرم در یک بعد از فضای باینری، به معنای تغییر مقدار آن از صفر به یک یا برعکس است.

#### ۴. مدل‌سازی و طرح مسئله

ارائه مدل صریح و جامع از مسئله، یکی از مهم‌ترین جنبه‌های حل مسائل بهینه‌سازی است. ابعاد مختلف شخصی‌سازی که در بخش دوم ذکر شد، باید در مدل و طرح رسمی مسئله منعکس شوند. واحدهای اطلاعاتی مورد نیاز مدل مسئله توسط بستر سامانه فراهم می‌شوند. این منابع اطلاعاتی شامل مخازن مربوط به پروفایل کاربران و الگوهای رفتاری

آنان، محتوای آموزشی، و سبک های ارائه هستند. بدین ترتیب مدل ارائه شده یک مدل عملیاتی است که در ادامه تشریح خواهد شد. علاوه بر پارامترهای استفاده شده در «چو» و «چانگ» و «تسای»، پارامترهای مربوط به شیوه ارائه نیز اضافه شده است (Chu, Chang, and Tsai 2011). بدین ترتیب ضمن توسعه مسئله و لحاظ کردن جنبه های بیشتری از شخصی سازی، تطبیق پذیری سامانه افزایش می یابد.

برای شرح مدل مسئله، پارامترهای آن به دو دسته اساسی تفکیک شده اند. دسته اول پارامترهایی که یادگیرنده را مدل می کنند و دسته دوم، پارامترهای لازم برای مدل سازی سامانه ارائه دهنده محتوا هستند.

◇ مجموعه یادگیرندگان سامانه (K کاربر) در قالب مجموعه  $\{L_1, L_2, \dots, L_K\}$  نمایش داده می شوند.

◇ برای مدل سازی سطح توانایی هر یادگیرنده، مجموعه A در نظر گرفته شده است. سطح توانایی هر فرد تابعی از زمان صرف شده برای یادگیری، تعداد دفعات تکرار مطالعه مطلب، و نمره اکتسابی فرد است. بدین ترتیب بر اساس اطلاعات ثبت شده از ردگیری رفتار کاربر در سامانه و پرسشنامه های ابتدایی موجود در پروفایل، توانایی فرد سنجیده و در مجموعه A  $\{A_1, A_2, \dots, A_K\}$  قرار داده می شود.

◇ مجموعه انتظارهای هر یک از یادگیرندگان با «H» نشان داده می شود که در واقع یک ماتریس «K\*M» است. «M» برابر تعداد مفاهیم آموزشی موجود در سامانه آموزشی است. به عنوان نمونه، سطر «K» به صورت یک آرایه m بُعدی باینری، و به شکل  $\{h_{1k}\}$  در صورتی که کاربر k به مفهوم آموزشی i نیاز داشته باشد، مقدار  $H_{ik}$  برابر یک، و در غیر این صورت برابر صفر خواهد بود.

◇ مجموعه  $\{P_1, P_2, \dots, P_K\}$  شیوه یادگیری مناسب هر یادگیرنده را نشان می دهد. از آنجا که شیوه ارائه به مفاهیم آموزشی نیز بستگی دارد، این مجموعه در قالب یک ماتریس «K\*M» است که شیوه ارائه مورد نظر کاربر را برای هر یک از مفاهیم آموزشی نشان می دهد. به عنوان نمونه، سبک یادگیری کاربر K برای m مفهوم، به صورت  $\{p_{1k}, p_{2k}, \dots, p_{mk}\}$  نمایش داده می شود. در صورتی که به تعداد g شیوه یادگیری وجود داشته باشد،  $1 < p_{mk} < g$  مقداردهی خواهد شد. با توجه به این که تمام بازدهی های کاربر در سامانه ثبت شده، با تحلیل آنها می توان شیوه یادگیری کاربر را

تعیین کرد.

- پارامترهای دسته دوم مربوط به مدل‌سازی سامانه آموزشی، و به شرح زیر هستند:
- ◇ مجموعه  $\{C_1, C_2, \dots, C_M\}$  مفاهیم آموزشی هدف را در سامانه نشان می‌دهد. در واقع این مجموعه شامل سرفصل کلی قابل ارائه می‌باشد، اما این که برای انتقال هر مفهوم چه محتوای آموزشی ارائه شود، مربوط به این قسمت نیست و در مخزن محتوای آموزشی و در قالب مجموعه «LM» مدل می‌شود.
  - ◇ مجموعه  $\{LM_1, LM_2, \dots, LM_N\}$  تمام محتوای آموزشی موجود در مخزن سامانه را نشان می‌دهد. محتواهای آموزشی، مفاهیم ذکر شده در مجموعه «C» را پوشش می‌دهند.
  - ◇ مجموعه  $\{R_1, R_2, \dots, R_N\}$  مفاهیم زیرپوشش هر محتوای آموزشی را نشان می‌دهد. به عنوان نمونه، « $R_n$ » برای محتوای آموزشی « $LM_n$ » دارای مقدار باینری  $M$  بیتی به ازای هر یک از مفاهیم آموزشی است؛ به این شکل که اگر فرض شود  $R_n = \{r_{n1}, r_{n2}, \dots, r_{nm}\}$  در صورتی که محتوای آموزشی « $LM_n$ » مفهوم « $C_m$ » را پوشش دهد، مقدار « $r_{nm}$ » برابر با ۱، و در غیر این صورت مقدار آن صفر خواهد بود.
  - ◇ مجموعه  $\{D_1, D_2, \dots, D_N\}$  سطح دشواری هر محتوای آموزشی را نشان می‌دهد. سطح دشواری عددی بین ۱ تا «maxd»، متناسب با سطح توانایی یادگیرندگان است و در طول حیات سامانه تکمیل می‌شود. فرمول محاسبه را «جو» و «چانگ» و «تسای» ارائه کرده است (Chu, Chang, and Tsai 2011).
  - ◇ مجموعه  $\{PS_1, PS_2, \dots, PS_N\}$  شیوه ارائه هر محتوای آموزشی را نشان می‌دهد. به عنوان مثال در صورتی که  $p$  شیوه مختلف برای ارائه محتواهای آموزشی در سامانه وجود داشته باشد، رابطه « $1 < PS_n < p$ » برقرار خواهد بود.
- در ادامه، بردار تصمیم و توابع هدف تشریح می‌شوند. بردار تصمیم، یک ماتریس « $K * N$ » به نام «DS» است که به عنوان نمونه برای کاربر  $k$   $DS_k = \{s_{k1}, s_{k2}, \dots, s_{kn}\}$  و « $s_{kn}$ » مقدار ۱ خواهد گرفت- در صورتی که سامانه، محتوای آموزشی  $n$  را به او ارائه کرده باشد؛ در غیر این صورت مقدار صفر خواهد داشت.

تابع هدف، از ترکیب وزنی اهداف زیر به دست می آید، که هر یک، جنبه ای از شخصی سازی را در سامانه تأمین می کنند:

۱. توجه به انتظارها و نیازهای یادگیرنده: در راستای اندازه گیری میزان توجه به این جنبه از شخصی سازی، تفاوت بین محتواهای آموزشی ارائه شده به یادگیرنده و محتوای مورد انتظار و نیاز او اندازه گیری می شود. در انتها میانگین این مقدار در میان تمام یادگیرندگان محاسبه می شود. رابطه ۷، نحوه کمی شدن این جنبه را با توجه به مدل مسئله نشان می دهد.

$$F_1 = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N DS_{nk} |R_{nm} - H_{km}|}{\sum_{n=1}^N DS_{nk}} \quad 1 \leq k \leq K \quad (7)$$

۲. ارائه محتوا متناسب با توانایی ها و استعدادها ی یادگیرنده: رابطه (۸) مقدار میانگین تفاوت بین سطح دشواری مطالب ارائه شده به کاربر را با توانایی های او محاسبه می کند.

$$F_2 = \frac{\sum_{n=1}^N DS_{nk} |D_n - A_k|}{\sum_{n=1}^N DS_{nk}} \quad 1 \leq k \leq K \quad (8)$$

۳. تناسب در شیوه ارائه مطالب: برای محاسبه میزان تناسب شیوه ارائه مطلب به یادگیرنده، رابطه (۹) مورد استفاده قرار می گیرد.

$$F_3 = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N DS_{nk} * R_{nm} * |P_{km} - PS_n|}{\sum_{n=1}^N DS_{nk}} \quad 1 \leq k \leq K \quad (9)$$

۴. از آنجا که لازم است بین محتواهای آموزشی ارائه شده به کاربر و مفاهیم منتقل شده تعادل وجود داشته باشد، رابطه (۱۰) در نظر گرفته شده. بدین ترتیب میزان تعادل وزنی مفاهیم پوشش داده شده سامانه اندازه گیری می شود. هر چه مقدار «F<sub>4</sub>» کمتر باشد، بدین معناست که محتواهای ارائه شده به کاربر، به طور یکنواخت تری مفاهیم هدف را آموزش می دهند.

$$F_4 = \sum_{m=1}^M H_{km} \left| \sum_{n=1}^N DS_{nk} R_{nm} - \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M DS_{nk} R_{nm}}{\sum_{m=1}^M H_{km}} \right|$$

$$1 \leq k \leq K \quad (10)$$

بدیهی است هر چه مقدار ۴ تابع هدف ذکر شده کمتر باشد، سامانه در تطبیق پذیری و شخصی سازی آموزش، موفق تر عمل کرده. تابع هدف نهایی از میانگین وزنی ۴ هدف فوق و طبق رابطه (۱۱) محاسبه می شود:

$$F = w_1 F_1 + w_2 F_2 + w_3 F_3 + w_4 F_4 \quad (11)$$

متناسب با درجه اهمیت هر یک از جنبه های شخصی سازی، مقدار «w1» تا «w4» مقاداردهی می شوند، به گونه ای که جمع آنها مقدار ۱ شود.

## ۵. شبیه سازی و تحلیل نتایج

در مرحله عملی و در ابتدای امر باید بستر لازم برای بررسی راهکار پیشنهادی فراهم شود، و با اجرای آزمایش و تحلیل پاسخ های تولید شده، فرایند ارزیابی انجام گیرد. در ادامه، مراحل طی شده در بخش های جداگانه تشریح می شوند.

### ۵-۱. پیاده سازی و فراهم سازی بستر ارزیابی

در ابتدا سه الگوریتم «ان بی پی اس ا»، «جی اس ای» و «پی اس ا» در نرم افزار متلب پیاده سازی شدند. در مرحله دوم، مقاداردهی پارامترهای مربوطه در دو بخش انجام شد و رابط کاربری ساده برای سهولت تغییر و تنظیم آنها پیاده سازی شد.

در مسائل بهینه سازی، تنظیم پارامترهای الگوریتم از مهم ترین مراحل است و در صورتی که پارامترها به خوبی و درست مقاداردهی شوند، پاسخ مطلوب و بهینه تولید خواهد شد. بدین ترتیب در بخش اول، پارامترهای سه الگوریتم طبق جدول ۱ مقاداردهی و تنظیم شد. بخش دوم، پارامترهای مربوط به مسئله است که طبق جدول ۲ مقاداردهی شدند.

جدول ۱. پارامترهای تنظیم الگوریتم‌ها

عنوان الگوریتم	عنوان پارامتر	مقدار
BPSO , NBPSO	$DS_{K \times N}$	نمایش یک ذره
	$C_2=C_1$	۲
	تعداد جمعیت	۲۰
	تعداد تکرارها	۲۰۰
BGSA	G0	۵۰۰
	تعداد جمعیت	۲۰
	تعداد تکرارها	۲۰۰

در الگوریتم‌های جمعیتی در زمان‌های اولیه، نیاز به جستجوی فراگیر فضا احساس می‌شود و الگوریتم باید در تکرارهای اولیه به جستجوی هر چه بهتر فضا تأکید کند (کاوش)؛ اما با گذشت زمان، توانایی کشف الگوریتم بیشتر نمود پیدا می‌کند و الگوریتم باید به کمک یافته‌های جمعیت، به سمت نقاط بهینه حرکت کند (بهره‌وری). پس یکی از مهم‌ترین عوامل اثرگذار بر کارایی الگوریتم‌های جمعیتی، امکان برقراری تعادل بین دو فرایند کاوش و بهره‌وری است.

جدول ۲. پارامترهای مسئله

مقادیر	عنوان
$L_k, 1 \leq k \leq 100$	پارامترهای مدلسازی یادگیرنده
$A_k, 1 \leq k \leq 100$	
$H_k, 1 \leq k \leq 100$	
$P_k, 1 \leq k \leq 100$	
$C_m, 1 \leq m \leq 10$	پارامترهای سامانه ارائه محتوا
$LM_n, 1 \leq n \leq 50$	
$D_n, 1 \leq n \leq 50$	
$R_n, 1 \leq n \leq 50$	
$PS_n, 1 \leq n \leq 50$	
$w_1, w_2 = 0.35$	
$w_3 = 0.1, w_4 = 0.2$	

انجام این وظیفه خطیر در الگوریتم جمعیت پرندگان به عهده پارامتر «ضریب اینرسی» است که طبق رابطه (۱۲) تنظیم شد:

$$W_{t+1} = W_{\max} + (W_{\max} - W_{\min}) * (t - 1) / itrs \quad (12)$$

در این رابطه، «itrs» تعداد تکرارهای الگوریتم، «t» شماره تکرار فعلی، « $W_{\min}$ » و « $W_{\max}$ » به ترتیب مقدار کمینه و بیشینه ضریب اینرسی را نشان می دهند. با در نظر گرفتن این رابطه، در واقع راهکار پیشنهادی «دیبا» و همکاران با نام «ال پی اس ا» پیاده سازی شده است (Dheeban, Deepak, and Dhamodharan. 2010).

و اما در الگوریتم جستجوی گرانشی، راهکار پیشنهادی برای تنظیم مناسب کاوش و بهره‌وری، تعداد اجرام انتخابی برای اثر گذاری است. بنابراین، در صورتی که  $Kbest$  بیانگر مجموعه  $K$  جرم برتر و اثر گذار جمعیت باشد، مقدار  $K$  به صورت متغیر با زمان تعریف می شود؛ به این صورت که در زمان شروع، تمام اجرام روی یکدیگر اثر می گذارند و با



گذشت زمان، از تعداد اعضای اثرگذار بر جمعیت، به صورت یک نسبت خطی کم می‌شود، تا این که در پایان تنها ۲ درصد از بهترین‌های جمعیت بر دیگر اعضا نیرو وارد می‌کنند.

آخرین پارامتر، ثابت گرانش در الگوریتم جستجوی گرانشی است که طبق رابطه (۶) در هر تکرار، مقداردهی می‌شود.

## ۲-۵. طراحی شکل آزمایش‌ها

طراحی و تعریف صحیح شکل آزمایش‌ها تأثیر بسزایی در ارزیابی راهکار پیشنهادی و مقایسه آن با روش‌های پیشین دارد. بدین ترتیب دو معیار ارزیابی مهم برای بررسی و مقایسه رفتار الگوریتم‌ها در نظر گرفته شد. معیار اول به تحلیل همگرایی و نمودار الگوریتم‌ها می‌پردازد تا میزان بهینه‌بودن پاسخ‌ها را بررسی کند، و معیار دوم میزان پایداری و ضریب اطمینان الگوریتم‌ها در تولید پاسخ بهینه را مد نظر قرار می‌دهد. در بخش بعدی به تفصیل، معیارهای ذکر شده و ارزیابی‌های انجام شده شرح داده می‌شوند.

ارزیابی هر یک از این معیارها در سه حالت، و به عبارتی بر روی سه دسته از آزمایش‌ها انجام شد. دسته‌بندی بر مبنای یکی از مهم‌ترین عوامل اثرگذار در سامانه، یعنی تعداد محتوای آموزشی، صورت گرفت. در دسته اول تعداد محتوای آموزشی ۵۰، در دسته دوم ۱۰۰ و در دسته سوم ۲۰۰ محتوا در نظر گرفته شد. نکته بسیار مهم این است که افزایش تعداد محتوای آموزشی به منزله افزایش بار پردازشی سامانه است. با توجه به مدل مسئله، تأثیر تعداد محتوای آموزشی بر عملکرد الگوریتم‌ها بسیار اهمیت دارد؛ چرا که طول بردار تصمیم، متناسب با تعداد محتوای آموزشی است. آنچه در ارزیابی الگوریتم‌های بهینه‌سازی همواره مورد توجه قرار گرفته، رفتار آنها در هنگام افزایش تعداد ابعاد بردار تصمیم است. بدین ترتیب کارآیی الگوریتم‌ها از این جهت نیز مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

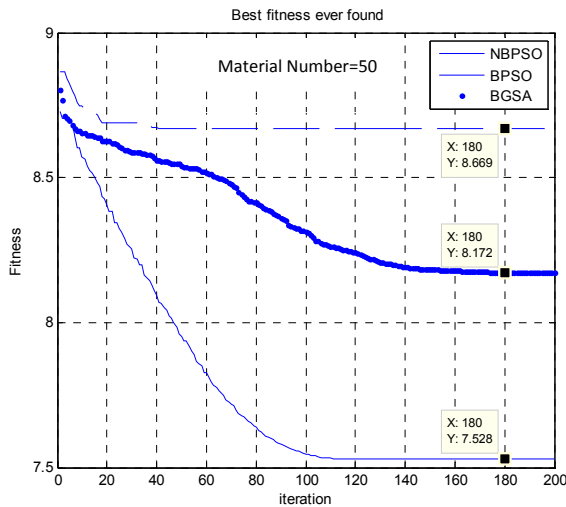
با طراحی آزمایش‌ها به شرح گفته شده، هر دو معیار ارزیابی در حالت‌های مختلف مورد بررسی و مقایسه قرار می‌گیرند و از طرف دیگر، با در نظر گرفتن پارامتر اثرگذاری (مثل تعداد محتوای آموزشی)، بر مسئله و مدل سامانه نیز تمرکز می‌شود. بدین ترتیب تحلیل جامع‌تر و قابل اتکاتری ارائه می‌گردد.

### ۳-۵. اجرای آزمایش‌ها و تحلیل نتایج

آزمایش‌ها طبق طراحی شرح داده شده اجرا شد. به منظور بالابردن ضریب اطمینان تحلیل‌های انجام شده، تکرار آزمایش‌ها اهمیت ویژه‌ای دارد. از این رو برای هر دو معیار و در هر سه دسته ذکر شده، داده‌های حاصل از ۲۵ بار اجرای مجزا و مستقل الگوریتم‌ها جمع‌آوری گردید. در ادامه ضمن شرح جزئیات، به تحلیل و بررسی نتایج پرداخته شده است.

#### ۳-۵-۱. معیار اول: همگرایی و کیفیت پاسخ‌ها

در تحلیل رفتار الگوریتم‌ها، در گام اول میزان بهینه‌بودن پاسخ ارائه شده و همگرایی الگوریتم‌ها مورد بررسی قرار گرفت. شکل ۲، رفتار الگوریتم‌ها را در حالتی نشان می‌دهد که تعداد محتوای آموزشی ۵۰ است. همان گونه که پیش‌تر هم گفته شد، تمام نمودارها از میانگین داده‌های ۲۵ بار اجرای مستقل الگوریتم‌ها به دست آمده‌اند.

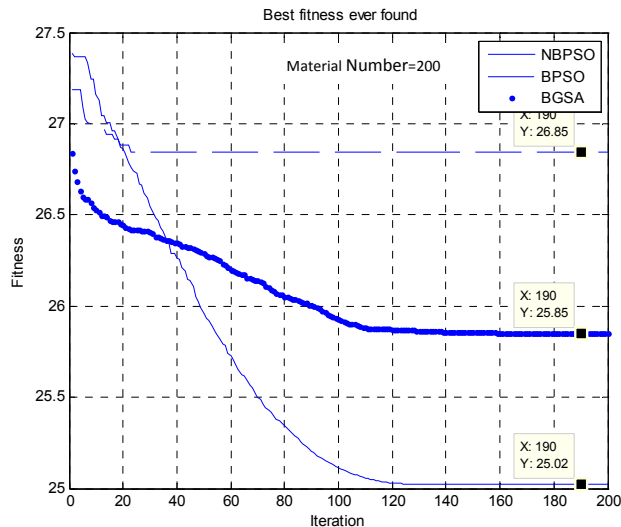


شکل ۲. نمودار مقایسه رفتار الگوریتم‌ها با ۵۰ محتوای آموزشی

کاملاً مشخص است که الگوریتم‌های «ان‌بی‌پی‌اس‌ا» و «بی‌جی‌اس‌ای» بسیار بهتر از «بی‌پی‌اس‌ا» عمل کرده‌اند. «بی‌پی‌اس‌ا» دچار همگرایی زودرس شد و پاسخ به دست آمده

فاصله بسیاری با مقدار دو الگوریتم دیگر دارد. حتی برای اینکه عملکرد «بی‌بی‌اس‌اُ» کمی بهتر باشد، تابع ضریب اینرسی مورد استفاده در الگوریتم «ان‌بی‌بی‌اس‌اُ» نیز لحاظ شد (مشابه روش «ال‌بی‌بی‌اس‌اُ»؛ اما تحلیل و بررسی پاسخ‌ها بهبود خاصی در کارآیی آن نشان نداد.

نمودار میانگین ۲۵ اجرای الگوریتم‌ها برای دو دسته دیگر آزمایش‌ها، ۱۰۰ و ۲۰۰ محتوای آموزشی نیز تولید شد. بررسی نمودار و تحلیل رفتار الگوریتم‌ها نتیجه‌گیری قبلی را تأیید کرد. نمودار حاصل برای زمانی با تعداد محتوای آموزشی ۲۰۰ عدد، در شکل ۳ نمایش داده شده است. نکته قابل توجه این که مقایسه شکل ۲ و ۳ نشان می‌دهد که با افزایش تعداد محتوای آموزشی، فاصله بین الگوریتم پایه جمعیت پرندگان با دو الگوریتم دیگر، زیاد شده است. از طرف دیگر، الگوریتم جستجوی گرانشی به الگوریتم «ان‌بی‌بی‌اس‌اُ» نزدیک‌تر می‌شود.



شکل ۳. نمودار مقایسه رفتار الگوریتم‌ها با ۲۰۰ محتوای آموزشی

بنابراین در سامانه‌های آموزشی بزرگ که تعداد محتوای قابل ارائه در آنها زیاد

است، الگوریتم‌های پیشنهادی این مقاله انتخاب‌های بهتری را به دست خواهند داد. بدین ترتیب تطبیق پذیری به میزان بیشتری تحقق می‌یابد.

### ۲-۳-۵. معیار دوم: پایداری و ضریب اطمینان الگوریتم‌ها

در معیار قبلی در واقع میزان بهینه‌بودن و رفتار الگوریتم در کل تکرارها مورد بررسی قرار گرفت. به عبارتی فاصله میان پاسخ‌های ارائه شده توسط الگوریتم‌های مختلف مطرح بود. ممکن است الگوریتمی جواب بهتری تولید کند، اما در اجراهای متفاوت، نوسانات زیادی داشته باشد. از این رو در این پژوهش، ضمن نام‌گذاری میزان پایداری برای این معیار با استفاده از متریک‌های آماری رایج، سنجش‌های لازم انجام شد. در این راستا پاسخ‌های نهایی ۲۵ بار اجرای مجزا و مستقل آنها ذخیره و میانگین، انحراف معیار، و ضریب تغییرات آنها محاسبه شد. انحراف معیار، میزان پراکندگی پاسخ‌ها را نشان می‌دهد و طبیعی است که الگوریتمی رفتار پایدارتری خواهد داشت که انحراف معیار کمتری داشته باشد. از طرفی، ضریب تغییرات، نرخ انحراف معیار از میانگین را نشان می‌دهد که معیار کامل‌تری برای تعیین ثبات در رفتار الگوریتم‌ها است و همان‌طور که از تعریف آن برمی‌آید، از تقسیم انحراف معیار بر میانگین به دست می‌آید.

جدول ۳ میانگین، انحراف معیار، و ضریب تغییرات را برای هر سه دسته از آزمایش‌ها نشان می‌دهد. در حالتی که تعداد محتوای آموزشی ۵۰ است، کمترین مقدار انحراف معیار متعلق به «بی‌جی‌اس‌ای»، و بنابراین دارای بیشترین پایداری است و «بی‌پی‌اس‌ا» و «ان‌بی‌پی‌اس‌ا» در رتبه‌های بعدی قرار گرفته‌اند.

با جمع‌بندی ارزیابی هر دو معیار در این دسته، از نظر بهینه‌بودن پاسخ‌ها، «ان‌بی‌پی‌اس‌ا» و از نظر پایداری، «بی‌جی‌اس‌ای» در جایگاه اول قرار گرفته‌اند. بدین ترتیب هر دو الگوریتم پیشنهادی توانسته‌اند در مسیر تکامل و بهبود روش‌های پیشین قرار گیرند.

جدول ۳. مقایسه پایداری الگوریتم‌ها در حالت افزایش محتوای آموزشی

تعداد محتوای آموزشی	الگوریتم	میانگین	انحراف معیار	ضریب تغییرات
۵۰	NBPSO	۷,۵۲۸	۰,۳۶۲	۰,۰۴۸
	BGSA	۸,۱۷۱	۰,۲۷۵	۰,۰۳۳
	BPSO	۸,۷۲۲	۰,۳۵۴	۰,۰۴۰
۱۰۰	NBPSO	۱۳,۲۶۰	۰,۵۱۷	۰,۰۳۹
	BGSA	۱۴,۱۰۵	۰,۵۰۲	۰,۰۳۵
	BPSO	۱۴,۷۷۸	۰,۵۳۰	۰,۰۳۵
۲۰۰	NBPSO	۲۵,۰۲۱	۰,۹۲۷	۰,۰۳۷
	BGSA	۲۵,۸۵۰	۰,۹۶۲	۰,۰۳۷
	BPSO	۲۶,۹۵۴	۱,۰۶۴	۰,۰۳۹

در دسته دوم، حالتی که تعداد محتوای آموزشی به ۱۰۰ افزایش پیدا کرده، همچنان «بی‌جی‌اس‌ای» رتبه اول را دارد. اما مشاهده می‌شود که انحراف معیار «ان‌بی‌پی‌اس‌اُ» نسبت به «بی‌پی‌اس‌اُ» کمتر شده. بنابراین «ان‌بی‌پی‌اس‌اُ» از نظر پایداری وضعیت بهتری نسبت به دسته قبل پیدا کرده است.

در دسته سوم، با افزایش تعداد محتوا به ۲۰۰، انحراف معیار «ان‌بی‌پی‌اس‌اُ» در مقایسه با دو الگوریتم دیگر به کمترین مقدار رسیده و در جایگاه اول قرار گرفته. «بی‌جی‌اس‌ای» در جایگاه دوم قرار گرفته و برتر از «بی‌پی‌اس‌اُ» عمل کرده است.

در بررسی اثر تعداد محتوا، جمع‌بندی‌ها نشان می‌دهند که با افزایش تعداد محتوا در سامانه، الگوریتم «ان‌بی‌پی‌اس‌اُ» و «بی‌جی‌اس‌ای» هم از نظر میزان بهینه‌بودن پاسخ و هم از نظر پایداری، وضعیت بسیار مطلوب‌تری را نسبت به «بی‌پی‌اس‌اُ» داشته‌اند. افزایش بار پردازشی ناشی از افزایش تعداد محتوا، مسئله بسیار مهمی است که در بررسی جنبه‌های مختلف کارآیی سامانه باید مورد توجه قرار گیرد. راهکار پیشنهادی، به شایستگی در این امر نیز موفق عمل کرده است.

در یک جمع‌بندی مشاهده می‌شود که الگوریتم‌های پیشنهادی این مقاله، برای حل

مسئله انتخاب بهینه محتوای آموزشی تطبیق پذیر به کاربر، پاسخ‌های بهتری تولید کرده است. علاوه بر کیفیت پاسخ‌ها، الگوریتم‌های مذکور از نوسانات کمتری برخوردار بودند. بدین ترتیب زیرسامانه ارائه محتوای بهتر، پایدارتر و قابل اتکاتری را تولید می‌کنند.

## ۶. نتیجه‌گیری

توجه به ویژگی‌های شخصیتی یادگیرنده و انتخاب شیوه مناسب ارائه محتوا، در ارتقای سطح کیفی سامانه آموزشی و تطبیق پذیری و شخصی سازی آن مؤثر است. این مقاله با تمرکز بر بحث شخصی سازی در ابتدای امر، مسئله انتخاب بهینه محتوا را با لحاظ کردن سبک یادگیری کاربر توسعه داده است؛ بدین ترتیب که میزان تناسب شیوه ارائه محتوا با شیوه یادگیری کاربر را در مدل مسئله وارد کرده و از این رو جنبه‌های بیشتری از شخصی سازی در نظر گرفته شده است. علاوه بر آن برای دستیابی به پاسخ بهتر (انتخاب و پیشنهاد محتوای مناسب تر و تطبیق پذیرتر) و بهبود کارآیی روش‌های قبلی، از الگوریتم‌های تکامل یافته «ان بی بی اس اُ» و الگوریتم جدیدی همچون «بی جی اس ای» در حل مسئله استفاده کرده است. تحلیل و تفسیر نتایج به دست آمده از آزمایش‌ها نیز برتری قابل توجه این دو الگوریتم را در تولید پاسخ‌های بهینه نشان می‌دهد.

تطبیق کاربر با سامانه، از جنبه‌های مختلفی می‌تواند مورد توجه قرار گیرد. از این رو توسعه و افزودن جنبه‌های شخصی سازی دیگر، از نقاط توسعه این تحقیق محسوب می‌شود. علاوه بر این، عمق بخشی به جنبه‌های مطرح شده در این مقاله، از جنبه نحوه مدلسازی یا میزان اثرگذاری نیز بسیار قابل توجه است. از سوی دیگر، استفاده از الگوریتم‌های بهینه سازی دیگر برای تولید پاسخ‌های بهتر نیز ارزش تحقیقاتی ارزشمندی دارد، چرا که به بالابردن سطح کیفی سامانه‌های آموزش تطبیق پذیر کمک می‌کند.

## ۷. فهرست منابع

نظام آبادی پور، حسین، محمد رستمی شهر بابکی و ملیحه مغفوری. ۱۳۸۷. بهینه‌سازی اجتماع ذرات باینری:

چالش‌ها و راه حل‌های جدید. علوم کامپیوتر و مهندسی، ۶(۱): ۳۲-۲۱

ADL. 2004. Sharable Content Object Reference Model (SCORM) Version 1.3 *Advanced Distributed Learning (ADL)* available on <http://www.adlnet.org/> (accessed 23 July 2014).

Brusilovsky, P. 2004. Adaptive navigation support: From adaptive hypermedia to the adaptive web and beyond. *PsychNology Journal*, 2: 7-23.

- Chang, T.-Y., and Y.-R. Ke. 2012. A personalized e-course composition based on a genetic algorithm with forcing legality in an adaptive learning system. *Journal of Network and Computer Applications*.
- Chu, C.-P., Y.-C. Chang, and C.-C. Tsai. 2011. PC2PSO: personalized e-course composition based on particle swarm optimization. *Applied Intelligence*, 34: 141-154.
- Dheeban, S., V. Deepak, and L. Dhamodharan. 2010. Improved personalized e-course composition approach using modified particle swarm optimization with inertia-coefficient. *learning*, 1.
- Graf, S. 2013. Dynamic Student Modelling of Learning Styles for Advanced Adaptivity in Learning Management Systems. *International Journal of Information Systems and Social Change (IJISSC)*, 4: 85-100.
- Joshi, M., R. Vaidya, and P. Lingras, 2011. Automatic Determination of Learning Styles, Proc. 2nd international Conference on Education and Management Technology, IACSIT Press, Singapore. Publishing.
- Kennedy, J., and R.C. Eberhart, 1997. A discrete binary version of the particle swarm algorithm, *Systems, Man, and Cybernetics*, 1997. Computational Cybernetics and Simulation., 1997 IEEE International Conference on. Publishing, pp. 4104-4108.
- Li, J.-W., Y.-C. Chang, C.-P. Chu, and C.-C. Tsai. 2012. A self-adjusting e-course generation process for personalized learning. *Expert Systems with Applications*, 39: 3223-3232.
- Rashedi, E., H. Nezamabadi-pour, and S. Saryazdi. 2009. GSA: a gravitational search algorithm. *Information Sciences*, 179: 2232-2248.
- Rashedi, E., H. Nezamabadi-Pour, and S. Saryazdi. 2010. BGSA: binary gravitational search algorithm. *Natural Computing*, 9: 727-745.
- Su, J.-M., S.-S. Tseng, C.-Y. Chen, J.-F. Weng, and W.-N. Tsai. 2006. Constructing SCORM compliant course based on high-level petri nets. *Computer Standards & Interfaces*, 28: 336-355.
- Yang, J.-T., C.-H. Chiu, C.-Y. Tsai, and T.-H. Wu, 2004. Visualized online simple sequencing authoring tool for SCORM-compliant content package, *Advanced Learning Technologies*, 2004. Proceedings. IEEE International Conference on. Publishing, pp. 609-613.

# Optimization of Personalized Content Selection and Succession in Adaptive Learning Systems

**Maryam Amoozegar<sup>1</sup>**

MSc. Software Engineering; Instructor Institute of Science and High Technology and Environmental Sciences; Graduate University of Advanced Technology Iran

Iranian Journal of  
**Information  
Processing &  
Management**

**Abstract:** One of the main research areas is providing adaptive learning systems with new style for content delivery to users. Content delivery subsystem manages and selects the appropriate contents based on the user model. In order to realize the adaption and personalization, selecting approach should consider the learning capabilities and background knowledge of the learners. Therefore an optimization problem is defined and the system must optimize the difference between the learning capabilities and the learning style of the learner with the difficulty level and the presentation style of the delivered contents. This paper has focused on two aspects. In the problem modeling section, the previous defined model has been extended. The presented model has also considered the adaption between the learning style of the learner and the presentation style of the delivered contents. In problem solving section, this paper has applied two newer optimization algorithms, NBPSO and GSA, thus resulting in producing better answers (more appropriate and more adaptive selection of content). Also, according to the previous approaches, the problem has implemented and solved using PSO. The provided results of three algorithms have been evaluated using two well-known criteria: accuracy (aiming to measure optimality of the delivered answer) and stability (to ensure of getting answer in different performances). The results showed considerable progress (more personalized and adaptive contents).

**Keywords:** Adaptive Learning Systems; Personalization; Optimization; Gravitational Search Algorithm

Iranian Research Institute  
for Science and Technology

ISSN 2251-8223

eISSN 2251-8231

Indexed in SCOPUS, ISC & LISA

Vol.29 | No.3 | pp: 633-655

Spring 2014

1. amoozegar@kgut.ac.ir