بهینه‌سازی انتخاب و توالی محتوای شخصی‌سازی‌شده در سامانه‌های آموزشی تطبیق‌پذیر

مریم آموزگار[1]

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

دریافت: ۱۳۹۲/۰۲/۲۰ پذیرش: ۱۳۹۲/۰۹/۲۰

فصلنامهٔ علمی پژوهشی
پژوهشگاه علوم و فناوری اطلاعات ایران
شاپا (چاپی) ۸۲۲۳-۲۲۵۱
شاپا (الکترونیکی) ۸۲۳۱-۲۲۵۱
نمایه در LISA، SCOPUS و ISC
http://jimp.irandoc.ac.ir
دورهٔ ۲۹ | شمارهٔ ۳ | ص‌ص ۶۳۳-۶۵۵
بهار ۱۳۹۳

نوع مقاله: پژوهشی

چکیده: تطبیق‌پذیری سامانه‌های آموزشی و ضرورت اعمال شیوه‌های 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 تطبیق‌پذیری تحقق پیدا کند. توجه به ویژگی‌های شخصیتی یادگیرنده و در نظر گرفتن توانایی و استعدادهای او در ارائه محتوای آموزشی مناسب بسیار تأثیرگذار است. از این‌رو زیرسیستم ارائه محتوا با یک مسأله بهینه‌سازی مواجه است که باید میزان تناسب محتوای ارائه‌شده با توانایی‌ها، انتظارت و استعدادهای یادگیرنده را بهینه کند. این مقاله جهت توسعه و بهبود روش‌های قبلی بر دو بخش تمرکز کرده است. در بخش مدل مسأله، تناسب شیوه ارائه محتوا با سبک یادگیری یادگیرنده را اضافه کرده و لذا جنبه‌های بیشتری از شخصی‌سازی را مد نظر قرار داده است. در بخش حل مسأله، با استفاده از الگوریتم تکامل‌یافته‌تر NBPSO و الگوریتم جدید جستجوی گرانشی، منجر به تولید پاسخ‌های بهینه‌تر (انتخاب مناسبتر و تطبیق‌پذیرتر محتوا) شده است. به منظور ارزیابی راهکار پیشنهادی با روش‌های پیشین، الگوریتم پایه جمعیت پرندگان نیز پیاده‌سازی شده است. نتایج بر مبنای معیار دقت، به هدف سنجش میزان بهینه‌بودن 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.

کلیدواژه‌ها: سامانه‌های آموزشی تطبیق‌پذیر؛ شخصی‌سازی؛ بهینه‌سازی؛ الگوریتم جستجوی گرانشی

۱. پدیدآور رابط:
amoozegar@kgut.ac.ir

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 دههٔ اخیر بسیار مورد توجه قرار گرفته است، به‌گونه‌ای‌که در ابتدا، «سامانه‌های آموزشی هوشمند»[1] 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 این‌گونه سامانه‌ها، مربی‌محوربودن آنها است که جریان فعالیت‌های یادگیری، از قبل تعریف‌شده 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»[2] هستند (Brusilovsky 2004) که یادگیرنده‌محور 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 می‌کنند. یکی از مسائل اصلی در این سامانه‌ها، تطبیق‌پذیری و انتخاب محتوای آموزشی مناسب برای یادگیرنده است. بدین‌ترتیب، تمرکز بر ارائهٔ محتوای آموزشی کاملاً تطبیق‌پذیر در سامانه‌های آموزشی، از اولویت‌های پژوهشی بسیار مهم این حوزه در سال‌های اخیر است.

در راستای ارائهٔ محتوا، استانداردهای متفاوت (از جمله «کام»[3] و «اسکورم»[4]) ارائه شده‌اند (ADL 2004). همزمان تلاش‌هایی برای توسعهٔ سامانه‌های تألیف خودکار درس انجام شده که به استادان، در تهیهٔ 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، تهیهٔ 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 ارائهٔ 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 زیرسامانهٔ ارائهٔ 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 زیرسامانهٔ ارائهٔ محتوا باید مطابق با آنها محتوا را انتخاب و ارائه کند، جنبه‌های شخصی‌سازی نامیده می‌شوند. بدین‌ترتیب مسئلهٔ 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 پایهٔ جمعیت پرندگان استفاده کرده است. جنبه‌های شخصی‌سازی در این پژوهش، توجه به انتظارها و توانایی‌های کاربر است (Chu, Chang, and Tsai 2011). پژوهش دیگری، در راستای بهبود روش قبل انجام‌شده که از الگوریتم‌های «ال‌پی‌اس‌اُ»[1] و «آرپی‌اس‌اُ»[2] 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 حاصل‌شده و جنبه‌های شخصی‌سازی لحاظ‌شده، محدود به روش قبلی است (Dheeban, Deepak, and Dhamodharan 2010).

در پژوهش «لی» و همکارانش یک سامان، تطبیق‌پذیر ارائهٔ محتوا معرفی شده. این سامانه در مرحلهٔ اول ساختار محتوای درسی را مشخص می‌کند و سپس به تنظیم درجهٔ سختی و سطح دشواری آن می‌پردازد. درمرحلهٔ سوم، توانایی و اهداف آموزشی یادگیرنده را تعیین می‌کند و در مرحلهٔ چهارم به ارائهٔ یک ترکیب بهینهٔ شخصی‌سازی‌شده از محتوای درسی به یادگیرنده می‌پردازد. این مقاله برای جستجوی فضای مسئله و یافتن ترکیب بهینهٔ 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. بدین‌ترتیب تنها برتری الگوریتم جمعیت پرندگان بر الگوریتم ژنتیک، در مسئلهٔ انتخاب بهینه محتوا تأیید شده است(Li et al. 2012). «چانگ» و همکارانش در پژوهش خود، به بهینه‌سازی مسئلهٔ 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[1] را به‌کار گرفتند که در واقع به کاهش اندازهٔ فضای جستجو و افزایش کارآیی الگوریتم ژنتیک منجر شد. این مقاله نام الگوریتم اصلاح‌شده را «GA*» نامیده است. «GA*» کروموزوم‌ها را به‌گونه‌ای کنترل می‌کند که حتماً دارای یک آمیزش امکان‌پذیر باشند و بدین‌ترتیب، توانایی جستجو را افزایش می‌دهد. این مقاله توانسته است در کارآیی راهکارهای قبلی بهبودی ایجاد کند؛ اما همانند کارهای قبلی، در توجه به جنبه‌های شخصی‌سازی، تنها انتظارها و توانایی‌های کاربر را مورد توجه قرار داده است (Chang and Ke 2012).

آنچه که در پژوهش‌های مرورشده 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 کارآیی سامانهٔ آموزشی بسیار افزایش می‌یابد. در واقع یک جنبهٔ 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 ارائهٔ 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 ارائهٔ محتوای آموزشی، مورد توجه قرار داده و به مدل مسئله اضافه کرده است. بخش دوم بر بهبود کارآیی الگوریتم پیشنهادگر و انتخابگر محتوای درسی تمرکز کرده. از این‌رو برای حل مسئلهٔ بهینه‌سازی مطرح‌شده و به‌منظور ارائهٔ پاسخ‌های بهتر (انتخاب مناسب‌تر و تطبیق‌پذیرتر محتوا)، الگوریتم تکامل‌یافته‌تر «ان‌بی‌پی‌اس‌اُ»[2] (نظام‌آبادی‌پور، رستمی شهربابکی و مغفوری ۱۳۸۷) و الگوریتم جدید «جستجوی گرانشی نسخهٔ باینری» (Rashedi, Nezamabadi-Pour, and Saryazdi 2010) مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

بدین‌ترتیب این مقاله با لحاظ‌کردن سبک یادگیری در جنبه‌های شخصی‌سازی و مدل کاربر، به توسعهٔ 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 شیوهٔ سنتی آموزش، انتخاب محتوای آموزشی، ترتیب، و نوع ارائه به‌عهدهٔ مربی است و برای تمام یادگیرندگان، محتوای یکسان، با شیوهٔ ارائهٔ مشابهی تدریس می‌شود. این در حالی است که افراد، دارای استعدادها و توانایی‌های متفاوتی هستند. هدف عمدهٔ سامانه‌های تطبیق‌پذیر و شخصی‌سازی‌شده در آموزش الکترونیکی، فراهم‌سازی چارچوبی است که بر اساس ویژگی‌های شخصی و منحصربه‌فرد یادگیرنده، سازماندهی شود. بدین‌ترتیب مبنای کار سامانه‌های آموزشی تطبیق‌پذیر و شخصی‌سازی‌شده، انتخاب و ارائهٔ محتوای آموزشی متناسب با سبک یادگیری کاربر است و همچنین بستری را برای ارائهٔ محتوای سفارشی‌سازی‌شده بر مبنای توانایی و نیازهای یادگیرنده فراهم می‌آورند (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 سامانهٔ 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 سامانهٔ 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 زیرسامانهٔ ارائهٔ محتوا،

جنبه‌ها و عوامل زیر مورد توجه قرار می‌گیرند. قابل ذکر است که موارد یک و دو در مدل مسئلهٔ 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:

ارائهٔ 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 ارائه‌شده باید متناسب با توان علمی یادگیرنده باشد و از آنجا که طیف متفاوتی از یادگیرندگان از این نظر وجود دارند، یک سامانهٔ آموزشی قوی باید انعطاف لازم را در این بُعد داشته باشد.

ارائهٔ محتوا متناسب با انتظارها و نیازهای یادگیرنده، که بستگی به سطح دانش و تجربهٔ یادگیرنده دارد. در این میان، نگهداری سوابق آموزشی یادگیرنده و تحلیل رفتارها و تعاملات او تأثیر بسزایی در تعیین نیازها و انتظارهای آینده او دارد.

تمرکز بر شیوهٔ ارائهٔ مطالب، که لازم است متناسب با سبک یادگیری یادگیرنده باشد. شیوهٔ ارائهٔ مطلب تأثیر بسیاری در میزان یادگیری دارد. اگر شیوهٔ ارائهٔ مطالب متناسب با توانایی‌های یادگیرنده باشد قدرت دریافت او را بالا می‌برد و بیشترین بهره‌وری حاصل می‌شود. به‌عنوان نمونه برای افرادی که دیداری هستند، ارائهٔ مطلب شنیداری چندان مفید نخواهد بود.

۳. الگوریتم‌های بهینه‌سازی

در این مقاله برای حل مسئلهٔ بهینه‌سازی از الگوریتم «باینری جمعیت پرندگان پایه» (بی‌پی‌اس‌اُ»[1]) و یک نسخهٔ تکامل‌یافته‌تر آن به نام «ان‌بی‌پی‌اس‌اُ»[2] 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)

بهینه‌ساز اجتماع ذرات با یک جمعیت از جواب‌های تصادفی شروع به‌کار می‌کند؛

1. BPSO (Binary Particle Swarm Optimization)
2. NBPSO (New Binary Particle Swarm Optimization)

سپس برای یافتن جواب بهینه در فضای مسئله، با به‌روزکردن مکان ذره‌ها به جستجو می‌پردازد. با فرض D بعدی‌بودن فضای جستجو، ذرهٔ iام با یک بردار D بعدی به‌صورت $X_i=[x_{i1}, x_{i2}, \ldots, x_{iD}]$ قابل نمایش است و سرعت آن نیز به‌صورت $V_i=[v_{i1}, v_{i2}, \ldots, v_{iD}]$ است. بهترین مکان دیده‌شده در موقعیت‌های قبلی ذره به‌صورت $P_i=[p_{i1}, p_{i2},\ldots, p_{iD}]$ بیان می‌شود. بهترین ذرهٔ جمعیت با P_g نشان داده می‌شود که به‌صورت $P_g=[p_{g1}, p_{g2},\ldots, p_{gD}]$ نمایش داده می‌شود. در هر تکرار با حرکت ذرات، ابتدا دو مقدار بهترین (P_g, P_i) تعیین و سرعت و مکان هر ذره طبق رابطهٔ (۱) به‌روز می‌شود.

$$v_{id}(t+1) = w.v_{id}(t) + c_1.rand(p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2.rand(p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (۱)$$

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

C_1 و C_2 دو عدد ثابتی هستند که به‌ترتیب میزان گرایش ذره به سمت بهترین تجربهٔ خود، و به سمت بهترین ذره را نشان می‌دهند.

rand تابعی است که یک عدد تصادفی با توزیع یکنواخت، در بازهٔ ۱ و صفر تولید می‌کند.

در نسخهٔ باینری، موقعیت هر ذره در هر بُعد به دو مقدار صفر و یک محدود می‌شود. در این نسخه، مفهوم سرعت به مفهوم احتمال تبدیل می‌شود. بدین معنا مقدار v_{id} به یک مقدار بین ۱ و صفر نگاشت‌شده، که این مقدار بیانگر احتمال ۱ بودن x_{id} است. از این‌رو ابتدا سرعت ذره در هر بُعد با استفاده از رابطهٔ (۲) محاسبه، و سپس با استفاده از تابع محدودکنندهٔ سیگموید، به مقداری بین صفر و یک نگاشته می‌شود و در نهایت موقعیت ذره iام در بعد dام با رابطهٔ (۳) به‌روز می‌شود.

$$S(v_{id}) = Sigmoid(v_{id}) = \frac{1}{1+e^{-v_{id}}} \quad (۲)$$

$$if \quad rand < S(v_{id}(t+1)) \quad then \quad x_{id}(t+1) = 1$$
$$else \quad x_{id}(t+1) = 0 \quad (۳)$$

۳-۲. الگوریتم باینری جمعیت پرندگان

«نظام‌آبادی‌پور» و همکارانش، ضمن بررسی چالش‌های الگوریتم باینری پایه، به ارائهٔ نسخهٔ کامل‌تری با عنوان «ان‌بی‌پی‌اس‌اُ» پرداختند (نظام‌آبادی‌پور، رستمی شهربابکی و مغفوری ۱۳۸۷). اشکال اول در الگوریتم پایه، تابع احتمالی آن، یعنی تابع سیگموید 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، به‌گونه‌ای‌که افزایش سرعت در جهت مثبت باعث افزایش احتمال یک‌شدن موقعیت ذره، و بالارفتن سرعت در جهت منفی باعث افزایش احتمال صفر شدن می‌شود. از این‌رو در نسخهٔ بهبودیافته از رابطهٔ (۴(استفاده می‌شود.

$$S(V_{id}(t)) = \left|\tanh(v_{id}(t))\right| \qquad (۴)$$

مشکل دوم مربوط به رابطهٔ به‌روزرسانی موقعیت ذره است که در نسخهٔ پایه، موقعیت قبلی ذره برای محاسبهٔ موقعیت بعدی در نظر گرفته نشده است. از این‌رو رابطهٔ (۵(پیشنهاد شده.

$$\begin{aligned} &if \;\; rand < S(v_{id}(t+1)) \;\; then \;\; x_{id}(t+1) = complement(x_{id}(t)) \\ &else \;\; x_{id}(t+1) = x_{id}(t) \end{aligned} \qquad (۵)$$

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 نسخهٔ باینری آن (Rashedi, Nezamabadi-Pour, and Saryazdi 2010) ارائه شده است. شکل ۱ مراحل اجرای الگوریتم را نشان می‌دهد.

در نسخهٔ باینری الگوریتم گرانشی، روابط محاسبهٔ نیروی وارد به هر جرم و سرعت هر جرم و نیز روابط به‌روزرسانی اجرام، مطابق الگوریتم پیوستهٔ آن انجام می‌پذیرد- با این تفاوت که به جای فاصلهٔ اقلیدسی، از فاصلهٔ همینگ استفاده می‌شود. ثابت گرانش طبق رابطهٔ (۶(محاسبه می‌شود. در این رابطه، ثابت گرانش به‌صورت 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، رابطهٔ خطی جایگزین رابطهٔ نمایی ضریب گرانش در فضای گسسته می‌شود. در رابطهٔ مذکور، «G_0» ثابت گرانش، «t» شمارهٔ تکرار جاری، و «T» تعداد کل تکرارهای الگوریتم را نشان می‌دهد.

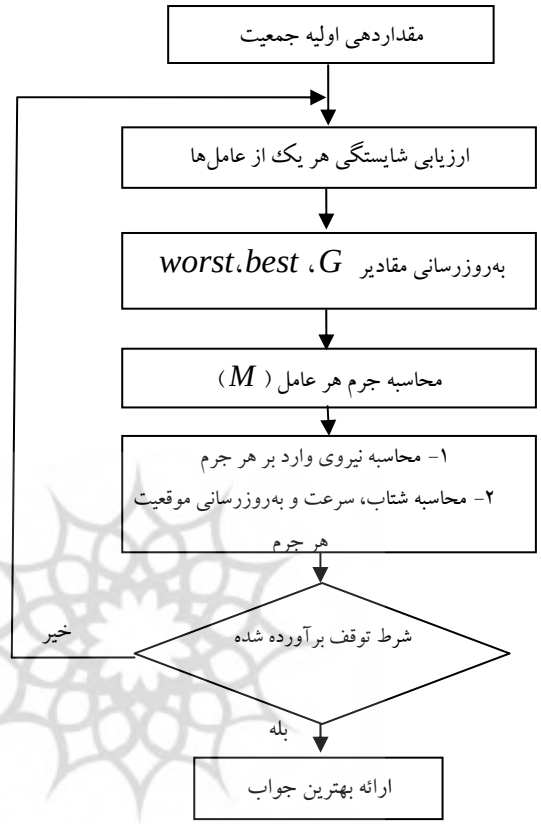
$$G(t) = G_0\left(1 - \frac{t}{T}\right) \qquad (۶)$$

در الگوریتم باینری، «v_{id}» به یک تابع احتمال تبدیل، و به بازهٔ صفر تا یک محدود می‌شود. این تابع باید طوری تعریف شود که با بزرگ‌شدن اندازهٔ 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 رابطهٔ (۴) است- ضمن این که می‌توان از توابع مناسب دیگری نیز استفاده کرد.

گفتنی است برای همگرایی مناسب الگوریتم، «v_{id}» باید به یک بازهٔ مناسب محدود شود. به‌عبارتی، در $|V_{id}| < V_{max}$ مقدار «v_{max}» برابر ۶ در نظر گرفته می‌شود.

پس از محاسبهٔ تابع احتمال فوق، جرم در هر بُعد مطابق با رابطهٔ (۵) حرکت می‌کند. طبق این رابطه، جرم با یک احتمال در یک بعد، تغییر موقعیت می‌دهد: هر چه سرعت جرم در یک بُعد بیشتر باشد،

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی



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.

٤. مدل‌سازی و طرح مسئله

ارائهٔ 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 سبک‌های ارائه هستند. بدین‌ترتیب مدل ارائه‌شده یک مدل عملیاتی است که در ادامه تشریح خواهد شد. علاوه بر پارامترهای استفاده‌شده در «چو» و «چانگ» و «تسای»، پارامترهای مربوط به شیوهٔ ارائه نیز اضافه شده است (Chu, Chang, and Tsai 2011). بدین‌ترتیب ضمن توسعهٔ مسئله و لحاظ کردن جنبه‌های بیشتری از شخصی‌سازی، تطبیق‌پذیری سامانه افزایش می‌یابد.

برای شرح مدل مسئله، پارامترهای آن به دو دستهٔ اساسی تفکیک شده اند. دستهٔ اول پارامترهایی که یادگیرنده را مدل می‌کنند و دستهٔ دوم، پارامترهای لازم برای مدل‌سازی سامانهٔ ارائه‌دهندهٔ محتوا هستند.

- مجموعه یادگیرندگان سامانه (K کاربر) در قالب مجموعهٔ $\{L_1, L_2, \ldots, L_K\}$ نمایش داده می‌شوند.
- برای مدلسازی سطح توانایی هر یادگیرنده، مجموعهٔ A در نظر گرفته شده است. سطح توانایی هر فرد تابعی از زمان صرف‌شده برای یادگیری، تعداد دفعات تکرار مطالعهٔ مطلب، و نمرهٔ اکتسابی فرد است. بدین‌ترتیب بر اساس اطلاعات ثبت‌شده از ردگیری رفتار کاربر در سامانه و پرسشنامه‌های ابتدایی موجود در پروفایل، توانایی فرد سنجیده و در مجموعهٔ A $\{A_1, A_2, \ldots, A_K\}$ قرار داده می‌شود.
- مجموعه انتظارهای هر یک از یادگیرندگان با «H» نشان داده می‌شود که در واقع یک ماتریس «K*M» است. «M» برابر تعداد مفاهیم آموزشی موجود در سامانهٔ آموزشی است. به‌عنوان نمونه، سطر «K» به‌صورت یک آرایهٔ m بُعدی باینری، و به شکل $\{h_{1k}, h_{2k}, \ldots, h_{mk}\}$ است. در صورتی که کاربر k به مفهوم آموزشی i نیاز داشته باشد، مقدار H_{ik} برابر یک، و در غیر این‌صورت برابر صفر خواهد بود.
- مجموعهٔ $\{P_1, P_2, \ldots, P_K\}$ شیوهٔ یادگیری مناسب هر یادگیرنده را نشان می‌دهد. از آنجا که شیوهٔ ارائه به مفاهیم آموزشی نیز بستگی دارد، این مجموعه در قالب یک ماتریس «K*M» است که شیوهٔ ارائهٔ مورد نظر کاربر را برای هر یک از مفاهیم آموزشی نشان می‌دهد. به‌عنوان نمونه، سبک یادگیری کاربر K برای m مفهوم، به‌صورت $\{p_{1k}, p_{2k}, \ldots, p_{mk}\}$ نمایش داده می‌شود. در صورتی که به تعداد g شیوهٔ یادگیری وجود داشته باشد، «$1<P_{mk}<g$» مقداردهی خواهد شد. با توجه به این که تمام بازدیدهای کاربر در سامانه ثبت شده، با تحلیل آنها می‌توان شیوهٔ یادگیری کاربر را

تعیین کرد.

پارامترهای دستهٔ دوم مربوط به مدل‌سازی سامانهٔ آموزشی، و به شرح زیر هستند:

◇ مجموعهٔ $\{C_1, C_2, \ldots, C_M\}$ 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 مجموعهٔ «LM» مدل می‌شود.

◇ مجموعهٔ $\{LM_1, LM_2, \ldots, LM_N\}$ تمام محتوای آموزشی موجود در مخزن سامانه را نشان می‌دهد. محتواهای آموزشی، مفاهیم ذکرشده در مجموعهٔ «C» را پوشش می‌دهند.

◇ مجموعهٔ $\{R_1, R_2, \ldots, R_N\}$ مفاهیم زیرپوشش هر محتوای آموزشی را نشان می‌دهد. به‌عنوان 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 $R_n = \{r_{n1}, r_{n2}, \ldots, r_{nM}\}$، در صورتی که محتوای آموزشی «LM_n» مفهوم «C_m» را پوشش دهد، مقدار «r_{nm}» برابر با ۱، و در غیر این‌صورت مقدار آن صفر خواهد بود.

◇ مجموعهٔ $\{D_1, D_2, \ldots, D_N\}$ 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 «چو» و «چانگ» و «تسای» ارائه کرده است (Chu, Chang, and Tsai 2011).

◇ مجموعهٔ $\{PS_1, PS_2, \ldots, PS_N\}$ شیوهٔ ارائهٔ هر محتوای آموزشی را نشان می‌دهد. به‌عنوان مثال در صورتی که p شیوهٔ مختلف برای ارائهٔ محتواهای آموزشی در سامانه وجود داشته باشد، رابطهٔ «$1<PS_n<p$» برقرار خواهد بود.

در ادامه، بردار تصمیم و توابع هدف تشریح می‌شوند. بردار تصمیم، یک ماتریس «K*N» به نام «DS» است که به‌عنوان نمونه برای کاربر kاُم $DS_k = \{s_{k1}, s_{k2}, \ldots, s_{kN}\}$، و «$s_{kn}$» مقدار ۱ خواهد گرفت- در صورتی که سامانه، محتوای آموزشی n را به او ارائه کرده باشد؛ در غیر این‌صورت مقدار صفر خواهد داشت.

تابع هدف، از ترکیب وزنی اهداف زیر به‌دست می‌آید، که هر یک، جنبه‌ای از شخصی‌سازی را در سامانه تأمین می‌کنند:

۱. توجه به انتظارها و نیازهای یادگیرنده: در راستای اندازه‌گیری میزان توجه به این جنبه از شخصی‌سازی، تفاوت بین محتواهای آموزشی ارائه‌شده به یادگیرنده و محتوای مورد انتظار و نیاز او اندازه‌گیری می‌شود. در انتها میانگین این مقدار در میان تمام یادگیرندگان محاسبه می‌شود. رابطهٔ ۷، نحوهٔ کمی‌شدن این جنبه را با توجه به مدل مسئله نشان می‌دهد.

$$F_1 = \frac{\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N} DS_{nk}\left|R_{nm} - H_{km}\right|}{\sum_{n=1}^{N} DS_{nk}} 1 \le k \le K \qquad (۷)$$

۲. ارائهٔ محتوا متناسب با توانایی‌ها و استعدادهای یادگیرنده: رابطهٔ (۸(مقدار میانگین تفاوت بین سطح دشواری مطالب ارائه‌شده به کاربر را با توانایی‌های او محاسبه می‌کند.

$$F_2 = \frac{\sum_{n=1}^{N} DS_{nk}\left|D_n - A_k\right|}{\sum_{n=1}^{N} DS_{nk}} 1 \le k \le K \qquad (۸)$$

۳. تناسب در شیوهٔ ارائهٔ مطالب: برای محاسبهٔ میزان تناسب شیوهٔ ارائهٔ مطلب به یادگیرنده، رابطهٔ (۹(مورد استفاده قرار می‌گیرد.

$$F_3 = \frac{\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N} DS_{nk} * R_{nm} * \left|P_{km} - PS_n\right|}{\sum_{n=1}^{N} DS_{nk}} 1 \le k \le K \qquad (۹)$$

۴. از آنجا که لازم است بین محتواهای آموزشی ارائه‌شده به کاربر و مفاهیم منتقل‌شده تعادل وجود داشته باشد، رابطهٔ (۱۰(در نظر گرفته شده. بدین‌ترتیب میزان تعادل وزنی مفاهیم پوشش داده‌شدهٔ سامانه اندازه‌گیری می‌شود. هر چه مقدار «F_4» کمتر باشد، بدین معنا است که محتواهای ارائه شده به کاربر، به‌طور یکنواخت‌تری مفاهیم هدف را آموزش می‌دهند.

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

$$1 \le k \le K \qquad (۱۰)$$

بدیهی است هر چه مقدار ۴ تابع هدف ذکرشده کمتر باشد، سامانه در تطبیق‌پذیری و شخصی‌سازی آموزش، موفق‌تر عمل کرده. تابع هدف نهایی از میانگین وزنی ۴ هدف فوق و طبق رابطهٔ (۱۱(محاسبه می‌شود:

$$F = w_1 F_1 + w_2 F_2 + w_3 F_3 + w_4 F_4 \qquad (۱۱)$$

متناسب با درجهٔ اهمیت هر یک از جنبه‌های شخصی‌سازی، مقدار «w1» تا «w4» مقداردهی می‌شوند، به‌گونه‌ای که جمع آنها مقدار ۱ شود.

۵. شبیه‌سازی و تحلیل نتایج

در مرحلهٔ عملی و در ابتدای امر باید بستر لازم برای بررسی راهکار پیشنهادی فراهم شود، و با اجرای آزمایش و تحلیل پاسخ‌های تولیدشده، فرایند ارزیابی انجام گیرد. در ادامه، مراحل طی‌شده در بخش‌های جداگانه تشریح می‌شوند.

۵-۱. پیاده‌سازی و فراهم‌سازی بستر ارزیابی

در ابتدا سه الگوریتم «انبی‌پی‌اس‌اُ»، «جی‌اس‌ای» و «پی‌اس‌اُ» در نرم‌افزار متلب پیاده‌سازی شدند. در مرحلهٔ دوم، مقداردهی پارامترهای مربوطه در دو بخش انجام شد و رابط کاربری ساده برای سهولت تغییر و تنظیم آنها پیاده‌سازی شد.

در مسائل بهینه‌سازی، تنظیم پارامترهای الگوریتم از مهم‌ترین مراحل است و در صورتی که پارامترها به خوبی و درست مقداردهی شوند، پاسخ مطلوب و بهنیه تولید خواهد شد. بدین‌ترتیب در بخش اول، پارامترهای سه الگوریتم طبق جدول ۱ مقداردهی و تنظیم شد. بخش دوم، پارامترهای مربوط به مسئله است که طبق جدول ۲ مقداردهی شدند.

جدول ۱. پارامترهای تنظیم الگوریتم‌ها

عنوان الگوریتم	عنوان پارامتر	مقدار
BPSO , NBPSO	DS_{K*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 کارآیی الگوریتم‌های جمعیتی، امکان برقراری تعادل بین دو فرایند کاوش و بهره‌وری است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول ۲. پارامترهای مسئله

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

انجام این وظیفهٔ خطیر در الگوریتم جمعیت پرندگان به‌عهدهٔ پارامتر «ضریب اینرسی» است که طبق رابطهٔ (۱۲) تنظیم شد:

$$W_{t+1} = W_{\max} + (W_{\max} - W_{\min}) * (t-1)/itrs \qquad (۱۲)$$

در این رابطه، «itrs» تعداد تکرارهای الگوریتم، «t» شمارهٔ تکرار فعلی، «W_{min}» و «W_{max}» به‌ترتیب مقدار کمینه و بیشینهٔ ضریب اینرسی را نشان می‌دهند. با در نظر گرفتن این رابطه، در واقع راهکار پیشنهادی «دیبان» و همکاران با نام «ال‌پی‌اس‌اُ» پیاده‌سازی 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 اثرگذاری است. بنابراین، در صورتی‌که *Kbest* بیانگر مجموعهٔ K جرم برتر و اثرگذار جمعیت باشد، مقدار K به‌صورت متغیر با زمان تعریف می‌شود؛ به این‌صورت که در زمان شروع، تمام اجرام روی یکدیگر اثر می‌گذارند و با

گذشت زمان، از تعداد اعضای اثرگذار بر جمعیت، به‌صورت 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 رابطهٔ (۶) در هر تکرار، مقداردهی می‌شود.

۵-۲. طراحی شکل آزمایش‌ها

طراحی و تعریف صحیح شکل آزمایش‌ها تأثیر بسزایی در ارزیابی راهکار پیشنهادی و مقایسهٔ آن با روش‌های پیشین دارد. بدین‌ترتیب دو معیار ارزیابی مهم برای بررسی و مقایسهٔ 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 ذکرشده و ارزیابی‌های انجام‌شده شرح داده می‌شوند.

ارزیابی هر یک از این معیارها در سه حالت، و به‌عبارتی 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 دستهٔ اول تعداد محتوای آموزشی ۵۰، در دستهٔ دوم ۱۰۰ و در دستهٔ سوم ۲۰۰ محتوا در نظر گرفته شد. نکتهٔ بسیار مهم این است که افزایش تعداد محتوای آموزشی به‌منزلهٔ 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. بدین‌ترتیب کارآیی الگوریتم‌ها از این جهت نیز مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

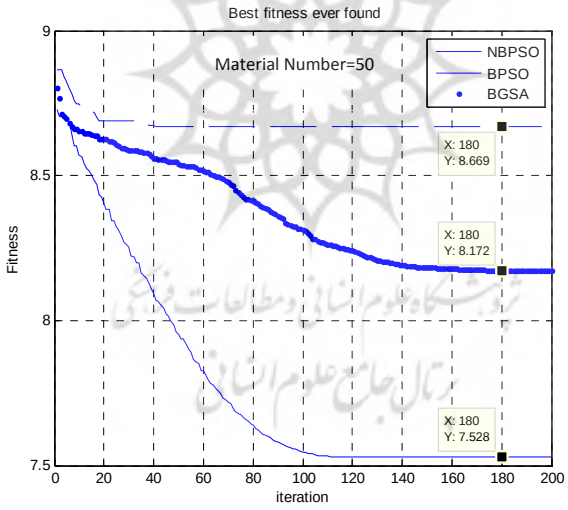
با طراحی آزمایش‌ها به شرح گفته‌شده، هر دو معیار ارزیابی در حالت‌های مختلف مورد بررسی و مقایسه قرار می‌گیرند و از طرف دیگر، با در نظر گرفتن پارامتر اثرگذاری (مثل تعداد محتوای آموزشی)، بر مسئله و مدل سامانه نیز تمرکز می‌شود. بدین ترتیب تحلیل جامع‌تر و قابل اتکاتری ارائه می‌گردد.

۵-۳. اجرای آزمایش‌ها و تحلیل نتایج

آزمایش‌ها طبق طراحی شرح داده‌شده اجرا شد. به منظور بالابردن ضریب اطمینان تحلیل‌های انجام‌شده، تکرار آزمایش‌ها اهمیت ویژه‌ای دارد. از این‌رو برای هر دو معیار و در هر سه دستهٔ ذکرشده، 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.

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

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

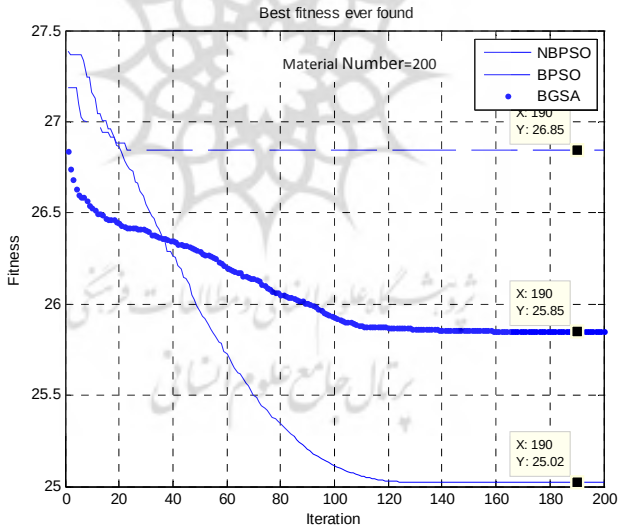


شکل ۲. نمودار مقایسهٔ رفتار الگوریتم‌ها با ۵۰ محتوای آموزشی

کاملاً مشخص است که الگوریتم‌های «ان‌بی‌پی‌اس‌اُ» و «بی‌جی‌اس‌ای» بسیار بهتر از «بی‌پی‌اس‌اُ» عمل کرده‌اند. «بی‌پی‌اس‌اُ» دچار همگرایی زودرس شد و پاسخ به‌دست آمده

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

نمودار میانگین ۲۵ اجرای الگوریتم‌ها برای دو دستهٔ 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. نکتهٔ قابل توجه این که مقایسهٔ شکل ۲ و ۳ نشان می‌دهد که با افزایش تعداد محتوای آموزشی، فاصلهٔ بین الگوریتم پایهٔ جمعیت پرندگان با دو الگوریتم دیگر، زیاد شده است. از طرف دیگر، الگوریتم جستجوی گرانشی به الگوریتم «انبی‌پی‌اس‌اُ» 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 به‌دست خواهند داد. بدین‌ترتیب تطبیق‌پذیری به میزان بیشتری تحقق می‌یابد.

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

در معیار قبلی در واقع میزان بهینه‌بودن و رفتار الگوریتم در کل تکرارها مورد بررسی قرار گرفت. به‌عبارتی فاصلهٔ 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 این‌رو 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 به‌دست 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 «بی‌پی‌اس‌اُ» و «ان‌بی‌پی‌اس‌اُ» در رتبه‌های بعدی قرار گرفته‌اند.

با جمع‌بندی ارزیابی هر دو معیار در این دسته، از نظر بهینه‌بودن پاسخ‌ها، «ان‌بی‌پی‌اس‌اُ» 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. مقایسهٔ 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 دستهٔ دوم، حالتی که تعداد محتوای آموزشی به ۱۰۰ افزایش پیدا کرده، همچنان «بی‌جی‌اس‌ای» رتبهٔ اول را دارد. اما مشاهده می‌شود که انحراف معیار «ان‌بی‌پی‌اس‌اُ» نسبت به «بی‌پی‌اس‌اُ» کمتر شده. بنابراین «ان‌بی‌پی‌اس‌اُ» از نظر پایداری وضعیت بهتری نسبت به دستهٔ قبل پیدا کرده است.

در دستهٔ 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، مسئلهٔ 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

مسئلهٔ انتخاب بهینهٔ محتوای آموزشی تطبیق‌پذیر به کاربر، پاسخ‌های بهتری تولید کرده است. علاوه بر کیفیت پاسخ‌ها، الگوریتم‌های مذکور از نوسانات کمتری برخوردار بودند. بدین‌ترتیب زیرسامانهٔ ارائهٔ محتوای بهتر، پایدارتر و قابل اتکاتری را تولید می‌کنند.

٦. نتیجه‌گیری

توجه به ویژگی‌های شخصیتی یادگیرنده و انتخاب شیوهٔ مناسب ارائهٔ محتوا، در ارتقای سطح کیفی سامانهٔ آموزشی و تطبیق‌پذیری و شخصی‌سازی آن مؤثر است. این مقاله با تمرکز بر بحث شخصی‌سازی در ابتدای امر، مسئلهٔ انتخاب بهینهٔ محتوا را با لحاظ‌کردن سبک یادگیری کاربر توسعه داده است؛ بدین‌ترتیب که میزان تناسب شیوهٔ ارائهٔ محتوا با شیوهٔ یادگیری کاربر را در مدل مسئله وارد کرده و از این‌رو جنبه‌های بیشتری از شخصی‌سازی در نظر گرفته شده است. علاوه بر آن برای دستیابی به پاسخ بهتر (انتخاب و پیشنهاد محتوای مناسب‌تر و تطبیق‌پذیرتر) و بهبود کارآیی روش‌های قبلی، از الگوریتم‌های تکامل‌یافته «ان‌بی‌پی‌اس‌اُ» و الگوریتم جدیدی همچون «بی‌جی‌اس‌ای» در حل مسئله استفاده کرده است. تحلیل و تفسیر نتایج به‌دست 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 این‌رو توسعه و افزودن جنبه‌های شخصی‌سازی دیگر، از نقاط توسعهٔ این تحقیق محسوب می‌شود. علاوه بر این، عمق‌بخشی به جنبه‌های مطرح‌شده در این مقاله، از جنبهٔ نحوهٔ مدلسازی یا میزان اثرگذاری نیز بسیار قابل توجه است. از سوی دیگر، استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی دیگر برای تولید پاسخ‌های بهتر نیز ارزش تحقیقاتی ارزشمندی دارد، چرا که به بالابردن سطح کیفی سامانه‌های آموزش تطبیق‌پذیر کمک می‌کند.

۷. منابع

نظام آبادی‌پور، 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.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

Optimization of Personalized Content Selection and Succession in Adaptive Learning Systems

Maryam Amoozegar*
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

Iranian Research Institute Iranian for Science and Technology
ISSN 2251-8223
eISSN 2251-8231
Indexed in LISA, SCOPUS & ISC
Vol.29 | No.3 | pp: 633-655
Spring 2014

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

* Corresponding Author:
amoozegar@kgut.ac.ir