سال هفتم، شماره‌های ۲۱و۲۲، پاییز و زمستان ۱۳۹۳
صص: ۱۵- ۲۶

فصلنامهٔ علمی- پژوهشی
فناوری اطلاعات و ارتباطات ایران

تخصیص بهینهٔ درس‌پار به کمک الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرّات

وحید فتحی* غلامعلی منتظر**
* کارشناس ارشد، فناوری اطلاعات، دانشگاه تربیت مدرس، تهران
** دانشیار، فناوری اطلاعات، دانشگاه تربیت مدرس، تهران
تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۰۷/۲۷ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۰۵/۲۱

چکیده
یاددهندگان معمولاً به طور ذهنی دریافته‌اند که تدریس خوب دارای چه ویژگی‌هایی است و با توجه به تجربه و حوزه‌ی دانش خود درس‌پارهایی ایجاد کرده و در وب قرار می‌دهند. به همین دلیل بسیاری از یادگیرندگان نمی‌توانند درس‌پارهای متناسب با نیازهای خود را پیدا کنند. به همین جهت بسیاری از پژوهشگران، تحقیقات خود را بر سامانه‌های یادگیری شخصی شده معطوف داشته‌اند که یکی از روش‌های شخصی‌سازی در محیط یادگیری الکترونیکی، تعیین توالی مناسب درس‌پارهاست. در این مقاله به بهینه‌سازی توالی درس‌پارها با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرّات پرداخته شده است. معیارهای استفاده شده برای انجام این کار سبک یادگیری و توانایی یادگیرندگان بوده که به ترتیب با استفاده از پرسشنامه‌ی فلدر و سولومان و نظریه‌ی پرسش و پاسخ شناسایی شده است. به منظور ارزیابی روش پیشنهادی، سامانه‌ی طراحی شده در محیط آموزشی وب‌بنیاد در حالت‌های مختلف مورد استفاده قرار گرفته و نتایج حاصل از «موفقیت تحصیلی»، «رضایت تحصیلی» و «زمان حضور در محیط» یادگیرندگان مورد بررسی و تحلیل قرار گرفته است که نتایج، کارامدی چشمگیر سامانه‌ی پیشنهادی را نشان می‌دهد.

واژهای کلیدی: یادگیری الکترونیکی؛ تخصیص درس؛ درس‌پار؛ سبک یادگیری؛ الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرّات

۱-مقدمه

یاددهندگان معمولاً به طور ذهنی دریافته‌اند که تدریس خوب دارای چه ویژگی‌هایی است و با توجه به تجربه و حوزه‌ی دانش خود درس‌پارهایی ایجاد کرده و در وب قرار می‌دهند. به همین دلیل بسیاری از یادگیرندگان نمی‌توانند درس‌پارهای متناسب با نیازهای خود را پیدا کنند. به همین جهت بسیاری از پژوهشگران، تحقیقات خود را بر سامانه‌های یادگیری شخصی شده معطوف داشته‌اند که یکی از روش‌های شخصی‌سازی در محیط یادگیری الکترونیکی، تعیین توالی مناسب درس‌پارهاست. در این مقاله به بهینه‌سازی توالی درس‌پارها با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرّات پرداخته شده است. معیارهای استفاده شده برای انجام این کار سبک یادگیری و توانایی یادگیرندگان بوده که به ترتیب با استفاده از پرسشنامه‌ی فلدر و سولومان و نظریه‌ی پرسش و پاسخ شناسایی شده است. به منظور ارزیابی روش پیشنهادی، سامانه‌ی طراحی شده در محیط آموزشی وب‌بنیاد در حالت‌های مختلف مورد استفاده قرار گرفته و نتایج حاصل از «موفقیت تحصیلی»، «رضایت تحصیلی» و «زمان حضور در محیط» یادگیرندگان مورد بررسی و تحلیل قرار گرفته است که نتایج، کارامدی چشمگیر سامانه‌ی پیشنهادی را نشان می‌دهد.امروزه در اکثر کاربردها و زمینه‌های مبتنی بر وب، «شخصی‌سازی» نقش مهمی را ایفا می‌کند.

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

Downloaded from jor.iranaict.ir at 21:54 +0330 on Friday December 27th 2024

Downloaded from jor.iranaict.ir at 21:54 +0330 on Friday December 27th 2024

شخصی‌سازی به فرایندی گفته می‌شود که در طی آن رفتار سامانه بر اساس دانشی که از کاربر دارد، تغییر می‌یابد (Henze et al., 2004). یکی از مسائل مهم در یادگیری الکترونیکی، شناسایی نیاز، رفتار آموزشی و سرعت یادگیری یادگیرنده و طراحی برنامه‌ی آموزشی متناسب با توانایی‌های کاربر است. شخصی‌سازی برنامه‌ی آموزشی در آموزش وب‌بنیاد به دو دلیل از اهمیت برخوردار است: نخست اینکه اکثر برنامه‌های کاربردی مبتنی بر وب برای عموم کاربران طراحی می‌شوند، در صورتی که در آموزش الکترونیکی توجه به دانش پیش‌زمینه، تجربیات، انگیزه، توانایی‌های رفتاری سطح مختلفی از کاربر را می‌طلبد. دیگر اینکه در بسیاری از اوقات یادگیرنده به تنهایی با سامانه‌ی آموزش الکترونیکی کار می‌کند و مانند این است که یاددهنده محتوای آموزشی مشخصی را به یک یادگیرنده در کلاس خصوصی تدریس می‌کند، همین امر سبب شده است تا خدمات شخصی‌شده در سامانه‌های کاربردی مبتنی بر وب بسیار مورد توجه قرار گیرد (Chen et al., 2006).

در آموزش یاددهنده- محور دوره‌های آموزشی از محتوای تعریف شده توسط یاددهنده‌ها ایجاد می‌شوند. درس‌پار[1] کوچکترین قطعه‌ی محتوا است که به خودی خود یک واحد معنی‌دار در یادگیری است. درس‌پارها پایه‌ای برای طراحی محتوای آموزشی جدید در آموزش وب بنیاد[2] هستند (Downes, 2001). بسیاری از سامانه‌های یادگیری شخصی شده، ارتباط بین ویژگی‌های یادگیرنده و درس‌پارها را نادیده می‌گیرند و پیدا کردن درس‌پاری متناسب با ویژگی‌های خود برای یادگیرنده‌ها آسان نیست. یکی از روش‌های شخصی‌سازی در محیط یادگیری الکترونیکی، تعیین توالی مناسب درس‌پارهاست. فرایند مرتب کردن درس‌پارها برای ارائه به هر یادگیرنده، « توالی درس‌پار[3]» نامیده می‌شود (de Marcos et al., 2008).

هدف یاددهنده ارائه‌ی جامع‌ترین و در عین حال مناسب‌ترین مفاد آموزشی به یادگیرنده است (de Marcos et al., 2008). یاددهنده برای ایجاد توالی مناسب از بین درس‌پارهای متعدد با در نظر گرفتن معیارهای مختلف به طور هم‌زمان، باید تلاش و زمان زیادی را صرف کند. در برخی موارد نیز یافتن درس‌پارهایی که دارای نزدیکترین معیارها به ویژگی‌های یادگیرندگان باشند، تقریباً نشدنی است. به همین منظور یافتن بهترین توالی درس‌پارها برای هر یادگیرنده، مسئله‌ای بهینه‌سازی است و به همین دلیل روش‌های مختلفی برای آن مورد استفاده قرار گرفته است. در (Chu et al., 2009; Dheeban et al., 2010).

برای بهینه‌سازی توالی درس‌پارها میزان زمان مورد انتظار یادگیری برای یادگیرنده نیز در نظر شده است. در (Wang, T. I et al., 2008) مدل سبک یادگیری وارک[4] که تنها به بُعد ورودی یاددهندگان توجه دارد، مورد استفاده قرار گرفته است. همچنین از الگوریتم اجتماع مورچگان مبتنی بر سبک یادگیری برای بهینه‌سازی توالی درس‌پارها استفاده شده است. در (Yang, Y. J and Wu, C, 2009) از مدل سبک یادگیری کُلب[5] استفاده شده است که ویژگی یادگیرندگان را در چهار بُعد دسته‌بندی می‌کند.

در تحقیقات انجام شده به منظور بهینه‌سازی تخصیص درس‌پار از سبک‌های یادگیری مختلفی استفاده شده است. در این تحقیق به دلیل جامعیت سبک یادگیری فلدر-سیلورمن از آن استفاده شده است.

همچنین معیارهایی متفاوت از تحقیقات گذشته همراه با الگوریتم اجتماع گروه ذرّات برای بهینه‌سازی توالی درس‌پارها استفاده شده است. انتخاب این الگوریتم به دلیل نتایج مناسبی است که در تحقیقات گذشته در این زمینه حاصل کرده است.

1 . Learning object

2 .Web-based instruction

3 . Learning object sequencing

4 .VARK (Visual- Audio- Read/Write- kinesthetic)

5 . Kolb

Downloaded from jor.iranaict.ir at 21:54 +0330 on Friday December 27th 2024

جدول ۱: شمارهٔ پرسش‌های مرتبط با هر بعد از سبک یادگیری و مفهوم انتخاب هر گزینه

ردیف	بعد	شمارهٔ پرسش‌ها	گزینه (الف)	گزینه (ب)
۱	ادراک	۴۱-۳۷-۳۳-۲۹-۲۵-۲۱-۱۷-۱۳-۹-۵-۱	حسی	شهودی
۲	پرداز ش	۴۳-۳۹-۳۵-۳۱-۲۷-۲۳-۱۹-۱۵-۱۱-۷-۳	فعال	تأملی
۳	فهم	۴۴-۴۰-۳۶-۳۲-۲۸-۲۴-۲۰-۱۶-۱۲-۸-۴	کلی	متوالی

در این تحقیق سعی شده است تا با استفاده از معیارهای متفاوت و حل مسأله به شکل مناسب با استفاده از این الگوریتم نتایج بهتری حاصل شود. بنابراین برای شناسایی یادگیرنده،از مفهوم «سبک یادگیری[۶]» استفاده شده است پس از شناسایی سبک یادگیری، توانایی علمی یادگیرنده با استفاده از پرسش‌نامه‌ی فلدر و سولومون و نظریهٔ پرسش و پاسخ[۷] با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرّات به بهینه‌سازی توالی درس‌پارهای ارائه شده به یادگیرنده پرداخته شده است. بدین منظور ادامه‌ی مقاله بدین شکل سازماندهی شده است: در بخش ۲ مبانی پژوهش، شامل سبک یادگیری و الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرّات شرح داده می‌شود. در بخش ۳ روش پیشنهادی بر مبنای الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرّات شرح داده خواهد شد. بخش ۴ پیاده‌سازی، آزمون و اعتبارسنجی روش پیشنهادی را در بر می‌گیرد و در پایان، بخش ۵ با بررسی نتایج، نتیجه‌گیری را شامل می‌شود.

۲-مبانی پژوهش

۲-۱سبک یادگیری

به باورها، اولویت‌ها و رفتارهای ترجیحی در شیوه‌ی تعامل با یاددهنده، سایر یادگیرندگان و محتوای درس و همچنین نحوه‌ی پردازش اطلاعات، پاسخ دهی و استفاده از محرک‌های موجود در زمینه‌ی یادگیری، تمایل فرد به یادگیری و انطباق او با محیط، «سبک یادگیری» گویند (Graf, 2006). از معروف‌ترین سبک‌های یادگیری می‌توان به سبک یادگیری وارک (Leite et al., 2009)، مدل کُلب (Kolb et al.,

6. Learning object
7. Web-based instruction

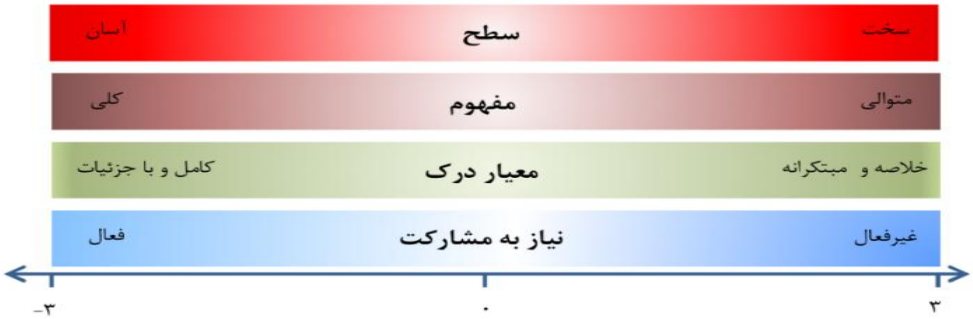
2001)، سبک یادگیری فلدر و سیلورمن[۸] (Felder and Silverman, 1988) و ابزار تسلط مغزی هرمان[۹] (Felder and Brent, 2005) اشاره کرد. از آنجا که مدل فلدر- سیلورمن، به میزان زیادی توانایی توصیف مناسبی از یادگیرنده را دارد و پژوهشگران معتقدند مدل مناسبی برای سامانه‌های یادگیری تطبیقی است(Carver,. et al., 1999)، در این تحقیق از آن استفاده شده است.

سبک یادگیری فلدر- سیلورمن در سال ۱۹۸۸ میلادی توسط ریچارد فلدر[۱۰] و لیندا سیلورمن[۱۱] ایجاد شد. این مدل بر سبک یادگیری دانشجویان رشته‌های مهندسی تمرکز دارد. فلدر و سیلورمن برای ایجاد تمایز بین اولویت‌های یادگیرندگان، سبک یادگیری را با پنج توصیف گر مستقل «ادراک»، «درون‌داد»، «پردازش»، «فهم» و «سازمان‌دهی» بیان می کنند (Kanninen, 2009). شایان ذکر است که به دلیل محدودیت‌های پهنای باند در ایران، بُعد «درون‌داد» در نظر گرفته نشده است. فلدر و سولومان[۱۲] بر اساس ابعاد سبک یادگیری فلدر و سیلورمن، پرسشنامه‌ای حاوی ۴۴ سؤال طراحی کردند که شماره‌ی پرسش‌های مرتبط با هر یک از این ابعاد و نیز مفهوم انتخاب در جدول ۱ آمده است (Schiaffino et al., 2008).

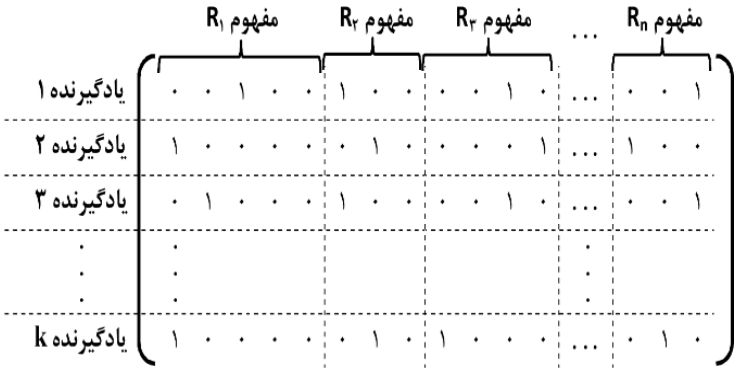
8. Felder and Silverman learning style model (FSLSM)
9. Herrmann Brain Dominance Instrument (HBDI

10 .Richard Felder
11. Linda Silverman
12. Felder & Solomon

Downloaded from jor.iranaict.ir at 21:54 +0330 on Friday December 27th 2024



شکل ۱: طیف ویژگی‌های در نظر گرفته شده برای درس‌پارها



شکل ۲: نمای کلی یک ذرّه

در این تحقیق هر پاسخ یادگیرنده به گزینه‌ی «الف» در متغیر a و پاسخ به گزینه‌ی «ب» در متغیر b ذخیره می‌شود. حاصل b- a برای هر ۱۱ پرسش در هر بعد، سبک یادگیری یادگیرنده را مشخص می‌کند. در این تحقیق ابعاد سبک یادگیری در بازه‌ی ۳- تا ۳+ مورد نظر است. در نتیجه کارگزار از رابطه‌ی (۱) برای این منظور استفاده می‌کند.

۲-۲الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرّات

الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرّات بر مبنای جمعیت است که در سال ۱۹۹۵ توسط کندی[13] و ابرهارت[14] ایجاد شد. این الگوریتم از بررسی رفتار پرندگان و ماهیان برای پیدا کردن پاسخ‌های نزدیک بهینه[15] ایجاد شده است. در این الگوریتم هر پرنده به مثابه یک ذرّه[16] عمل می‌کندکه بردار پاسخی ممکن را نشان می‌دهد (Eberhart et al., 2001). جمعیتی از ذرّات در فضای جستجوی n بعدی با بردار موقعیت تصادفی $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, ..., x_{in})$ در بازه‌ای متشکل از کمینه و بیشینهٔ الگوهای مجموعه‌ی داده و بردار سرعت $V_i=(v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, ..., v_{in})$ به طور تصادفی در بازه‌ی $[-a, a]$ ایجاد می‌شود. a از رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود:

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

علاوه بر این تابع هدفی به منظور ارزیابی کیفیت پاسخ‌های ممکن ایجاد شده در الگوریتم در نظر گرفته می‌شود. بعد از ارزیابی پاسخ‌ها، در هر تکرار، از نتایج حاصل شده هر ذرّه (X_i) دو بردار موقعیت $pbest_i$ و $gbest$ را همواره به خاطر می‌سپارد و پس از هر تکرار آن را روزامد می‌کند.

13. Kenedy
14. Eberhart
15. Near Optimal Solution
16. . Particle

Downloaded from jor.iranaict.ir at 21:54 +0330 on Friday December 27th 2024

بردارهـــای $pbest_i$ و $gbest$ بردارهـــای بهتـــرین موقعیت‌هایی هستند که به ترتیب ذرّه‌ی X_i و کل جمعیت ذرّات تا تکرار کنونی تجربه کرده‌اند. بر مبنای این دو بردار، بردار موقعیت و سرعت هر ذرّه به کمک رابطـه‌هـای (۱) و (۲) پس از هر تکرار روزآمد مـی‌شـود تـا بـه پاسـخ بهینـه نزدیک‌تر گردد:

$$v_i^{t+1} = \omega \times v_i^t + c_1 \times r_1 \times \left(pbest_i^t - x_i^t\right) + c_2 \times r_2 \times \left(gbest_i^t - x_i^t\right) \qquad (۱)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \qquad (۲)$$

c_1و c_2 به ترتیب ضرایب شناختی و اجتماعی، r_1 و r_2 اعداد تصادفی هستند که با توزیع یکنواخت در بازه‌ی [0,1] تولید می‌شوند. t شمارنده‌ی تکرار است. ω ، که به منظور کنترل سرعت در تکرار بعدی استفاده می‌شود، لختی وزنی[17] نامیده می‌شود.

با مقدار بزرگ این پارامتر، الگوریتم به جستجوی سراسری و با مقدار کوچک آن به جستجوی محلی مؤثرتر می‌پردازد. به همین دلیل رفتار رابطه‌ی (۳) را می‌توان برای کاهش خطی آن در نظر گرفت (Shi and Eberhart, 1998):

$\omega_{\max}$ و $\omega_{\min}$ به ترتیب بیشینه مقدار و کمینه مقدار لختی وزنی، T و نیز t به ترتیب تعداد کل و شماره‌ی تکرارهای کنونی الگوریتم هستند.

۳- الگوریتم پیشنهادی برای بهینه‌سازی تخصیص درس

در این مقاله برای بهینه‌سازی تخصیص درس‌پارها از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرّات بر مبنای سبک یادگیری فلدر- سیلورمن و همچنین توانایی یادگیرندگان استفاده می‌شود که دو هدف جدید را دنبال می‌کند. شایان ذکر اینکه تا کنون از سبک یادگیری فلدر- سیلورمن برای تخصیص درس‌پار استفاده نشده است. همچنین در این تحقیق برای نخستین بار از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرّات بر مبنای سبک یادگیری برای بهینه‌سازی تخصیص درس‌پارها استفاده شده است.

پارامترهای در نظر گرفته شده در این مسئله را می‌توان در سه دسته‌ی: «یادگیرندگان»، «مواد آموزشی (درس‌پارها)» و «متغیرهای تصمیم» در نظر گرفت که در این قسمت به شرح آنها پرداخته می‌شود:

۳-۱ یادگیرندگان

فرض می‌کنیم k یادگیرنده $\{L_1, L_2, \ldots, L_k\}$ در دوره حضور دارندکه سطح توانایی آنها با $\{A_1, A_2, \ldots, A_k\}$ مشخص می‌شود، به طوری‌که A_k نشان‌دهنده‌ی سطح توانایی یادگیرنده‌ی L_k است. برآوردهای توانایی یادگیرندگان با استفاده از نظریه‌ی پرسش-پاسخ و روش بیشترین شباهت و با استفاده از روش نیوتن- رافسون و نرم افزار Param-3PL انجام می‌شود (Baker, 2001). بازه‌ی توانایی برآورد شده بین ۳- تا ۳ در نظر گرفته شده است.

سبک یادگیری محاسبه شده برای هر یادگیرنده شامل سه بُعد از سبک یادگیری فلدر - سیلورمن است. بُعد «پردازش» برای هر یک از k یادگیرنده با بردار $\{P_1, P_2, \ldots, P_k\}$ ، بُعد «ادراک» با بردار $\{pr_1, pr_2, \ldots, pr_k\}$ و بعد «فهم» با بردار $\{U_1, U_2, \ldots, U_k\}$ نمایش داده می‌شوند. مقادیر همه‌ی این ابعاد در بازه‌ی ۳- تا ۳ است.

۳-۲ مواد آموزشی (درس‌پارها)

در هر جلسه مفاهیمی به یادگیرندگان آموزش داده می‌شود که تقدم و تأخر توالی آنها مهم هستند؛ لیکن می‌توان آنها را به شکل‌های مختلف (متن، صوت، انیمیشن) طراحی کرد. در این تحقیق برای هر مفهوم علمی، چندین درس‌پار ارائه شده‌اند که از ابعاد مختلف با یکدیگر متفاوت هستند. به عنوان مثال گذراندن برخی از آنها نیاز به فعالیت و کار گروهی دارد، در صورتی که درس‌پاری با مفهوم مشابه به فعالیت کمتری نیاز داشته و به یادگیرنده اجازه می‌دهد که به تنهایی مفاهیم را فرا

17. Inertia Weight

Downloaded from jor.iranaict.ir at 21:54 +0330 on Friday December 27th 2024

گیرد. این موضوع به یادگیرندگان کمک می‌کند تا بر اساس ویژگی‌های فردی خود آنها را برگزینند. این خصوصیات برای درس‌پارها بر اساس نظر خبرگان به صورت کمّی در طیفی از ۳- تا ۳ ایجاد شده‌اند. **Error! Reference source not found.** ابرداده‌های درس‌پارها و بازه‌ی مورد نظر را نشان می‌دهد.فرض می‌کنیم در هر دوره m درس‌پار $\{C_1, C_2, \dots, C_m\}$ وجود داشته باشد. این درس‌پارها با ابعاد متفاوت برای مفاهیم مختلف دوره طراحی شده‌اند. همان‌طور که بیان شد هر دوره دارای مفاهیم متعددی است که با بردار $\{R_1, R_2, \dots, R_n\}$ نمایش داده می‌شود و هر یک از آنها شامل تعدادی درس‌پار است. بدین ترتیب که برای هر مفهوم چندین نوع درس‌پار با ابعاد متفاوت طراحی شده است. در این تحقیق مفاهیم طوری طراحی شده‌اند که مفهوم R_1 پیش‌نیاز R_2، R_2 پیش‌نیاز R_3 و ... باشند. بدین منظور برای هر مفهوم R_n بردار $\{r_{n1}, r_{n2}, \dots, r_{nm}\}$ تعریف می‌شود که ارتباط مفاهیم و درس‌پارها (C_m) را نشان می‌دهد به طوری که اگر مفهوم R_n شامل درس‌پار C_m شود، $r_{nm}=1$ است و در غیر این صورت: $r_{nm}=0$. درس‌پارها دارای چهار بُعد «سطح دشواری»، «مفهوم»، «درک» و «نیاز به مشارکت» هستند: سطح دشواری درس‌پارها با بردار $\{D_1, D_2, \dots, D_m\}$ نمایش داده می‌شوند. بردار $\{F_1, F_2, \dots, F_m\}$ میزان ویژگی مفهوم و بردارهای $\{S_1, S_2, \dots, S_m\}$ و $\{V_1, V_2, \dots, V_m\}$ نیز به ترتیب معیار درک و نیاز به مشارکت را برای هر درس‌پار نشان می‌دهند.

۳-۳متغیرهای تصمیم

متغیر دودویی x_{mk} به عنوان متغیر تصمیم تعریف می‌شود که در آن $1 \le m \le M$ تعداد درس‌پارها و $1 \le k \le K$ تعداد یادگیرندگان است. اگر درس‌پار C_m به یادگیرنده‌ی L_k تخصیص یابد، $x_{mk}=1$ و در غیر این‌صورت: $x_{mk}=0$.

همچنان که اشاره شد در الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرّات، هر ذرّه نشان‌دهنده‌ی یک پاسخ برای مسئله است. در این تحقیق هر ذرّه برداری m بعدی است که به صورت $[x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{mk}]$, $1 \le k \le K$ نمایش داده می‌شود. x_{mk} متغیری دودویی است به طوری که اگر درس‌پار C_m به یادگیرنده‌ی L_k تخصیص یابد برابر یک می‌شود و در غیر این‌صورت مقدار صفر را اختیار می‌کند. علاوه بر این محدودیتی برای ایجاد ذرّات در نظر گرفته می‌شود تا هر ذرّه از یک مفهوم تنها یک درس‌پار را شامل شود. این محدودیت با رابطه‌ی (۴) بیان می‌شود:

$$\sum_{m=1}^{M} x_{mk} \times r_{nm} = 1 \qquad (۴)$$

که در آن $1 \le k \le K$ و $1 \le n \le N$ است. به عنوان مثال یکی از ذرّات ایجاد شده با k یادگیرنده در **Error! Reference source not found.** آمده است. رابطه‌ی (۴) باعث شده که از هر مفهوم تنها یک درس‌پار در هر توالی قرار گیرد؛ به عبارت دیگر هر یادگیرنده‌ی k از مفهوم R_n تنها درس‌پار C_m را دریافت می‌کند.برای حل مسئله‌ی بهینه‌سازی توالی درس‌پار با استفاده از معیارهای مورد نظر، باید تابع هدفی در نظر گرفته شود تا هر چهار معیار را هم‌زمان در نظر بگیرد. رابطه‌ی (۶) تابع هدف (Y) را نشان می‌دهد.

برای ارزیابی هر یک از پاسخ‌های (ذرّات) ایجاد شده در مرحله‌ی قبل این تابع هدف به عنوان تابع تناسب الگوریتم در نظر گرفته می‌شود که با بیشینه‌سازی آن بهینه‌سازی توالی درس‌پارها انجام می‌شود.

$$Y = \frac{\sum_{m=1}^{M} x_{mk}\left[w_1 \times \left[6 - \left|D_m - A_k\right|\right] + w_2 \times \left[6 - \left|F_m - U_k\right|\right]\right.}{\sum_{m=1}^{M} x_{mk}} \frac{\left. + w_3 \times \left[6 - \left|S_m - pr_k\right|\right] + w_4 \times \left[6 - \left|V_m - P_k\right|\right]\right]}{\sum_{m=1}^{M} x_{mk}} \qquad (۵)$$

Downloaded from jor.iranaict.ir at 21:54 +0330 on Friday December 27th 2024

این تابع از چهار قسمت تشکیل شده است؛ هدف از این تابع بیشینه کردن میزان شباهت ویژگی‌های درس‌پارهای تخصیص یافته و ابعاد سبک یادگیری و سطح توانایی یادگیرندگان است. به عنوان مثال درس‌پاری که با رویکرد یادگیری مشارکتی ایجاد شده است و پارامتر V_m آن مقدار حداکثر (۳) در نظر گرفته شده است، برای یادگیرنده‌ای که تمایل به مشارکت ندارد و پارامتر P_k برای او از نتایج پرسش‌نامه مقدار حداقل (۳-) استخراج شده است، بر اساس $|V_m - P_k| = ۰$ ۶- مقدار صفر را به تابع هدف اضافه می‌کند. همین درس‌پار برای یادگیرنده‌ای که تا حدودی تمایل به مشارکت دارد و پارامتر P_k برای او از نتایج پرسشنامه مقدار حداقل (۲+) استخراج شده است، بر اساس $|V_m - P_k| = ۵$ ۶- مقدار ۵ را به تابع هدف اضافه می‌کند. حال هر چه این دو پارامتر مقادیرشان به یکدیگر نزدیک‌تر شود می‌توانند اعداد بین ۰ تا ۶ را به تابع هدف بیفزایند. به طور مشابه ابعاد دیگر نیز در نظر گرفته شده‌اند. دلیل در نظر گرفته شدن قدر مطلق برای عبارات جبری در تابع Y، فقدان برتری اعداد مثبت نسبت به اعداد منفی در مسئله‌ی این تحقیق است و مثبت بودن بُعدی از سبک یادگیری یادگیرنده‌ای دلیل بر برتری او نسبت به یادگیرنده‌ی دیگر با مقدار منفی در همان بعد نیست. در تابع Y، w_1، w_2، w_3 و w_4 به ترتیب وزن‌های متناظر با پارامترهای توانایی و ابعاد فهم، درک و پردازش است که در شرط $\sum_{i=1}^{4} w_i = 1$ صدق می‌کنند. به عنوان مثال اگر بردار اوزان (۰/۲، ۰/۱، ۰/۴، ۰/۳) $= (w_1, w_2, w_3, w_4)$ برای تابع برازش در نظر گرفته شود نشان‌دهنده‌ی اهمیت بیشتر بُعد فهم و توانایی برای یاددهنده است (Chu et al., 2009).

هم‌چنان که بیان شد، *pbest* بهترین مکان از نظر تابع هدف است که یک ذرّه تا به حال تجربه کرده است. در این مسئله پس از اینکه میزان تابع هدف برای ذرّات تعیین شد، با توجه به هدف بیشینه‌سازی مسئله، بهترین مکانی که هر ذرّه تا به حل تجربه کرده به عنوان *pbest* برای آن ذرّه و بهترین ذرّه از نظر تابع هدف بین کل ذرّات به عنوان *gbest* در نظر گرفته شده است. برای تکامل ذرّات برای هر ذرّه مطابق رابطه‌ی **Error! Reference source not found.** تابع سرعت تغییر می‌کند سرعت و موقعیت آن به روز رسانی می‌شود. به دلیل دودویی بودن متغیرهای مسئله، سرعت ذرّات با استفاده از تابع سیگموید[18] در رابطه‌ی (۱) به مقادیر پیوسته (در بازه‌ی [۰،۱]) تبدیل می‌شود (Kennedy and Eberhart, 1997).

$$S(v_{mk}^{t+1}) = \frac{1}{1 + e^{(-v_{mk}^{t+1})}} \qquad (۱)$$

که v_{mk}^{t+1} سرعت جدید ایجاد شده برای هر ذرّه است. شایان ذکر اینکه پس از این تبدیل، مقادیر سرعت بیش از ۰/۵، از صفر به یک تبدیل می‌شود. در شکل ۳ آمده است.

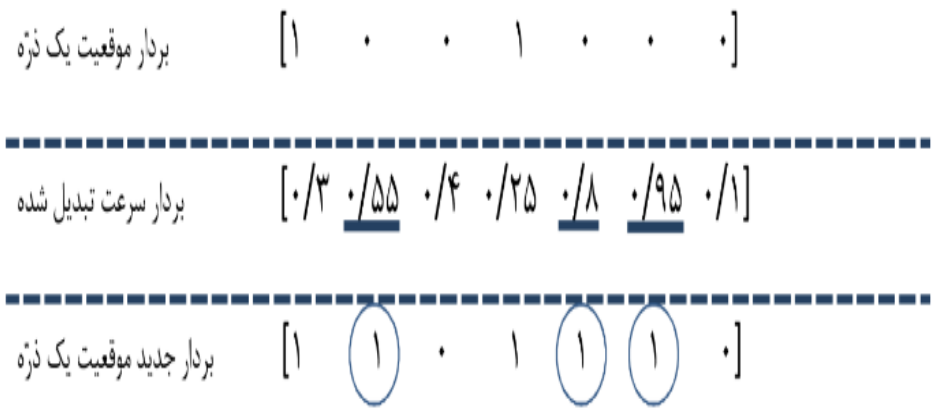
هم‌چنان که ملاحظه می‌شود عناصر دوم، پنجم و ششم که مقدار سرعت آنها بیش از ۰/۵ است، مقادیرشان از ۰ به ۱ تغییر است و در عناصر دیگر تغییری رخ نداده است. البته اشاره به این نکته ضروری است که چون نباید از یک مفهوم درسی دو درس‌پار در توالی وجود داشته باشد، لذا چنانچه در بین سرعت‌های ایجاد شده مقداری بالاتر از ۰/۵ وجود داشت از بین آنها برای هر ذرّه در هر مفهوم، بیشینه مقدار را پیدا می‌کنیم و به جای آن یک می‌گذاریم و بقیه‌ی مقادیر را صفر قرار می‌دهیم. ضمن اینکه اگر دو مقدار مشابه بیشینه وجود داشت یکی را به تصادف یک قرار می‌دهیم. اما اگر مقدار بالای ۰/۵ در سرعت‌های ایجاد شده برای دوره‌ای وجود نداشت، همان مقادیر قبلی باقی می‌مانند. به این ترتیب موقعیت جدید ذرّه ایجاد می‌شود. در **Error! Reference source not found.** به روز رسانی ذرّه با این محدودیت نشان داده شده است.

محدودیت

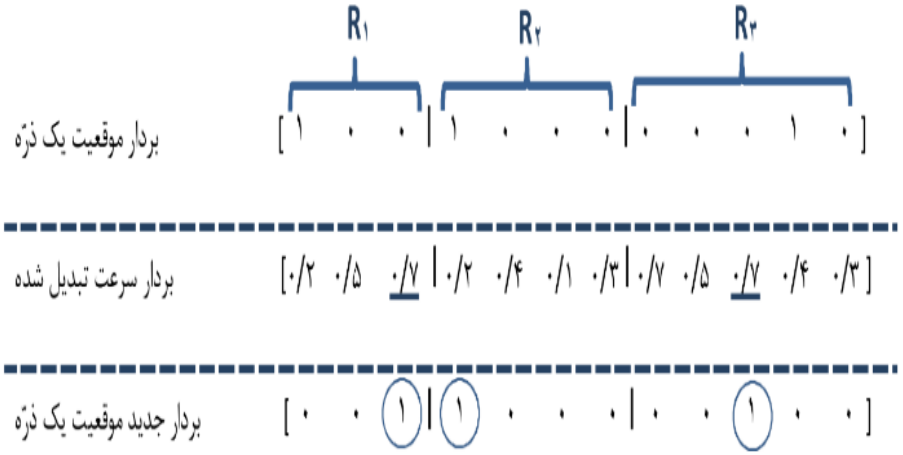
پارامترهای در نظر گرفته شده برای اجرای الگوریتم پیشنهادی با انجام آزمایش‌های بسیار تعیین شده‌اند. مقادیر پارامترها در جدول ۲ آمده است.برای توقف الگوریتم می‌توان معیارهای متفاوتی از جمله تعداد تکرار و میزان مشخص خطا را در نظر گرفت. در اینجا به دلیل اهمیت کنترل زمان اجرای الگوریتم، تعداد تکرار به طور تجربی از پیش تعیین شده است؛ بدین ترتیب که تغییرات *gbest* را مشاهده کرده و شماره‌ی تکراری را که پس از آن تغییر قابل توجهی در *gbest* رخ نمی‌دهد، به عنوان تعداد تکرار در نظر می‌گیریم. در نهایت بردار *gbest* حاصل، توالی بهینه‌ی ارائه‌ی درس‌پار به یادگیرندگان است.

18. Sigmoid

Downloaded from jor.iranaict.ir at 21:54 +0330 on Friday December 27th 2024



شکل ۱: مثالی از به روز رسانی ذرّات



شکل ۲: مثالی از به روز رسانی ذرّات با محدودیت

Downloaded from jor.iranaict.ir at 21:54 +0330 on Friday December 27th 2024

جدول ۱: پارامترهای اجرای الگوریتم

پارامتر	شرح	مقدار
ω_{max}	اینرس وزنی حداکثر	۱/۱
ω_{min}	اینرس وزنی حداقل	۰/۷
$C_۱$	ضریب جستجوی محلی	۱/۵
$C_۲$	ضریب جستجوی اجتماعی	۱/۵
اندازه‌ی جمعیت	تعداد ذرّات	۱۵
T	تعداد تکرارهای در نظر گرفته شده	۲۰۰
R	تعداد اجرای در نظر گرفته شده	۴۰
$\{w_1, w_2, w_3, w_4\}$	وزن‌های تابع تناسب	{۰/۳ ،۰/۳ ،۰/۲ ،۰/۲}

۴- اعتبارسنجی روش پیشنهادی

برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، الگوریتم طراحی شده در بهینه‌سازی فرایند توالی درس‌پار در دوره‌ی آموزش الکترونیکی نرم افزار میکروسافت ورد مورد استفاده قرار گرفت. در این دوره ۳۵ نفر با میانگین سنی ۱۷/۲ و انحراف استاندارد ۱/۵ که همه‌ی آنها زن بودند شرکت کردند. به منظور مقایسه‌ی روش پیشنهادی و سنجش اعتبار آن، شرکت‌کنندگان در این دوره به تصادف به دو گروه تقسیم شدند:

۱- در گروه اول ۱۷ نفر حضور داشتند که درس‌پارها به صورت تصادفی برگزیده شدند و آزمون‌هایی در سطح متوسط به یادگیرندگان ارائه شد و در واقع هیچگونه بهینه‌سازی صورت نگرفت.

۲- در گروه دوم ۱۸ نفر قرار گرفتند که از روش پیشنهادی برای بهینه‌سازی توالی درس‌پارها برای آنان به طور کامل استفاده شد.

در گروه اول ۵ نفر و در گروه دوم ۲ نفر دوره را ترک کردند که خود نشان از تفاوت دو محیط داشت. برای ارزیابی میزان تأثیر استفاده از روش پیشنهادی در دوره‌ی برگزار شده، از معیارهای «زمان حضور در سامانه»، «موفقیت تحصیلی» و «رضایت تحصیلی» استفاده شده است.

۴-۱موفقیت تحصیلی

در هر یک از گروه‌ها در پایان دوره، آزمونی جامع با ۲۵ پرسش برای ارزیابی به یادگیرندگان ارائه شد. هدف از این آزمون سنجش میزان موفقیت تحصیلی یادگیرندگان در گروه‌های مختلف است. میانگین و انحراف استاندارد نمرات گروه‌های مختلف در جدول ۲ آمده است. این کار به این منظور انجام شد که تأثیر روش پیشنهادی در سامانه بررسی شود. برای کاوش تأثیر آن از تحلیل آنالیز واریانس یک‌طرفه[19] استفاده و میزان تفاوت بین نتایج گروه‌ها در جدول ۳ بررسی شده است. با توجه به جدول ۴ ملاحظه می‌شود که بین دو گروه تفاوت معناداری مشاهده می‌شود و یادگیرندگانی که در گروه دوم از روش بهینه‌ی تخصیص مفاد درسی بهره برده‌اند موفقیت تحصیلی بیشتری را نسبت به گروه دیگر داشته‌اند.

۴-۲رضایت تحصیلی

به منظور بررسی رضایت یادگیرندگان از سامانه‌های به کار برده شده در هر دو گروه، در پایان هر جلسه پرسش‌نامه‌ای حاوی سه پرسش، به یادگیرندگان ارائه شد. این پرسش‌ها دارای پنج

19. Analysis Of Variance(ANOVA)

Downloaded from jor.iranaict.ir at 21:54 +0330 on Friday December 27th 2024

گزینه است که گزینهٔ۱ عدم رضایت و عدد ۵ رضایت کامل از روش را نشان می‌دهد. صورت این پرسش‌ها در جدول ۵ آمده است.پاسخ‌های یادگیرندگان به پرسش‌های پرسشنامهٔ رضایت تحصیلی در پایان هر جلسه جمع‌آوری و میانگین نمرات هر گروه برای هر پرسش محاسبه شده است که در جدول ۵ آمده است. این مقادیر برای گروه‌ها توسط روش آماری آنالیز واریانس یک‌طرفه مورد بررسی قرار گرفته است که جدول ۶ نتایج آن را نشان می‌دهد.با توجه به نتایج این دو جدول مشاهده می‌شود که رضایت تحصیلی مخاطبان در سامانه‌ی جدید در سطح مطلوبی قرار دارد و استفاده از این روش در سامانه باعث اختلاف معناداری در رضایت تحصیلی یادگیرندگان در مقایسه با سامانه‌ای که از این روش استفاده نمی‌کند، می‌شود.

جدول ۱: میانگین و انحراف استاندارد نمرات گروه‌ها

	گروه اول	گروه دوم
تعداد یادگیرندگان	۱۷	۱۸
میانگین نمرات	۱۳/۲	۱۶/۶
انحراف استاندارد	۴/۷	۴/۱

جدول ۲: نتایج آنالیز واریانس نمرات نهایی

گروه‌های مقایسه شده	میزان آماره‌ی F	مقدار P در سطح معناداری ۰/۰۵	وجود تفاوت معنی‌دار
گروه اول و دوم	۵/۳	۴/۱۷	بلی

جدول ۳: پرسش‌های رضایت تحصیلی و هدف از آن

شماره پرسش	صورت پرسش	هدف پرسش
۱	تا چه میزان مطالب ارائه شده در این جلسه را آموختید	تشخیص سبک -توالی درس‌پار
۲	آیا سطح دشواری درس‌های ارائه شده برای شما مناسب بود	تشخیص سبک - توالی درس‌پار
۳	آیا تمایل دارید برای بار دیگری از این سامانه استفاده کنید	تشخیص سبک -توالی درس‌پار

جدول ۴: پاسخ یادگیرندگان به پرسش‌نامه‌ی رضایت تحصیلی

شماره پرسش	معیار	گروه اول	گروه دوم
۱	میانگین نمرات	۲/۸	۳/۷
	انحراف استاندارد	۰/۵۵	۰/۶۵
۲	میانگین نمرات	۲/۴	۳/۲
	انحراف استاندارد	۰/۶	۰/۵۵
۳	میانگین نمرات	۲/۴	۳/۴
	انحراف استاندارد	۰/۷	۰/۵۵

Downloaded from jor.iranaict.ir at 21:54 +0330 on Friday December 27th 2024

جدول ۵: نتایج مقایسه‌ی گروه‌ها بر مبنای پرسش‌های پرسش‌نامه‌ی رضایت تحصیلی

پرسش	هدف مورد بررسی	میزان آماره‌ی F	مقدار P در سطح معناداری ۰/۰۵	وجود تفاوت معنی‌دار
۱	شخصی‌سازی آموزش	۸/۳	۴/۱۷	بلی
۲	شخصی‌سازی آموزش	۲۶/۷	۴/۱۷	بلی
۳	رضایت کلی	۲۳/۶	۴/۱۷	بلی

جدول ۶: مقایسه‌ی میانگین زمان حضور یاگیرندگان در سامانه

	کل یادگیرندگان		یادگیرندگانی که دوره را به پایان رساندند	
	تعداد یادگیرندگان	میانگین(ساعت)	تعداد یادگیرندگان	میانگین(ساعت)
گروه اول	۱۷	۵/۱	۱۲	۷/۲
گروه دوم	۱۸	۷/۹	۱۶	۸/۹

۳-۴ زمان حضور در سامانه

یکی از شاخص‌هایی که در صورت رضایت یادگیرندگان از سامانه می‌تواند نشانه‌ی اثربخشی آن باشد، مدت زمان حضور یادگیرندگان است. زمان بیشتر حضور در سامانه اگر با رضایت از آن همراه نباشد می‌تواند نشان‌دهنده‌ی بدفهم بودن مطالب ارائه شده و در نتیجه سردرگمی یادگیرندگان باشد. اما زمانی که سامانه موفق به جلب رضایت تحصیلی یادگیرندگان شده است، هر قدر که متوسط میزان حضور آنها در سامانه بیشتر باشد، نشان‌دهنده‌ی جذابیت آن دوره و موفقیت سامانه در فراهم آوردن محیطی مناسب برای یادگیری است. به این منظور مجموع زمان مفیدی که یادگیرنده با سامانه تعامل داشته محاسبه شده و میانگین مقادیر در هر یک از گروه‌های ذکر شده محاسبه شده است. مقایسه‌ای از میانگین حضور افراد گروه‌های مذکور در جدول ۷ آورده شده است. همانطور که از نتایج پیداست به طور میانگین یادگیرندگان گروه دوم بیشترین زمان حضور مفید در سامانه را داشته‌اند که با توجه به اثبات شدن رضایت تحصیلی یادگیرندگان در این سامانه، نشان‌دهنده‌ی این است که استفاده از واحد تشخیص سبک و بهینه‌سازی توالی درس‌پار باعث افزایش تمایل یادگیرندگان به حضور در سامانه می‌شود.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی جدید برای ایجاد توالی مناسب درس‌پارها و بهینه‌سازی تخصیص مفاد درسی با استفاده از سبک یادگیری و میزان توانایی یادگیرندگان بر اساس الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرّات پیشنهاد شد. سبک یادگیری یادگیرندگان با استفاده از پرسشنامهٔ فلدر و سولومان و میزان توانایی آنها با استفاده از نظریهٔ پرسش و پاسخ حاصل شد. سپس با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرّات توالی بهینهٔ درس‌پارها برای هر یادگیرنده بر اساس سبک یادگیری و میزان توانایی وی ایجاد شد. به منظور ارزیابی روش پیشنهادی، دورهٔ آموزش نرم‌افزار ماکروسافت word برگزار شد. نتایج پرسشنامهٔ رضایت تحصیلی که با استفاده از روش‌های آماری ارزیابی شد، رضایت بیشتر یادگیرندگان از سامانه‌ای که از روش پیشنهادی بهره می‌برد را نشان دادند. همچنین یادگیرندگانی که از تخصیص بهینه‌ی درس‌پار بهره بردند به نمرات بهتر و موفقیت تحصیلی نسبت به دیگر یادگیرندگان دست یافتند. در عین حال این یادگیرندگان مدت زمان بیشتری را نسبت به دیگران در محیط یادگیری سپری کردند که با توجه به رضایت آنها از سامانه، نشان از جذاب بودن محیط یادگیری برای آنها دارد.

Downloaded from jor.iranaict.ir at 21:54 +0330 on Friday December 27th 2024

منابع

1.Baker, F.B., 2001. The Basics of Item Response Theory. Second Edition.

2.Carver, C.A., J., Howard, R.A., Lane, W.D., 1999. Enhancing student learning through hypermedia courseware and incorporation of student learning styles. IEEE Transactions on Education 42, 33 –38. doi:10.1109/13.746332

3.Chen, C.M., Liu, C.Y., Chang, M.H., 2006. Personalized curriculum sequencing utilizing modified item response theory for web-based instruction. Expert Systems with Applications 378–396.

4.Chu, C.-P., Chang, Y.-C., Tsai, C.-C., 2009. PC2PSO: personalized e-course composition based on Particle Swarm Optimization. Applied Intelligence 34, 141–154. doi:10.1007/s10489-009-0186-7

5.De Marcos, L., Martínez, J.-J., 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, GECCO '08. ACM, New York, NY, USA, pp. 17–24. doi:10.1145/1389095.1389099

6.Dheeban, S.G., Deepak, V., Dhamodharan, L., Susan, E., 2010. Improved Personalized E-Course Composition Approach using Modified Particle Swarm Optimization with Inertia-Coefficient. International Journal of Computer Applications IJCA 1, 109–115.

7.Downes, S., 2001. Learning Objects: Resources For Distance Education Worldwide. International Review of Research in Open and Distance Learning 2, 1–35.

8.Eberhart, R.C., Shi, Y., Kennedy, J., 2001. Swarm Intelligence. Morgan Kaufmann.

9.Felder, R., Silverman, L., 1988. Learning and teaching styles. Journal of Engineering Education 674–681.

10.Felder, R.M., Brent, R., 2005. Understanding Student Differences. Journal of Engineering Education 94, 57–72.

11.Henze, N., Dolog, P., Wolfgang, N., 2004 Reasoning and Ontologies for Personalized E-Learning in the Semantic Web. Educational Technology & Society 7, 82–97.

12.Kanninen, E., 2009. Learning Styles and E-learning. Tampere university of technology.

13.Kennedy, J., Eberhart, R.C., 1997. A discrete binary version of the particle swarm algorithm, in: , 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 1997. Computational Cybernetics and Simulation. Presented at the , 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 1997. Computational Cybernetics and Simulation, pp. 4104 –4108 vol.5. doi:10.1109/ICSMC.1997.637339

14.Kolb, D.A., Boyatzis, R.E., Mainemelis, C., 2001. Experiential learning theory: Previous research and new directions, in: In.

15.Leite, W.L., Svinicki, M., Shi, Y., 2009. Attempted Validation of the Scores of the VARK: Learning Styles Inventory With Multitrait–Multimethod Confirmatory Factor Analysis Models. Educational and Psychological Measurement. doi: 10.1177/0013164409344507

16.S. Graf, K., 2006. An Approach for Detecting Learning Styles in Learning Management Systems 161 – 163. doi:10.1109/ICALT.2006.1652395

17.Schiaffino, S., Patricio, G., Amandi, A., 2008. eTeacher: Providing personalized assistance to e-learning students. Computers & Education 51, 1744–1754.

18.Shi, Y., 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. Presented at the , The 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence, IEEE, pp. 69–73. doi:10.1109/ICEC.1998.699146

19.Wang, T. I, Wang, K. T, Huang, Y. M, 2008. Using a style-based ant colony system for adaptive learning. Expert Systems with Applications 2449–2464.

20.Yang, Y. J, Wu, C, 2009. An attribute-based ant colony system for adaptive learning object recommendation. Expert Systems with Applications 3034–3047.