پیشنهاددهنده تطبیقی منابع آموزشی بر اساس سبک یادگیری، بازخورد کاربر و الگوریتم اتوماتای یادگیر

محمد طهماسبی، فرانک فتوحی و مهدی اسماعیلی

چکیده: **سیستم‌های پیشنهاددهنده شخصی‌سازی شده، در کنار موتورهای جستجو، راهکاری برای غلبه بر مشکل گرانباری اطلاعات هستند به گونه‌ای که در آنها سعی می‌شود با استفاده از تکنیک‌های هوشمند و تعاملات کاربران در وب، محیطی شخصی‌سازی شده جهت تولید پیشنهادات مناسب فراهم آید. یکی از زمینه‌های کاربردی برای این سیستم‌ها، محدوده یادگیری تطبیقی است. یک زیرسیستم پیشنهاددهنده، ماژول مهمی از سیستم‌های تطبیقی آموزشی است که وظیفه ارائه اشیای آموزشی مناسب به کاربر خود را دارد. کاربران گوسفند خاکستری، یکی از چالش‌های مطرح‌شده در این دسته از سیستم‌ها هستند. این کاربران تشابه کمی با دیگر فراگیران دارند لذا پیشنهادات ارائه‌شده برای دیگران و یا بر اساس عادات قبلی آنها، لزوماً مناسب این نوع از کاربران نیست. برای حل این چالش، راهکار مطرح‌شده در این مقاله، استخراج فراداده صفحات آموزشی وب و تطابق آنها با خصوصیت سبک یادگیری کاربر در قالب یک فرمول رتبه‌بندی، جهت ارائه مناسب‌ترین پیشنهاد منبع آموزشی برای یک فراگیر است. تعیین سبک یادگیری کاربر، بر اساس مدل فلدر- سیلورمن انجام می‌گیرد. سپس بر طبق میزان آن، صفحات مناسب برای آموزش و یادگیری بر حسب پارامترهای صریح و پنهان تعریف‌شده در آن صفحات، استخراج و پیشنهاد می‌گردند. پاسخ سیستم به پرس و جوی کاربر در قالب خروجی ایده مطرح‌شده، به وی نمایش داده می‌شود. همچنین کاربر می‌تواند جواب پیشنهادات برای سؤال خود را با خروجی الگوریتم لوسین که در اکثر موتورهای جستجو مورد استفاده است، برای مقایسه میزان مناسب‌بودن آنها مشاهده نماید. کاربر میزان مفیدبودن پیشنهادات مطرح‌شده را به سیستم بازخورد می‌دهد. این بازخورد برای الگوریتم اتوماتای یادگیر تعریف‌شده برای تولید نتایج و پیشنهادات بعدی، مورد استفاده قرار می‌گیرد. نمونه‌ای از سیستم پیاده‌سازی شده، در محیط آموزشی دانشگاهی، مورد ارزیابی دانشجویان قرار گرفته که نتایج بازخورد کاربران نشان از بهبود عملکرد سیستم نسبت به الگوریتم‌های متعارف جستجوی عمومی دارد. این سیستم را می‌توان به صورت یادگیری رسمی و غیر رسمی بر پایه منبع در محیط وب، مورد استفاده قرار داد.**

کلیدواژه: **سیستم پیشنهاددهنده، سبک یادگیری، یادگیری بر اساس منابع آموزشی، یادگیری پیشرفته آموزشی، رتبه‌بندی صفحات، شخصی‌سازی.**

۱- مقدمه

وب با منابع متنوع موجود در آن، بهترین وسیله برای آموزش و یادگیری رسمی و غیر رسمی می‌باشد. این نوع یادگیری با استفاده از اشیای آموزشی موجود در وب، یادگیری بر پایه منبع[1] نامیده می‌شود [۱]. این منابع به صورت مخازن اشیای آموزشی[2]، ارجاعات به دیگر اشیای یادگیری[3]، درس‌افزارهای متن باز[4] و سیستم‌های مدیریت یادگیری[5] و مدیریت دروس تقسیم‌بندی شده‌اند.

چالش اصلی در این نوع آموزش و یادگیری، یافتن و ارائه شیء آموزشی مناسب کاربران با توجه به نیازها و علایقشان است و استفاده از کلمات کلیدی برای شناسایی منابع یادگیری، کارایی زیادی ندارد [۲].

از سوی دیگر رشد نمایی و روزافزون حجم داده‌ها در بستر وب، پدیده سربارهای اطلاعات[6] را به وجود آورده است [۳]. لذا تصمیم‌گیری، انتخاب، یافتن و بازیابی اطلاعات مفید و کارامد از یک موضوع خاص و دسترسی سریع و به روز نگه‌داشتن آنها، یک کار ضروری، مخصوصاً در کاربرد فناوری پیشرفته یادگیری[7] است [۴] و [۵]. بر این اساس موتورهای جستجو و سیستم‌های پیشنهاددهنده از دهه ۱۹۹۰ [۶] و [۷]، موضوع جذابی برای پژوهش در این محدوده از علم قرار گرفته‌اند. آنها از یک سو با جداسازی و پالایش اطلاعات و از سوی دیگر شناخت و مدل‌سازی رفتار و علایق کاربران، یافتن و تصمیم‌گیری برای اقلام اطلاعاتی مورد نیاز آنها را آسان و ممکن می‌سازند. نام این سیستم‌ها برای اولین بار در سال ۱۹۹۷ توسط Resnick و Varian به عنوان یک موضوع جدید تحقیقاتی مطرح گردید [۸]. هدف از پیاده‌سازی این سیستم‌ها خزش و هرس در فضای وب و در دسترس قراردادن اقلام مورد نیاز و مطلوب کاربر برای صرفه‌جویی در زمان و تلاش وی در جستجوی آنها می‌باشد.

همچنین در این سیستم‌ها سعی می‌شود تا بر اساس رفتار تعاملی با کاربر، شیوه تفکر، علاقه و نیاز وی شناسایی شده و بر آن اساس، پیشنهادهای جالب و مناسب در کمترین و بهترین میزان خود ارائه گردد [۹]. این پیشنهادها کاربر را در تصمیم‌گیری برای انتخاب از میان گزینه‌های ممکن یاری نموده و نیز وی را از موارد جدیدی که قبلاً با آنها آشنایی نداشته، مطلع می‌نمایند. تا کنون بر حسب رویکرد به کار رفته در ارائه پیشنهاد و منابع اطلاعاتی، دسته‌بندی‌های گوناگونی برای این نوع از سیستم‌ها مطرح شده است ولی در یک تقسیم‌بندی کلی، در اکثر منابع سه دسته سیستم‌های مبتنی بر پالایش جمعی یا مشارکتی[8] [۱۰] و [۱۱]، مبتنی بر محتوا[9] [۱۲] و [۱۳] و سیستم‌های مختلط و یا ترکیبی[10] [۱۴] و

1. Resource-Based Learning
2. Learning Object Repositories
3. Learning Object Referratories
4. Open Courseware
5. Learning Management System
6. Information Overloading
7. Technology Enhanced Learning
8. Collaborative Filtering
9. Content-Based Filtering
10. Hybrid

این مقاله در تاریخ ۴ شهریور ماه ۱۳۹۶ دریافت و در تاریخ ۱۷ بهمن ماه ۱۳۹۶ بازنگری شد.

محمد طهماسبی، دانشکده فنی مهندسی، گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه قم، قم، (email: m.tahmasebi@stu.qom.ac.ir).

فرانک فتوحی، دانشکده فنی مهندسی، گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه قم، قم، (email: f-fotouhi@qom.ac.ir).

مهدی اسماعیلی، دانشکده کامپیوتر، واحد کاشان، دانشگاه آزاد اسلامی، کاشان، (email: m.esmaeili@iaukashan.ac.ir).

Archive of SID

www.SID.ir

[۱۵] بیان شده است.

سیستم‌های پیشنهاددهنده بسیار وابسته به دامنه کاری خود هستند [۱۶]. از سال ۲۰۰۱ با کارهای Schafer و همکارانش [۱۷] و [۱۸] از این سیستم‌ها در قلمرو تجارت الکترونیک به گونه موفقیت‌آمیزی استفاده شده است اما کاربرد پیشنهاد منابع آموزشی، یک مبحث جدید می‌باشد که در دهه‌های اخیر، تحقیقاتی روی آن صورت پذیرفته است. این کاربرد نیازهای خاص خود را دارد که با حالت تجاری متفاوت است. به عنوان نمونه، اطلاعات متفاوت موجود در مدل کاربر آنها، یکی از این تفاوت‌ها است [۷]. ماهیت خاص محیط‌های آموزشی، پیاده‌سازی آنها را از کاربردهای دیگر متمایز می‌سازد.

مدل‌سازی علایق و ترجیحات فراگیر و محاسبه درجه ارتباط بین منابع و اشیای آموزشی با نیاز وی، یکی از مهم‌ترین وظایف یک سیستم پیشنهاددهنده منابع می‌باشد. تا کنون در اکثر مقالات تأکید بر بهبود دقت پیشنهادها، بدون در نظر گرفتن خصوصیت و نیاز خاص کاربر بوده است [۱۹] اما در این پژوهش، سعی شده برای غلبه بر این چالش که از آن به کاربر گوسفند خاکستری[1] یاد شده است راهکاری ارائه گردد.

این ایده به صورت الگوریتمی برای استخراج صفحات آموزشی مناسب بر اساس سبک یادگیری فراگیر، در قالب یک فرمول رتبه‌بندی صفحات وب مطرح می‌گردد. همچنین با درگیرنمودن کاربر و اخذ بازخورد وی از پیشنهادهای مطرح‌شده، الگوریتم اتوماتای یادگیر سیستم در تولید نتایج، مورد بهبود قرار می‌گیرد.

در ادامه مقاله، در بخش دوم سیستم‌های پیشنهاددهنده در مبحث تکنولوژی پیشرفته یادگیری توضیح داده می‌شوند. با توجه به آن که در این پژوهش از سبک یادگیری و اتوماتای یادگیر استفاده شده است، تئوری این مباحث در بخش سوم و چهارم شرح داده می‌شوند. نهایتاً نوآوری تحقیق و روش پیشنهادشده همراه با نتایج ارزیابی کسب‌شده مورد بررسی و توضیح قرار می‌گیرند.

۲- سیستم‌های پیشنهاددهنده در کاربرد تکنولوژی پیشرفته یادگیری

اجماع نظر عمومی بر این است که در آب و هوای مه‌آلود داده[2] زندگی می‌کنیم. دو واژه دیگر که در این موضوع مطرح شده است کلمات Analysis Paralysis و Information Fatigue Syndrome می‌باشند [۲۰].

امروزه تولید روزافزون اطلاعات در وب، دسترسی و یافتن شیء و منبع آموزشی مناسب را برای اکثر فراگیران به یک چالش تبدیل کرده است. وظیفه تکنولوژی پیشرفته یادگیری [۲۱] ایجاد سهولت‌هایی برای فراهم‌سازی نیاز کاربران به صورت شخصی‌شده و وفقی می‌باشد.

یک سیستم تعاملی[3] که محتوای اشیای آموزشی آن به صورت پویا و شخصی‌سازی شده، تعیین و مدل‌های آن بر اساس علم تعلیم و تربیت[4] طراحی شده‌اند، همچنین محیط یادگیری و فراگیران بر هم تأثیر متقابل داشته و نیازهای فردی و ویژگی‌های آنها در آن در نظر گرفته شده است، سیستم یادگیری تطبیقی نامیده می‌شود [۲۲]. در یک ابررسانه آموزشی تطبیقی اجزای مختلفی وجود دارند که می‌توانند در دو سطح شامل نحوه ارائه محتوای صفحات به کاربران و طریقه نمایش لینک‌ها و دسترسی به آنها توسط کاربر، با نیازها و سلایق کاربران مختلف تطبیق داده شوند. یکی از کاستی‌های اصلی مربوط به محیط‌های یادگیری مبتنی بر وب، ناتوانی سیستم‌های موجود برای برخورد با نیازها و ترجیحات خاص کاربران مختلف است چرا که این سیستم‌ها منابع، محتوای آموزشی و مجموعه لینک‌ها را به صورت یکسانی به همه کاربران ارائه می‌دهند. یعنی خیلی از آموزش‌های مبتنی بر وب برای رفع نیازهای آموزشی گروه‌های متفاوت فراگیران مستقل از نیاز آنها به کار گرفته می‌شوند که دارای سطوح متفاوتی از دانش، اهداف و توانایی برای آموزش و یادگیری هستند. سیستم‌های وب تطبیقی یا ابررسانه تطبیقی سعی دارند تا با کشف راه‌هایی برای تطبیق رفتار و عملکرد خود با اهداف، کارها، علایق و دیگر خصوصیات هر کاربر، بر نقص روش سنتی «یک روش برای همه» یا One-size-fits-all غلبه نمایند [۲۳].

این هدف به صورت وفقی و به سه طریق انجام می‌شود:

۱) انتخاب محتوای وفقی که از علم بازیابی و جستجو در دسترسی به اطلاعات کمک می‌گیرد.

۲) حمایت راهبری وفقی که از یک سیستم چندرسانه‌ای کمک گرفته تا کاربر به لینک مورد نظر خود برسد و با انتخاب‌های پیاپی، مرتبط‌ترین اطلاعات به وی نشان داده شود.

۳) ارائه وفقی که در آن محتویات صفحه ارائه‌شده برای هر کاربر متفاوت است [۲۴].

امروزه به کارگیری ماژول پیشنهاددهنده به عنوان یک جزء اصلی از این سیستم‌ها به عنوان یک زمینه پژوهشی مطرح گردیده‌اند. این کاربرد RecSysTEL نامیده شده است.

در این کاربرد دو بخش مدل کاربر[5] و مدل دامنه[6] از اجزای اصلی آن هستند. تا کنون برای تحلیل و آنالیز سیستم‌های پیشنهاددهنده چارچوب‌های مختلفی بیان شده است. یکی از مهم‌ترین آنها توسط Manouselis و Costopoulou در سال ۲۰۰۷ مطرح گردیده است. این چارچوب بر اساس مطالعات قبلی صورت‌گرفته، برای تحلیل و دسته‌بندی ۳۷ سیستم چندمعیاره، عرضه شده است [۲۵]. در این تحلیل، سه محور و خصوصیت مهم و مجزا شامل کارهای حمایتی و پایه‌ای، روش‌ها (شامل مدل کاربر و مدل دامنه) و نهایتاً عملیات لازم برای این دسته از سیستم‌ها بیان شده است.

Adomavicius و Tuzhilin مروری بر روش‌ها و محدودیت‌های سیستم‌های محتوایی، مشارکتی، مختلط و همچنین کاربردها و چالش‌های پژوهشی نسل بعدی این سیستم‌ها را ارائه داده‌اند [۲۶].

Park و همکارانش، ۲۱۰ مقاله از ۴۶ ژورنال در این مبحث را بر حسب موضوع، سال انتشار (بین ۲۰۰۱ و ۲۰۱۰) و تکنیک داده‌کاوی به کار رفته در آنها بررسی نموده‌اند [۲۷].

Burke چشم‌انداز و مروری بر تکنیک‌های سیستم‌های مختلط داشته و آنها را با هم مقایسه کرده است [۱۴] و [۱۵].

Lu و همکارانش بر شرح و عملکرد جامع الگوریتم‌ها، متریک‌ها و چالش‌های آنها تأکید داشته‌اند [۲۸].

یک چارچوب و مرور جامع از کاربرد این سیستم‌ها در فناوری پیشرفته یادگیری در [۲۹] و [۳۰] بیان شده است. همچنین بررسی مروری و

1. Gray-Sheep User
2. Climate of Info Glut or Data Smog
3. Interactive
4. Pedagogy
5. User Model
6. Domain Model

Archive of SID

www.SID.ir

چارچوب آگاه از زمینه[1] آن برای آموزش و یادگیری در [۳۱] و [۳۲] آمده است. برای توسعه سیستم با رویکرد و الگوریتم‌های مختلف نیز منابع زیادی موجود است. به عنوان مثال در کاربرد اتوماتای یادگیر می‌توان به کارهای [۳۳] و [۳۴] اشاره نمود.

با توجه به اهمیت مباحث سبک یادگیری و اتوماتای یادگیر به عنوان روش به کار رفته در این تحقیق، در ادامه این موضوعات مورد شرح و بررسی قرار می‌گیرند.

۳- سبک یادگیری

یادگیری، مفهوم و متغیر مهمی در علوم مختلف و مخصوصاً در امر تعلیم و تعلم است و از آن به ایجاد تغییرات پایدار در رفتار، تعریف شده است. این تغییر حاصل تجربه و تمرین است. در عصر اطلاعات، آموزش و یاددهی از حالت سنتی خارج شده است. روش‌های نوین تکنولوژی و فناوری، امکانات محاوره‌ای، تعاملی و اثرپذیر گسترده‌تری را فراهم آورده‌اند. در فرایند آموزش، فناوری اطلاعات، محیط و بستری کارا و مناسب با نیاز و توانمندی هر فراگیر را به منظور تحقق و استمرار یادگیری، ایجاد کرده و در اختیار قرار داده است [۳۵]. از سوی دیگر طریقه نگرش شخص به دنیا و مردم و واکنش روانی در برابر اتفاقات جهان بیرونی و عوامل محرک، فاکتورهای شخصیتی را شکل می‌دهند. تشخیص و تعیین این فاکتورها در شناخت بهتر مخاطب کمک می‌کند. در محیط‌های آموزشی با کسب این آگاهی، می‌توان بر طبق نیاز فراگیر، مطالب مناسب را به وی ارائه و عرضه نمود. همچنین می‌توان قوانین و روش‌های آموزشی مناسب هر فرد را در سیستم‌های کاربردی مختلف پایه‌ریزی کرد. تحقیقات تعلیم و تربیت نشان می‌دهند که سبک یادگیری افراد متفاوت و منحصر به فرد است و نیز تطابق و هماهنگی روش آموزش با نحوه یادگیری فراگیر، میزان یادگیری را به خوبی افزایش می‌دهد [۳۶]. در این خصوص سیستم‌های نوین آموزشی رویکردی در جهت شخصی‌سازی آموزش داشته‌اند [۳۷]. با شخصی‌سازی، محتوای آموزشی متناسب با نیاز متعلم، تنظیم و عرضه گشته و در حین آموزش، مدلی از فراگیر ایجاد می‌شود. این مدل با هدف شناخت خصوصیات، رفتار، اولویت‌ها، ترجیحات و نحوه تعامل وی ایجاد می‌شود. مدل‌سازی و تطبیق‌پذیری دو روی یک سکه هستند [۳۸]. برای تطابق نیاز فراگیر با محیط یادگیری از دانش شناختی استفاده می‌شود [۳۹]. برای ارزیابی سبک یادگیری فراگیر، تئوری‌های شناختی و مدل‌های گوناگونی ارائه شده [۴۰] که همگی بر چگونگی رفتار یادگیرنده، پردازش اطلاعات، نحوه آموختن و تعاملات اجتماعی وی تأکید دارند. سبک یادگیری و شناختی در بسیاری از منابع به جای یکدیگر استفاده شده‌اند ولی سبک یادگیری اصطلاح رایج و کامل‌تری می‌باشد که از سال ۱۹۷۰ مطرح شده است [۴۱]. سبک یادگیری به صورت روش انتخابی در نحوه ارتباط و پردازش اطلاعات فراگیر با محیط یادگیری تعریف شده است [۴۲] اما عموماً از سبک شناختی به خصوصیات شناختی، عاطفی، شخصیتی، فیزیولوژی و شیوه‌های گوناگون جمع‌آوری، پردازش و ارزیابی داده‌ها نام برده می‌شود [۴۳]. اما سبک یادگیری ترکیبی از آن، همراه با اولویت‌ها و ترجیحات در تعاملات و تعیین استراتژی و راهبردهای یادگیری توسط فراگیر می‌باشد. مفهوم سبک یادگیری به عنوان توصیفی از روش‌های فکری و رفتارهایی است که شیوه آموزشی برتر را برای هر فرد تعیین می‌نماید [۴۴]. در سیستم‌های آموزشی باید مدلی از فراگیر ایجاد شود در حالی که معمولاً این کار کمتر مورد توجه قرار می‌گیرد. در این مدل از کاربر، اطلاعاتی چون دانش قبلی و پیش‌زمینه، اهداف کوتاه و درازمدت مورد نظر، توانایی‌ها، عواطف و علایق، تخصص و استعداد ویژه وی نیز در کنار اطلاعات فردی و شخصیتی باید منظور گردند [۳۸]. یکی از اجزای این مدل سبک یادگیری وی است. آن مدل مشخص می‌نماید که فرد چگونه اطلاعات را شناسایی، دریافت، پردازش، تصحیح و تفسیر می‌کند. از سوی دیگر اشیای آموزشی چندرسانه‌ای نیز باید به خوبی شناسایی و رده‌بندی شوند. تطبیق سبک تدریس و ارائه اشیای آموزشی متناسب با سبک یادگیری فراگیر موجب تقویت انگیزه یادگیری و پیشرفت آموزشی وی می‌شود. تا کنون بیشترین ارجاع تحقیقات به سبک‌های فلدرسیلورمن، کلب و وارک صورت گرفته است. سبک فلدر- سیلورمن (۱۹۸۸) عمدتاً برای دانشجویان فنی و مهندسی و علوم پایه [۴۵] مورد استفاده بوده که بیشترین کاربرد را به خود اختصاص داده است [۴۶]. در این پژوهش نیز از این مدل برای تعیین سبک یادگیری کاربران استفاده شده است زیرا:

۱) این مدل در سیستم‌های آموزش الکترونیکی زیادی با موفقیت پیاده‌سازی شده است [۴۷] و [۴۸].
۲) نتایج این روش برای همگان آسان و قابل فهم است.
۳) این روش به وسیله بنیان‌گذاران و دیگر محققین تصدیق شده و به اثبات رسیده است [۴۹] و [۵۰].
۴) تعداد ابعاد مطرح‌شده محدود و قابل پیاده‌سازی است [۵۱].

این مدل سبک یادگیری را در پنج توصیف‌گر مستقل مطرح نموده است. ابعاد هر سبک یادگیری بر اساس پاسخ‌هایی تعیین می‌شوند که به پنج سؤال زیر داده می‌شود:

۱) فراگیر بر اساس چه نوع اطلاعاتی تصمیم‌گیری می‌نماید: داده‌های کسب‌شده بیرونیِ از طریق حواس پنج‌گانه و یا اطلاعات درونی مبتنی بر تفکر و اندیشه خود (مانند حدس و گمان، بینش و شهود و یا احساس و احتمال وقوع امری)؟
۲) داده‌های بیرونی از چه کانال حسی مؤثرتر درک می‌شوند: به صورت دیداری و از راه تصاویر و اشکال، فیلم، دیاگرام، گراف و یا به صورت شفاهی و از طریق صدا، گفتار و یا نوشتار؟
۳) فراگیر با کدام نوع سازماندهی اطلاعات راحت‌تر است: قیاسی یا استنتاجی؟
۴) فراگیر ترجیح می‌دهد اطلاعات را چگونه پردازش کند: فعالانه از طریق مشارکت در کارهای تیمی (مثل مباحثه) و یا با اندیشیدن و تفکر در تنهایی و یا حداکثر در همکاری دونفره؟
۵) فراگیر چگونه به یافته‌ها و حل مسایل می‌رسد: به صورت ترتیبی و در مراحل پشت سر هم و با استدلال یا به طور کلی و با پراکندگی؟

در این مدل، سبک یادگیری در فضایی چهاربعدی و با چهار توصیف‌گر مستقل بیان شده است: یادگیرنده حسی یا شهودی، فعال یا متفکر، بصری یا کلامی و ترتیبی یا کلی [۴۵]. خصوصیات بارز افراد در بعد بیان شده است. فلدر و سولومان در سال ۱۹۹۷ بر اساس ابعاد فوق، پرسش‌نامه حاوی ۴۴ سؤال دوگزینه‌ای مشتمل بر یازده پرسش برای هر یک از ابعاد، طراحی نمودند که مستقل از فرهنگ جوامع هستند. سؤالات به صورت معنایی گروه‌بندی شده‌اند. بر این اساس با خوشه‌بندی فراگیران می‌توان پیشنهادها و راهبردهای آموزشی مناسب به هر دسته را ارائه نمود.

٤- اتوماتای سلولی یادگیر

با توجه به آن که الگوریتم یادگیری سیستم بر اساس اتوماتا پیاده‌سازی شده است در ادامه، این مبحث مورد بررسی مفصل قرار می‌گیرد.

1. Context-Aware

Archive of SID

www.SID.ir

برای درک اتوماتای سلولی یادگیر ابتدا باید به اتوماتای سلولی و پس از آن با اتوماتای یادگیر آشنا شد. نظریه محاسبات به ۳ دسته تقسیم‌بندی شده است: نظریه اتوماتا، نظریه محاسبه‌پذیری و نظریه پیچیدگی. نظریه اتوماتا و یا نظریه ماشین‌ها، یک مدل ریاضی از ماشین‌های محاسبه‌گر انتزاعی برای حل مسایل و شبیه‌سازی سیستم‌های پیچیده است. اتوماتا یک ماشین یا مکانیزم کنترلی طراحی‌شده برای انجام خودکار یک سری اعمال مشخص یا پاسخ به مجموعه‌ای از دستورالعمل‌ها می‌باشد. یک ماشین شامل مجموعه متناهی از حالات است که بر اساس ورودی و تابع انتقال خود، از یک حالت به حالت دیگر، تغییر وضعیت می‌دهد. اتوماتای سلولی در اواخر دهه ۱۹۴۰ توسط John von Neumann مطرح و پس از او توسط ریاضیدانی به نام Stanisla Ulam به عنوان مدلی برای بررسی رفتار سیستم‌های پیچیده پیشنهاد شد [۵۲]. برای تجزیه و تحلیل و حل یک سیستم پیچیده معمولاً در روش‌های معمول سعی بر آن است که با شکستن آن سیستم به اجزای کوچک‌تر، بر پیچیدگی‌اش غلبه شود اما در اتوماتای سلولی در راهی متفاوت، از کنار هم قرار گرفتن اجزای ساده، یک سیستم پیچیده ساخته می‌شود. اتوماتای سلولی سیستم‌های دینامیکی گسسته‌ای هستند که رفتارشان بر اساس ارتباطات محلی استوار است. در این مدل، فضای کاری به صورت یک شبکه تعریف می‌گردد که به هر خانه این شبکه یک سلول گفته می‌شود. سلول مثل حافظه‌ای عمل می‌کند که وضعیت سیستم را نگه می‌دارد. حالت سلول‌ها به طور هم‌زمان بر اساس قوانین انتقال، به روز رسانی می‌شود. در این مدل زمان به شکل گسسته پیش می‌رود. قوانین حاکم بر سلول‌ها به صورت سرتاسری و همگانی است. از طریق این قوانین در هر مرحله از عملکرد ماشین هر سلول، وضعیت جدید خود را با در نظر گرفتن همسایه‌های مجاور خود به دست می‌آورد [۵۳]. یک سلول همسایه، سلولی است که در یک مرحله از عملکرد سیستم بر اساس قوانین حاکم، توسط سلولی دیگر مورد دسترسی قرار گیرد. می‌توان در بعضی شرایط برای سلول‌های واقع در مرزها، سلول‌های مرزهای مقابل را به عنوان همسایه در نظر گرفت. همچنین اتوماتای سلولی را می‌توان به عنوان سیستم‌های محاسباتی در نظر گرفت که اطلاعات کد و برنامه‌ریزی شده در خود را پردازش می‌کنند.

از دیدگاه دیگر اتوماتای سلولی شبکه‌ای از سایت‌هاست که هر کدام می‌تواند تعدادی حالت یا وضعیت داشته باشد. در هر سایت یک اتوماتا با حالات محدود قرار دارد. در حالت یک بعدی، هر سایت دو همسایه نزدیک به خود دارد. در این حالت، وضعیت سایت i در زمان $t+1$ یعنی $a_i^{(t+1)}$ مطابق (۱) به دست می‌آید

$$a_i^{(t+1)} = \phi(a_{i-1}^{(t)}, a_i^{(t)}, a_{i+1}^{(t)}) \qquad (1)$$

تابع ϕ را قانون اتوماتا می‌نامند.

بنابراین به طور خلاصه اتوماتا یک مدل انتزاعی است که تعداد محدودی عمل را می‌تواند انجام دهد. ماشین بدون هیچ دانشی درباره اقدام بهینه و فقط بر حسب احتمال یکسان برای تمام اقدامات خود، شروع به یافتن پاسخ مسأله می‌نماید. یک اقدام ماشین به صورت تصادفی انتخاب شده و بر محیط اعمال می‌گردد. هر عملی که انجام می‌شود توسط آن محیط ارزیابی می‌گردد و پاسخی به آن برگردانده می‌شود. ماشین با استفاده از این پاسخ، احتمال اقدامات را بر طبق الگوریتم یادگیری به‌روز نموده و عمل بعدی خود را انتخاب می‌کند [۵۴]. در طی این فرایند اتوماتا یاد می‌گیرد که چگونه بهترین عمل را انتخاب نماید تا بیشترین پاداش را از محیط بگیرد. هدف نهایی آن است که اتوماتا یاد بگیرد تا از بین اعمال خود بهترین را انتخاب کند. بهترین عمل، آن است که احتمال دریافت پاداش از محیط را به حداکثر برساند [۵۵]. اتوماتای تصادفی که به صورت فوق در جهت افزایش کارایی خود عمل کند، یک اتوماتای یادگیر تصادفی نامیده می‌شود. از اتوماتای یادگیر به عنوان یک روش از یادگیری تقویتی یاد شده است. ایده طراحی یک سیستم یادگیر، تضمین ارائه رفتاری پایدار بدون داشتن دانش کامل درباره سیستم یا محیط مورد نظر می‌باشد. یک ویژگی مهم سیستم‌های یادگیر، توانایی بهبود کارایی خود با گذشت زمان است. به بیان ریاضی می‌توان گفت که هدف یک سیستم یادگیر بهینه‌سازی وظیفه‌ای است که کاملاً شناخته‌شده نیست [۵۶] لذا هر اتوماتای یادگیرنده از دو بخش تشکیل می‌گردد:

۱) ماشینی با تعداد محدود از عملیات و محیطی احتمالی که با آن در تعامل هستند.

۲) الگوریتم یادگیری که به وسیله آن اتوماتا یاد می‌گیرد بهترین عمل را انجام دهد.

این توصیف از سیستم را می‌توان به صورت ریاضی با یک پنج‌تایی $SA \equiv \{\alpha, \beta, F, G, \phi\}$ بیان نمود که در آن:

مجموعه اقدامات و اعمال[1] اتوماتا: $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_n\}$

مجموعه ورودی‌های اتوماتا: $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_n\}$

F تابعی که با استفاده از پاسخ محیط، وضعیت کنونی را به وضعیت جدید نگاشت می‌دارد (این تابع، الگوریتم یادگیر ماشین است): $F \equiv \phi \times \beta \rightarrow \phi$

G تابع خروجی که وضعیت کنونی را به خروجی بعدی انتقال می‌دهد: $G \equiv \phi \rightarrow \alpha$

مجموعه وضعیت‌های داخلی اتوماتا: $\phi_{(H)} \equiv \{\phi_1, \phi_2, \ldots, \phi_k\}$

اگر توابع F و G به صورت قطعی[2] تعریف شده باشند ماشین را اتوماتای قطعی گویند. در چنین حالتی با داشتن وضعیت فعلی آن و ورودی، می‌توان وضعیت بعدی و خروجی را به طور قطعی تعیین نمود. اگر توابع F و G احتمالی[3] باشند ماشین را اتوماتای احتمالی می‌نامند. در چنین حالتی تنها می‌توان احتمال وضعیت بعدی و خروجی بعدی ماشین را تعیین نمود. اتوماتای احتمالی خود به دو دسته تقسیم می‌گردد: اتوماتای احتمالی با ساختار ثابت[4] و اتوماتای احتمالی با ساختار متغیر[5]. در اولی احتمالات در عملیات اتوماتا ثابت هستند حال آن که در ساختار متغیر، این احتمال در هر مرحله به روز می‌شود [۵۷].

از سوی دیگر محیط احتمالی را می‌توان به صورت ریاضی با یک سه‌تایی $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$ بیان نمود:

مجموعه ورودی‌های محیط: $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_r\}$

مجموعه خروجی‌های محیط: $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_r\}$

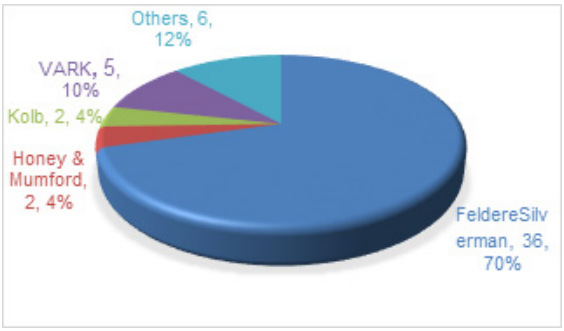
مجموعه احتمالات جریمه‌شدن: $c \equiv \{c_1, c_2, \ldots, c_r\}$

ورودی محیط یکی از چند اعمالی است که خروجی اتوماتا انجام می‌دهد و بدان اعمال می‌کند. هر گاه این خروجی (β_i) به صورت پاسخ دودویی[6] باشد، محیط از نوع P-Model نامیده می‌شود. معمولاً در چنین محیطی $\beta_i = 1$ به عنوان جریمه یا شکست و $\beta_i = 0$ به عنوان پاداش یا موفقیت در نظر گرفته می‌شود. اما اگر این پارامتر یکی از مقادیر در فاصله صفر و یک را به صورت گسسته انتخاب کند، محیط آن

1. Action
2. Deterministic
3. Stochastic
4. Fixed Structure
5. Variable Structure
6. Binary Response

Archive of SID

www.SID.ir



شکل ۱: مقایسه میزان نظریه‌های سبک یادگیری به کار رفته در محیط یادگیری وفقی [۶۱].

Q-Model نامیده می‌شود. مقادیر c یعنی احتمالات جریمه‌شدن به صورت $c_i = \text{Prob}[\beta(H) = 1/\alpha(n) = \alpha_i]; i = \{1,2,\ldots,r\}$ تعریف می‌شوند. c_i یعنی احتمال آن که عمل α_i نتیجه نامطلوب[1] داشته باشد. در یک محیط پایدار[2] مقادیر c_i بدون تغییر باقی می‌مانند حال آن که در یک محیط ناپایدار[3] این مقادیر در طی زمان تغییر می‌کنند. الگوریتم یادگیری T ماشین به صورت $P(n+1) = T(p(n), \alpha(n), \beta(n))$ نشان داده می‌شود. ایده اساسی و استاندارد در تمام الگوریتم‌های یادگیری بدین صورت است که اگر اتوماتای تصادفی عمل α_1 را در مرحله nام انتخاب نموده و پاسخ مطلوب از محیط دریافت نماید، احتمال $p_i(n)$ افزایش و سایر احتمالات کاهش می‌یابد. برای پاسخ نامطلوب، $p_i(n)$ کاهش و سایر احتمالات افزایش می‌یابد. در هر حال، تغییرات به گونه‌ای صورت می‌پذیرد که حاصل جمع $p_i(n)$ ها همواره ثابت و برابر واحد بماند. تغییر احتمال اقدامات به صورت زیر می‌باشد:

۱) پاسخ مطلوب طبق (۲) محاسبه می‌شود

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= p_i(n) + \sum_{j=1, j\neq i}^{r} f_j[p_j(n)] \\ p_j(n+1) &= p_j(n) - f_j[p_j(n)] \ , \ \forall j \ \ j \neq i \end{aligned} \qquad (۲)$$

۲) و پاسخ نامطلوب طبق (۳) به دست می‌آید

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= p_i(n) + \sum_{j=1, j\neq i}^{r} g_j[p_j(n)] \\ p_j(n+1) &= p_j(n) - g_j[p_j(n)] \ , \ \forall j \ \ j \neq i \end{aligned} \qquad (۳)$$

توابع f_j و g_j به ترتیب به نام توابع پاداش[4] و جریمه[5] بوده و غیر منفی منفی و مخالف صفر می‌باشند

$$f_i[p_j(n)] = a p_j(n) \ , \ 0 < a < 1 \qquad (۴)$$

$$g_j[p_j(n)] = \frac{b}{r-1} - b p_j(n) \ , \ 0 \leq b < 1 \qquad (۵)$$

در این روابط، a پارامتر پاداش و b پارامتر جریمه است [۵۵] و [۵۶]. حالت دیگر ماشین وقتی است که محیط تصادفی نبوده و قطعی باشد. در این صورت کافی است که اتوماتا تمام اعمال تعریف‌شده در خود را انجام دهد تا آن عملی را بیابد که حداکثر پاداش را دارد. نتیجه آن که ارتباط بین اتوماتا و محیط به همراه الگوریتم‌های یادگیری، اتوماتای یادگیرنده را تشکیل می‌دهد. شرایط اولیه و مجموعه احتمالات جریمه‌شدن از محیط، دو عامل مهم و مؤثر بر کارایی یک اتوماتا می‌باشد. شرایط اولیه می‌تواند بردار احتمال عمل اولیه و یا وضعیت اولیه باشد. احتمالات جریمه‌شدن نیز معمولاً ناشناخته هستند ولی در برخی کاربردها تا حدودی در مورد آنها اطلاع وجود دارد. با تمام نقاط قدرت این مدل، اشکالاتی نیز بر آن وارد است. تعیین فرم قطعی قوانین مورد نیاز برای یک کاربرد خاص اولین اشکال است. یعنی تشخیص این که برای رسیدن به یک هدف خاص در قانون ماشین چه حالت و تابعی قرار گیرد، سخت می‌باشد. از طرفی تمام قوانین مطرح‌شده در اتوماتای سلولی مجاز به استفاده نیستند و بررسی خود این شرط نیز در بعضی موارد آسان نیست. دومین اشکال آن است که این ابزار برای مدل‌کردن سیستم‌هایی مناسب است که قطعیت در تغییر حالات آنها وجود داشته باشد. از طرفی اغلب سیستم‌هایی که توسط این ابزار مدل می‌شوند، سیستم‌های پیچیده‌ای هستند که دو ویژگی عمده در آنها به چشم می‌خورد. یکی نویزهایی که در سیستم وارد می‌شود و دوم عدم قطعیت و احتمالی‌بودن سیستم. بدین ترتیب برای چنین سیستم‌هایی وضع قوانین به صورت قطعی، منطقی به نظر نمی‌رسد.

۵- نوآوری تحقیق جهت رفع چالش کاربر گوسفند خاکستری

در این بخش روش پیشنهادی مقاله به صورت تطابق سبک یادگیری با مشخصه صفحات آموزشی شرح داده می‌شود. گرچه شروع سرد[6] [۵۸] و و پراکندگی[7] [۲۶] از مهم‌ترین مشکلات کلی مطرح‌شده در سیستم‌های پیشنهاددهنده به صورت عام هستند اما کاربرد این سیستم‌ها در تکنولوژی پیشرفته یادگیری، چالش کاربرانی را دارد که دارای علایق و شیوه خاص خود بوده و پیشنهادهای ارائه‌شده به دیگران، لزوماً برای آنها مناسب نیست. از این کاربران به کاربر گوسفند خاکستری یاد شده است [۱۱] و [۵۹]. به منظور رفع این مشکل برای ارائه پیشنهاد مناسب با نیاز کاربر، ایده تطابق سبک یادگیری وی، با صفحات آموزشی وب استخراج‌شده مناسب و با توجه به مشخصه‌های موجود در آنها را ارائه کرده‌ایم. از آنجا که سبک یادگیری هر فرد منحصر به فرد است [۶۰] راه حل مطرح‌شده می‌تواند راهکار مناسبی باشد.

نوآوری و کارهای انجام‌شده برای این پژوهش طی مراحل زیر صورت پذیرفته است:

- طراحی و پیاده‌سازی سایتی برای تعیین سبک یادگیری کاربر.
- تعیین صفحات مناسب آموزشی به صورت الگو و نمونه و تعیین مشخصات استخراجی لازم از آنها.
- ارائه فرمولی برای رتبه‌بندی صفحات بر اساس سبک یادگیری.
- طراحی الگوریتمی برای مراحل خزش، پالایش و آماده‌سازی صفحات وب بر اساس ایده فرمول رتبه‌بندی ارائه‌شده.
- تعیین الگوریتم اتوماتا برای یادگیری سیستم
- طراحی و پیاده‌سازی سیستم پیشنهاددهنده منابع آموزشی بر اساس الگوریتم و روش پیشنهادی.
- عملیاتی‌نمودن سیستم در محیط آکادمی برای دو ترم تحصیلی جهت اخذ بازخورد از مناسب‌بودن سیستم و ارزیابی.

در ادامه موارد فوق شرح داده می شوند.

با توجه به استفاده گسترده از سبک یادگیری فلدر- سیلورمن در سیستم‌های یادگیری تطبیقی [۶۱] (شکل ۱) با طراحی وب سایتی برای

1. Unfavorable
2. Stationary
3. Non-Stationary
4. Reward
5. Penalty
6. Cold Start
7. Sparsity

Archive of SID

www.SID.ir

جدول ۱: تطابق سبک یادگیری با صفحه وب آموزشی بر حسب فاکتور مفیدبودن.

		ابعاد سبک یادگیری فلدر سیلورمن							
		فهم		پردازش		ادراک		ورودی	
		ترتیبی	کلی	بازتابی	فعال	حسی	شهودی	بصری	کلامی
ویژگی صفحات آموزشی	چالش و مباحثه	۰	۰	۰/۵	۱	۰/۵	۱	۰/۵	۱
	تمرین	۰/۵	۰	۰/۵	۱	۰/۵	۱	۰/۵	۱
	گراف، تصویر، دیاگرام، ویدئو	۰/۵	۱	۰/۵	۰	۱	۰/۵	۱	۰
	صوت و گفتار	۰	۰/۵	۱	۰	۰	۰/۵	۰	۱
	مشاهده و آزمایش	۰/۵	۰	۰/۵	۱	۱	۰/۵	۱	۰
	طرح درس	۰/۵	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰/۵
	خودآزمایی و آزمون	۰/۵	۰	۰	۰/۵	۰	۰	۰	۰
	شبیه‌سازی	۰	۰/۵	۰	۱	۱	۰	۱	۰
	اسلاید	۰/۵	۱	۰/۵	۰	۰/۵	۰/۵	۱	۰/۵
	جدول	۰/۵	۰/۵	۰	۰	۰/۵	۰	۱	۰/۵
	متن	۱	۰/۵	۱	۰/۵	۰	۰/۵	۰	۱

کاربر، امکانی فراهم شده تا سبک یادگیری‌اش با روش ILS [۶۲] محاسبه شود.

هدف از ارائه اشیای آموزشی مناسب با نیاز کاربر، سهولت‌بخشی در یادگیری است. شناخت ترجیحات کاربر از مدل وی به دست می‌آید و در این میان، محتوای ارائه نیز نقش مهمی ایفا می‌نماید. شیء آموزشی باید اهداف آموزش را پوشش داده و ابزاری برای بیان آن باشد، بنابراین باید بر طبق خصوصیت هر بعد یادگیری، رسانه و محتوای مناسب آن ارائه شود. این یک رابطه یک به چند است. به هر بعد از سبک یادگیری می‌توان چند راهبرد آموزشی درخور آن را اختصاص داد. به عنوان مثال به فراگیر حسی باید محتوای عملی و تمرین و متد حل مسئله را عرضه نمود. مشکلی را برای وی مطرح نمود و با روش سؤال و جواب وی را به چالش حل آن سوق داد. لذا تطبیق سبک تدریس و ارائه اشیای آموزشی متناسب با سبک یادگیری فراگیر موجب تقویت انگیزه یادگیری و پیشرفت آموزشی وی می‌شود [۶۳]. لذا برای تعیین اشیای آموزشی مناسب و استخراج مشخصه‌های آنها، حدود شصت وب سایت متن باز آموزشی یا OCW[1] مورد بررسی قرار گرفته و از آنها سایت‌های مناسب و صفحات لازم انتخاب گردیدند.

در ادامه فرمولی برای رتبه‌بندی این صفحات، طبق ایده مطرح‌شده، ارائه گردید. بدین منظور مشخصه و پارامترهایی به شرح زیر تعریف شدند:

۱) کلیه اطلاعات قابل استخراج از صفحات را ویژگی عمومی صفحه (GPF)[2] می‌نامیم. نمونه‌ای از این ویژگی‌ها عبارتند از:

- Page Publisher and Page Title
- Primary and Subsidiary Subject
- Course Educational Level (Graduate, Undergraduate, etc).
- Visit Rate
- Publish Date
- Weighted In-Link from other sites
- Popularity of Page computed by Alexa Ranking
- The Number of Pages on the website
- Some Demographic Info (such as words count)

۲) از میان مشخصات فوق، دسته‌ای از اطلاعات مختص صفحات آموزشی هستند. این گروه ویژگی صفحه آموزشی (EPF)[3] نامیده شد.

۳) با توجه به مطالعه، جمع‌بندی و استخراج نتایج حاصل از تحقیقات تکنولوژی آموزشی، در مورد مناسب‌بودن نوع شیء آموزشی به هر بعد از سبک یادگیری کاربر، فاکتور مفیدبودن[4] بر طبق جدول ۱ استخراج و تعیین گردید.

در این جدول، عدد صفر به منزله بی‌تأثیربودن، یک به معنی بیشترین تأثیر و نیم حالت تعادل و میانه را برای مفیدبودن شیء آموزشی مورد نظر برای بعد سبک متناظر خود دارد. برای مثال گراف، تصویر، دیاگرام، ویدئو برای فرد کلامی تأثیر صفر دارد در حالی که اشیای حاوی این ویژگی برای فرد بصری بیشترین تأثیر را با ضریب یک خواهند داشت. پس از تعریف و مشخص‌شدن پارامترهای فوق، رتبه‌بندی صفحه P_j برای کاربر U_i بر حسب (۶) محاسبه می‌گردد

$$UPR(U_i.P_j)=\sum_{k=1}^{\wedge} D_{k_{U_i}} \times \left(\sum_{l=1}^{EPF_s no}[EPFS(P_j.EPF_l)\times GF(EPF_l.D_k)]\right) \quad (۶)$$

در فرمول فوق داریم:

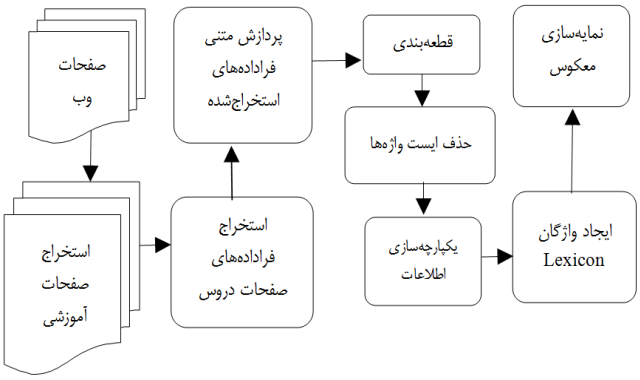
- $UPR(U_i.P_j)$ میزان رتبه‌بندی کاربر U_i به صفحه P_j.
- $D_{k_{U_i}}$ میزان بعد سبک یادگیری محاسبه‌شده برای کاربر U_i (مثلاً $D_{۱_{U_i}}=۰/۷$ نشان می‌دهد که کاربر iام، فردی با بعد کلامی ۷۰٪ است).
- $EPFS(P_j.EPF_l)$ میزان درصد از ویژگی شیء آموزشی مورد نظر EPF_l در صفحه P_j (مثلاً $EPFS(P_j.EPF_۲)=۰/۷$ نشان می‌دهد که ۷۰٪ صفحه j ام شامل تمرین است).
- $GF(EPF_l.D_k)$ مفیدبودن EPF_l برای بعد سبک یادگیری متناظر D_k (میزان کمی این پارامتر از اعداد جدول ۱ به دست می‌آید).

مجموع حاصل‌ضرب‌های میزان ویژگی یک شیء آموزشی، در ضریب

1. Open Courseware
2. General Page Feature
3. Educational Page Feature
4. Goodness Factor

Archive of SID

www.SID.ir



شکل ۲: پیشپردازش صفحات آموزشی دروس یا پردازش برون‌خط.

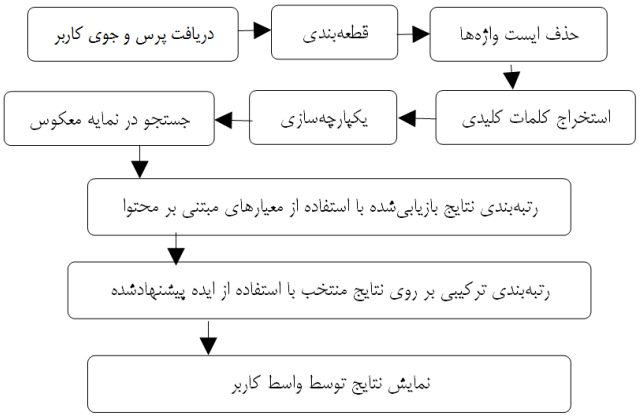
تأثیر آن، برای هر بعد از سبک یادگیری، رتبه آن صفحه را برای کاربر به دست می‌آورد اما این عدد حاصل از پروفایل کاربر است. در حالت کلی صفحه را می‌توان با روش‌های موجود نیز رتبه‌بندی نمود. لذا $GPR(P_j)$ رتبه کلی و مستقل از پروفایل صفحه P_j نیز محاسبه می‌گردد. نهایتاً رتبه مناسب صفحه مزبور بر حسب یک تابع از اعداد به دست آمده در محاسبات فوق، برای ارائه و پیشنهاد به کاربر مشخص می‌شود.

در مرحله بعد برای یادگیری سیستم در تولید نتایج بهینه از اتوماتای یادگیر استفاده شده است. الگوریتم نوشته‌شده برای هر OCW یک سلول اتوماتای سیستم را شکل می‌دهد. سلول‌ها به صورت موازی خزش و استخراج اطلاعات خود را انجام داده و نتایج خروجی را ثبت می‌نمایند. هر کدام از بازخورد و کلیک کاربر بر پیشنهادات ارائه‌شده معیار پاداش یا جریمه خروجی سیستم خواهند بود. اگر کاربر برای مشاهده محتوای شیء آموزشی پیشنهادشده بر لینک آن کلیک نماید به میزان شش امتیاز پاداش دریافت می‌دارد. در غیر این صورت تعداد ستاره نرخ‌گذاری شده از سه تا پنج به عنوان معیار پاداش در نظر گرفته می‌شوند. امتیازدهی یک و دو ستاره به منزله مناسب‌نبودن پیشنهاد محسوب گردیده و سیستم از خروجی خود به ترتیب یک و دو دهم جریمه دریافت می‌دارد.

با توجه به فرمول رتبه‌بندی پیشنهادی، توابع نگاشت ورودی و خروجی اتوماتا قطعی بوده، لذا اتوماتای پیاده‌سازی شده از نوع قطعی است و با توجه به به استقلال OCWها، مستقلاً از حالت قبلی خود یادگیری دارند. از آنجا که اقدام بعدی سیستم ثابت نیست و بر طبق روش یادگیری پیشنهادی به روز می‌شود، اتوماتا از نوع ساختار متغیر است. همچنین از آنجا که بازخورد کاربر دو مقداری نیست، سیستم از نوع Q-model است.

برای دریافت پرس و جوی کاربر نیز وب سایتی طراحی گردیده است. کاربر با ثبت نام در آن اطلاعات مربوط به سبک یادگیری خود را اعمال می‌نماید و سپس با دریافت پرس و جوی وی، تعدادی از صفحات آموزشی مناسب انتخاب می‌شوند. فرمول ارائه‌شده برای رتبه‌بندی آنها اعمال شده و نتایج پیشنهادات برای ارائه و انتخاب به کاربر نمایش داده می‌شوند. جهت سنجش کیفیت پیشنهادات، از کاربر بازخورد گرفته می‌شود. بدین منظور پیشنهادات در دو شکل، یکی با الگوریتم مطرح‌شده و دیگری با خروجی الگوریتم لوسین [۶۴] به کاربر نمایش داده می‌شوند تا وی بتواند با استفاده از فراداده ارائه‌شده و کلیک و پیمایش آنها میزان مناسب‌بودن منبع آموزشی را بازخورد دهد.

پردازش اطلاعات توسط موتور هوشمند سیستم در دو فاز انجام می‌شود. بخش ۱ شامل پردازش برون خط است که در آن مستندات وب شامل صفحات آموزشی، برای انتخاب ارائه و پیشنهاددهی، پیش‌پردازش و آماده‌سازی می‌شوند. داده‌های صفحات اشیای آموزشی باید سازگار و یکپارچه شوند تا اطلاعات معنایی مورد نیاز برای تصمیم‌گیری از آنها



شکل ۳: پیش‌پردازش پرس و جوی کاربر یا پردازش برخط.

استخراج گردد. لذا کاوش محتوای اسناد وب تأثیر ویژه‌ای در ارائه پیشنهاد مناسب دارد. در این فاز باید با انتخاب مدل مناسب، محتوای اشیای آموزشی را در یک ساختار داده مناسب برای پردازش‌های بعدی آماده نمود. ورودی این بخش صفحات وب آموزشی و خروجی آن نمایه معکوسی از واژگان کلیدی می‌باشد. شکل ۲ شمایی از این پیش‌پردازش را نشان می‌دهد.

اولین مرحله این فرایند خزش و اخذ صفحات مورد نظر است. سپس بر اساس نمادهای جداکننده، اسناد به جملات شکسته‌شده و توکن‌های مورد نظر از آن استخراج می‌گردد. قطعه‌بند واحدی است که این وظیفه را بر عهده دارد. در این مرحله همچنین ایست واژه‌ها حذف می‌شوند. کلمات کلیدی مورد نظر در صورت لزوم برچسب می‌گیرند و در نهایت یک نمایه معکوس از این کلمات ایجاد می‌گردد. از سوی دیگر تحلیل و اجرای پرس و جوهای کاربر، پردازش برخط را تشکیل می‌دهد. پرس و جوی کاربر نیز نیاز به پردازش دارد. کاربر پرس‌وجوی خود را به زبان طبیعی بیان می‌دارد لذا از کارهای مهم واحد پردازش پرس‌وجو، عملیات پردازش زبانی بر آن مانند نرمال‌سازی و بسط پرس‌وجو می‌باشد. مراحل این پردازش در شکل ۳ بیان شده است.

بعد از پردازش پرس و جو و اخذ نتایج مرتبط از واحد نمایه‌ساز، عمل رتبه‌بندی با استفاده از اطلاعات حاصل، توسط واحد نمایه‌ساز، گراف تهیه‌شده توسط خزش‌گر و مدل کاربر صورت می‌گیرد. واسط کاربر گرافیکی نتایج پرس و جوی وی را به نمایش می‌گذارد. مراحل فوق در قالب کلاس‌هایی به زبان جاوا پیاده‌سازی شده‌اند.

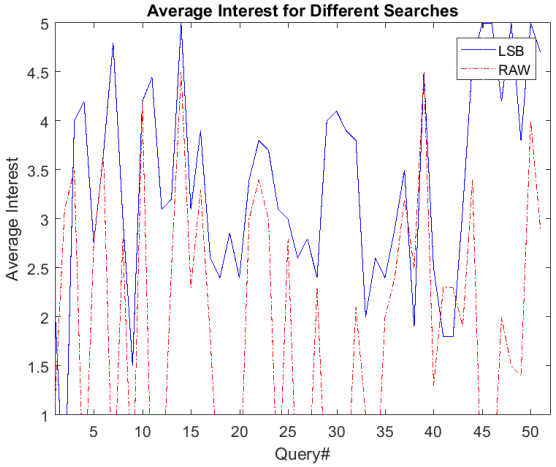
هر کلاس وظیفه انجام عملیت الگوریتم هوشمند را بر سلول‌ها یا صفحات وب بر عهده دارند. از سوی دیگر سایت دیگری برای سنجش میزان سبک یادگیری بر اساس نظریه فلدر سیلورمن طراحی و در اختیار قرار داده شده است. نتایج خروجی همراه با مفیدترین فراداده تحلیل‌شده توأم گردیده تا کاربر بتواند بهترین تصمیم را در بازخورد انعکاسی از نتایج پیشنهادها به سیستم برگرداند. این بازخورد به صورت نرخ‌گذاری پنج‌ستاره‌ای صورت می‌پذیرد.

۶- ارزیابی سیستم

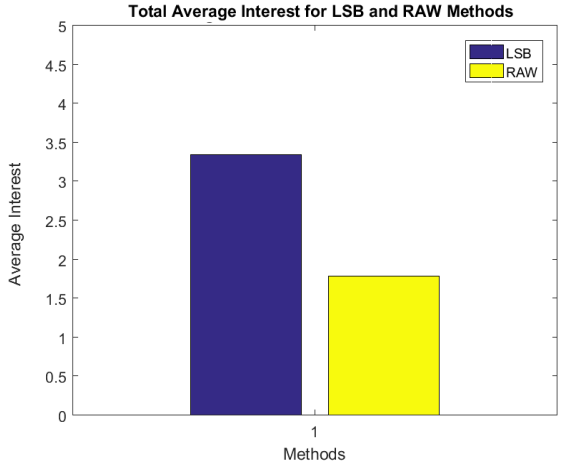
برای تعیین کیفیت روش پیشنهادی، باید معیارها و رویکردهای استانداردی را مورد استفاده قرار داد تا با توجه به آنها، راه حل و ایده ارائه‌شده با دیگر روش‌های استاندارد موجود، مقایسه و مورد ارزیابی قرار گیرد. هدف ارزیابی، اندازه‌گیری یک خاصیت مشخص یا نتیجه و اثر سیستم پیشنهاددهنده است. در [۶۵] روش‌های مطرح در کاربرد تکنولوژی یادگیری پیشرفته به طور مبسوط بیان گردیده و متدهای متنوع ارزیابی

Archive of SID

www.SID.ir



شکل ۴: میانگین نظرات کاربران از پرس و جوهای مختلف.



شکل ۵: مقایسه میانگین کل نظرات کاربران از پرس و جوهای مختلف.

ارائه‌شده بین سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۴ بررسی شده است. در این بررسی، ۲۳۵ مقاله از کنفرانس، کارگاه آموزشی، ژورنال و کتاب‌های مرتبط با موضوع انتخاب شده‌اند. مقالات منتخب از نظر کمی و بر اساس پارامترهایی چون نوع متدولوژی، موضوع ارزیابی و اثرات اندازه‌گیری‌های انجام‌شده بر آنها مورد تحلیل قرار گرفته‌اند. در این مقاله نیز تأکید شده که اغلب روش‌های به کار رفته در دیگر کاربردها (مثل تجارت الکترونیک) در موضوع تکنولوژی پیشرفته یادگیری نیز مورد استفاده قرار می‌گیرند اما با توجه به اهداف یادگیری، پارامترهای دیگری را نیز باید مد نظر قرار داد. بر خلاف زمینه‌های دیگر، مجموعه داده و رویه استاندارد برای ارزیابی این سیستم‌ها در کاربرد تکنولوژی پیشرفته یادگیری وجود ندارد [۶۶]. بر اساس تقسیم‌بندی مقاله مزبور، یک ارزیابی از سه منظر قابل انجام و برآورد است:

۱) اندازه‌گیری عملکرد و کارایی الگوریتم سیستم (کمیت‌هایی نظیر محاسبه زمان اجرا یا پیش‌بینی سرعت الگوریتم پیشنهادی در تولید پیشنهادات).

۲) اندازه‌گیری اثرات کاربر- محور[1] (پارامترهایی همچون ترجیحات کاربر یا رضایت وی از سیستم، اعتماد کاربر از سیستم، درک تازگی، تنوع و ارائه پیشنهادهای غیر مترقبه و مفید به کاربر).

۳) اندازه‌گیری کارایی و اثرات بر یادگیری (مثلاً با میزان برانگیختگی و تشویق کاربر سنجیده می‌شود).

همان گونه که بیان شد کاربر پیشنهادهای ارائه‌شده به وی را با خروجی پیشنهادهای الگوریتم لوسین مقایسه نموده و نتیجه را به سیستم بازخورد می‌دهد. کاربر با مشاهده اطلاعات جانبی دیگر در مورد هر منبع پیشنهادشده، نظر خود را برای آن به صورت جداگانه ثبت می‌نماید. سیستم در محیط رسمی آموزشی به دانشجویان فنی مهندسی و علوم پایه برای کار و تحلیل نتایج معرفی شده است. نتایج نظرات نرخ‌گذاری برای چهل پرس و جوی متمایز بر طبق روش میانگین متوسط دقت یا MAP[2] برای مقایسه بین الگوریتم پیشنهادی با لوسین، در شکل ۴ و میانگین کل آنها در شکل ۵ آمده است. در این نمودار منظور از LSB نظرات به الگوریتم پیشنهادی و منظور از RAW نظرات به خروجی الگوریتم لوسین است.

میانگین متوسط دقت یا MAP برای هر پرس و جو به عنوان میانگین مقادیر P@nها برای همه اسناد مرتبط تعریف می‌شود [۶۷].

1. User-Centric
2. Mean Average Precision

همان گونه که در شکل مشخص است بر حسب ارزیابی بازخورد داده‌شده از جستجوهای صورت‌پذیرفته، میانگین علاقه کاربران از پیشنهادها با فرمول رتبه‌بندی و ایده مطرح‌شده، نسبت به یک روش متعارف کلی مثل الگوریتم لوسین، بالاتر بوده است.

۷- نتیجه‌گیری

در این پژوهش سعی شد تا ضمن بیان مفاهیم مربوط به کاربر سیستم‌های پیشنهاددهنده در تکنولوژی پیشرفته یادگیری، روشی برای غلبه بر چالش مطرح در این سیستم‌ها معروف به کاربر گوسفند خاکستری ارائه گردد. در روش پیشنهادی از یک طرف با استخراج اطلاعات معنایی از صفحات وب، صفحات آموزشی مناسب از سایت‌های درس‌افزار متن باز، استخراج و طبق فرمول پیشنهادی، رتبه‌بندی شده و از سوی دیگر با استخراج خصوصیت کاربر، صفحات مناسب به وی ارائه و پیشنهاد می‌گردد. در روش به کار رفته هر صفحه وب یک سلول از اتوماتا را شامل می‌شود. سلول‌ها از یک الگوریتم اتوماتای یادگیر برای پیشنهاددهی استفاده می‌کنند. سابقه قبلی صفحه کاندید برای پیشنهاد، شامل بازخورد کاربر به آن است که این معیار پاداش یا جریمه اتوماتا قرار می‌گیرد. سیستم در یک محیط رسمی آموزشی مورد بررسی دانشجویان قرار گرفت. نتایج بازخورد آنها نشان از مناسب‌بودن پیشنهادهای ارائه‌شده توسط ایده مطرح‌شده نسبت به خروجی الگوریتم لوسین دارد. سیستم مزبور به عنوان یک موتور جستجوی منابع اموزشی قابلیت استفاده در محیط‌های آکادمیک را دارد. حتی این ایده برای دیگر کاربردهای سیستم‌های پیشنهاددهنده نیز قابلیت تعمیم دارد.

مراجع

[1] M. J. Hannafin and J. Hill, "Resource-based learning," in *Handbook of Research on Educational Communications and Technology*, vol. 3, pp. 525-536, 2007.

[2] W. Chen, Z. Niu, X. Zhao, and Y. Li, "A hybrid recommendation algorithm adapted in e-learning environments," *World Wide Web*, vol. 17, pp. 271-284, 2014.

[3] B. Mobasher, "Web usage mining and personalization," In *Practical Handbook of Internet Computing,* Munindar P. Singh, ed., CRC Press. 2005, pp. 2-31.

[4] O. C. Santos and J. G. Boticario, "Modeling recommendations for the educational domain," *Procedia Computer Science*, vol. 1, pp. 2793-2800, 2010.

[5] R. Sikka, A. Dhankhar, and C. Rana, "A survey paper on e-learning recommender system," *International J. of Computer Applications*, vol. 47, no. 9, pp. 27-30, Jun. 2012.

Archive of SID

www.SID.ir

[6] J. Lu, D. Wu, M. Mao, W. Wang, and G. Zhang, "Recommender system application developments: a survey," *Decision Support Systems*, vol. 74, pp. 12-32, Jun. 2015.

[7] M. Tadlaoui, K. Sehaba, and S. George, "Recommendation of learning resources based on social relations," in *Proc. of the 7th Int. Conf. on Computer Supported Education*, *CSEDU'15,* 8pp., Lisbon, Portugal, May. 2015.

[8] P. Resnick and H. R. Varian, "Recommender systems," *Communications of the ACM*, vol. 40, no. 3, pp. 56-58, Mar. 1997.

[9] M. Kunaver and T. Pozrl, "Diversity in recommender systems-a survey," *Knowledge-Based Systems*, vol. 123, pp. 154-162, May 2017.

[10] J. Bobadilla, A. Hernando, F. Ortega, and J. Bernal, "A framework for collaborative filtering recommender systems," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, no. 12, pp. 14609-14623, Nov./Dec. 2011.

[11] X. Su and T. M. Khoshgoftaar, "A survey of collaborative filtering techniques," *Advances in Artificial Intelligence*, vol. 2009, p. 4, 2009.

[12] M. J. Pazzani and D. Billsus, "Content-based recommendation systems," in the Adaptive Web, Ed: Springer, pp. 325-341, 2007.

[13] P. Lops, M. De Gemmis, and G. Semeraro, "Content-based recommender systems: State of the art and trends," in Recommender systems handbook, Ed: Springer, 2011, pp. 73-105.

[14] R. Burke, "Hybrid recommender systems: survey and experiments," *User Modeling and User-Adapted Interaction*, vol. 12, no. 4, pp. 331-370, Nov. 2002.

[15] R. Burke, "Hybrid web recommender systems," in the adaptive web, ed: Springer, pp. 377-408, 2007.

[16] H. Drachsler, Navigation support for learners in informal learning networks, 2009.

[17] K. Wei, J. Huang, and S. Fu, "A survey of e-commerce recommender systems," in *Proc. Int. Conf. on Service Systems and Service Management*, 5 pp., Chengdu, China, 9-11 Jun. 2007.

[18] J. B. Schafer, J. Konstan, and J. Riedl, "Recommender systems in e-commerce," in *Proc. of the 1st ACM Conf. on Electronic Commerce*, pp. 158-166, Denver, CL, USA, 3-5 Nov. 1999.

[19] W. Xiao, S. Yao, and S. Wu, "Improving on recommend speed of recommender systems by using expert users," in *Proc. Control and Decision Conf., CCDC'16*, 2016 Chinese, pp. 2425-2430, Yinchuan, Chin,a 28-30 May 2016.

[20] A. Edmunds and A. Morris, "The problem of information overload in business organisations: a review of the literature," *International J. of Information Management*, vol. 20, no. 1, pp. 17-28, Feb. 2000.

[21] D. Fonseca, R. T. Kompen, E. Labrador, and E. Villegas, "Technology-enhanced learning: good educational practices," *Global Implications of Emerging Technology Trends*, 93-114, 22 pp., Jan. 2018.

[22] S. Graf, "Adaptivity in learning management systems focussing on learning styles," Vienna University of Technology, 2007.

[23] F. Ricci, L. Rokach, and B. Shapira, Introduction to recommender systems handbook: Springer, 2011.

[24] N. Manouselis, H. Drachsler, R. Vuorikari, H. Hummel, and R. Koper, "Recommender systems in technology enhanced learning," Recommender Systems Handbook, Ed: Springer, pp. 387-415, 2011.

[25] N. Manouselis and C. Costopoulou, "Analysis and classification of multi-criteria recommender systems," *World Wide Web*, vol. 10, no. 4, pp. 415-441, Dec. 2007.

[26] G. Adomavicius and A. Tuzhilin, "Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions," *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering,* vol. 17, no. 6, pp. 734-749, Jun. 2005.

[27] D. H. Park, H. K. Kim, I. Y. Choi, and J. K. Kim, "A literature review and classification of recommender systems research," *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no. 11, pp. 10059-10072, Sept. 2012.

[28] L. Lu, M. Medo, C. H. Yeung, Y. C. Zhang, Z. K. Zhang, and T. Zhou, "Recommender systems," *Physics Reports*, vol. 519, no. 1, pp. 1-49, Oct. 2012.

[29] N. Manouselis, H. Drachsler, K. Verbert, and O. C. Santos, *Recommender Systems for Technology Enhanced Learning: Research Trends and Applications*: Springer Science & Business Media, 2014.

[30] N. Manouselis, H. Drachsler, K. Verbert, and E. Duval, *Recommender Systems for Learning:* Springer Science & Business Media, 2012.

[31] K. Verbert, N. Manouselis, X. Ochoa, M. Wolpers, H. Drachsler, I. Bosnic, *et al.*, "Context-aware recommender systems for learning: a survey and future challenges," *IEEE Trans. on Learning Technologies*, vol. 5, no. 4, pp. 318-335, Dec. 2012.

[32] G. Adomavicius and A. Tuzhilin, *Context-Aware Recommender Systems*, in Recommender Systems Handbook, Ed: Springer, pp. 217-253, 2011.

[33] M. Talabeigi, R. Forsati, and M. R. Meybodi, "A dynamic web recommender system based on cellular learning automata," in *Proc. 2nd Int. Conf. on Computer Engineering and Technology, ICCET'10*, vol. 7, pp. 755-761, 16-18 Apr. 2010.

[34] M. Talabeigi, R. Forsati, and M. R. Meybodi, "A hybrid web recommender system based on cellular learning automata," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Granular Computing, GrC'10,* pp. 453-458, San Jose, CA, USA, 14-16 Aug. 2010.

[35] C. C. Cingi, "Computer aided education," *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, vol. 103, pp. 220-229, 26 Nov. 2013.

[36] R. M. Felder and R. Brent, "Understanding student differences," *J. of Engineering Education*, vol. 94, no. 1, pp. 57-72, Jan. 2005.

[37] M. J. Huang, H. S. Huang, and M. Y. Chen, "Constructing a personalized e-learning system based on genetic algorithm and case-based reasoning approach," *Expert Systems with Applications*, vol. 33, no. 3, pp. 551-564, Oct. 2007.

[38] P. Brusilovsky and E. Millan, "User models for adaptive hypermedia and adaptive educational systems," *The Adaptive Web*, vol. 4321, pp. 3-53, 2007.

[39] F. Dag and A. Gecer, "Relations between online learning and learning styles," *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, vol. 1, no. 1, pp. 862-871, Jan. 2009.

[40] T. J. Sewall, *The Measurement of Learning Style: A Critique of Four Assessment Tools*, 1986.

[41] R. Riding and I. Cheema, "Cognitive styles-an overview and integration," *Educational Psychology*, vol. 11, no. 3-4, pp. 193-215, Jan 1991.

[42] R. R. Rabbat, *Bayesian Expert systems and Multi-Agent Modeling for Learner-Centric Web-Based Education*, Ph.D. Dissertation, Massachusetts Institute of Technology, Feb. 2005.

[43] C. W. Allinson and J. Hayes, "The cognitive style index: a measure of intuition-analysis for organizational research," *J. of Management Studies*, vol. 33, no. 1, pp. 119-135, Jan. 1996.

[44] R. Dunn, R. I. Sklar, J. Beaudry, and J. Bruno, "Effects of matching and mismatching minority developmental college students' hemispheric preferences on mathematics scores," *The J. of Educational Research*, vol. 83, no. 5, pp. 283-288, Jan. 1990.

[45] R. M. Felder and L. K. Silverman, "Learning and teaching styles in engineering education," *Engineering Education*, vol. 78, no. 7, pp. 674-681, Sept. 1988.

[46] E. Ozpolat and G. B. Akar, "Automatic detection of learning styles for an e-learning system," *Computers & Education*, vol. 53, no. 2, pp. 355-367, Sept. 2009.

[47] C. A. Carver, R. A. Howard, and W. D. Lane, "Enhancing student learning through hypermedia courseware and incorporation of student learning styles," *IEEE Trans. on Education*, vol. 42, no. 1, pp. 33-38, Feb. 1999.

[48] H. Hong and D. Kinshuk, "Adaptation to student learning styles in web based educational systems," in *Proc. World Conf. on Educational Media and Technology*, *EdMedia'04,* pp. 491-496, Jan. 2004.

[49] M. S. Zywno, "A contribution to validation of score meaning for Felder-Soloman's index of learning styles," in *Proc. of the American Society for Engineering Education annual Conf. & Exposition*, 16 pp., Jun. 2003.

[50] R. M. Felder and J. Spurlin, "Applications, reliability and validity of the index of learning styles," *International J. of Engineering Education*, vol. 21, no. 1, pp. 103-112, 2005.

[51] P. Paredes and P. Rodriguez, "Considering sensing-intuitive dimension to exposition-exemplification in adaptive sequencing," in *Proc. Int. Conf. on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems*, vol. 2347, pp. 556-559, May 2002.

[52] S. Wolfram, "Cellular automata as models of complexity," *Nature*, vol. 311, pp. 419-424, Oct. 1984.

[53] J. Kari, "Theory of cellular automata: a survey," *Theoretical Computer Science*, vol. 334, no. 1-3, pp. 3-33, Apr 2005.

[54] J. A. Torkestani, "An adaptive learning automata-based ranking function discovery algorithm," *J. of Intelligent Information Systems*, vol. 39, no. 2, pp. 441-459, Oct. 2012.

[55] K. S. Narendra and M. A. Thathachar, *Learning Automata: An Introduction*: Courier Corporation, 2012.

[56] K. S. Narendra and M. A. Thathachar, "Learning automata-a survey," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 4, no. 4, pp. 323-334, Jul. 1974.

[57] M. A. Thathachar and P. S. Sastry, "Varieties of learning automata: an overview," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, vol. 32, no. 6, pp. 711-722, Dec. 2002.

Archive of SID

www.SID.ir

[58] X. N. Lam, T. Vu, T. D. Le, and A. D. Duong, "Addressing cold-start problem in recommendation systems," in *Proc. of the 2nd Int. Conf. on Ubiquitous Information Management and Communication*, pp. 208-211, Suwon, Korea, 31 Jan.-1 Feb. 2008.
[59] M. Claypool, A. Gokhale, T. Miranda, P. Murnikov, D. Netes, and M. Sartin, "Combining content-based and collaborative filters in an online newspaper," in *Proc. of ACM SIGIR Workshop on Recommender Systems*, 8 pp., Berkely, CA, USA, 19 Aug. 1999.
[60] R. R. Schmeck, *Learning Strategies and Learning Styles*, Springer Science & Business Media, 2013.
[61] H. M. Truong, "Integrating learning styles and adaptive e-learning system: current developments, problems and opportunities," *Computers in Human Behavior*, pt. B, vol. 55, pp. 1185-1193, Feb. 2016.
[62] R. M. Felder and B. A. Soloman, "Index of learning styles (ILS)," Online at http://www4.ncsu.edu/unity/lockers/users/f/felder/public/ILSpage.html, 1999.
[63] S. Martin, "Teachers using learning styles: torn between research and accountability?" *Teaching and Teacher Education*vol. 26, no. 8, pp. 1583-1591, Nov. 2010.
[64] T. A. S. F. (ASF), "The Apache Lucene TM project," 2016.
[65] M. Erdt, A. Fernandez, and C. Rensing, "Evaluating recommender systems for technology enhanced learning: a quantitative survey," *IEEE Trans. on Learning Technologies*, vol. 8, no. 4, pp. 326-344, Jun. 2015.
[66] H. Drachsler, H. G. Hummel, and R. Koper, "Identifying the goal, user model and conditions of recommender systems for formal and informal learning," *J. of Digital Information*, vol. 10, no. 2, pp. 4-24, Mar. 2009.
[67] T. Qin, T. Y. Liu, J. Xu, and H. Li, "LETOR: a benchmark collection for research on learning to rank for information retrieval," *Information Retrieval*, vol. 13, no. 4, pp. 346-374, Aug. 2010.

محمد طهماسبی تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی مهندسی سخت افزار کامپیوتر در سال ۱۳۷۲ از دانشگاه صنعتی شریف و کارشناسی ارشد مهندسی نرم افزار کامپیوتر در سال ۱۳۷۵ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلی تکنیک تهران) به پایان رسانده است. وی هم اکنون دانشجوی دکترا مهندسی فناوری اطلاعات دانشگاه قم است. وی هیات علمی دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه یزد می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: مهندسی نرم افزار، سیستم‌های پیشنهاد دهنده، علوم شناختی و سیستم‌های اطلاعاتی.

فرانک فتوحی قزوینی دکترای خود را از دانشگاه برادفورد انگلستان در سال ۲۰۱۱ از دانشکده مهندسی فنآوری اطلاعات دریافت کرد. او در سال ۲۰۰۱ در مهندسی مخابرات، مدرک کارشناسی ارشد را از دانشگاه سلطنتی لندن دریافت کرده است. وی در حال حاضر استادیار گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه قم، ایران است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: سیستم‌های آموزشی موبایل، اینترنت اشیا و محاسبات فراگیر.

مهدی اسماعیلی مدرک کارشناسی خود را در رشته کامپیوتر گرایش نرم افزاردر سال ۱۳۷۳ از دانشگاه اصفهان دریافت کرده است. در سال ۱۳۷۸ کارشناسی ارشد خود را درهمین رشته به پایان رسانید و مدرک دکترا را نیز در سال ۱۳۹۰ از دانشگاه دبرسن مجارستان اخذ نموده است. وی هم اکنون استادیار دانشگاه آزاد اسلامی واحد کاشان است. زمینههای پژوهشی مورد علاقه ایشان داده کاوی، متن کاوی، هوشمندسازی کسب وکار و همچنین کلان داده‌ها میباشد..

Archive of SID

www.SID.ir