بسم الله الرحمن الرحیم

موضوع : ارتباط ارزیابی ها و مدل های یادگیری

مقاله :

**Enhanced Learning Resource Recommendation Based on Online Learning Style Model**

چکیده:

سیستم های یادگیری هوشمند منابع یادگیری مرتبط را به عنوان یک بسته سفارشی شخصی سازی شده برای فراگیران بر اساس نیازهای آموزشی و ترجیحات فردی آنها ارائه می کنند. این مقاله یک مدل سبک یادگیری را برای نشان دادن ویژگی های یادگیرندگان آنلاین معرفی می کند. همچنین یک روش توصیه پیشرفته به نام توصیه تطبیقی مبتنی بر سبک یادگیری آنلاین (AROLS) ارائه می‌کند که انطباق منابع یادگیری را با استخراج داده‌های رفتاری یادگیرندگان پیاده‌سازی می‌کند. ابتدا، AROLS کلاسترهای یادگیرنده را با توجه به سبک های یادگیری آنلاین آنها ایجاد می کند. دوم، فیلتر مشارکتی (CF) و استخراج قوانین انجمن را برای استخراج ترجیحات و الگوهای رفتاری هر خوشه اعمال می کند. در نهایت، یک مجموعه توصیه شخصی با اندازه متغیر ایجاد می کند. یک مجموعه داده دنیای واقعی برای برخی آزمایش‌ها استفاده می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که مدل سبک یادگیری آنلاین ما برای داده‌کاوی یادگیرندگان مفید است و AROLS به وضوح از روش سنتی CF بهتر عمل می‌کند.

مقدمه :

سیستم های یادگیری هوشمند راه های جدیدی برای کسب دانش ارائه می دهند و در دهه های اخیر محبوبیت و نفوذ خود را گسترش داده اند. وب‌سایت‌های محبوب آموزش الکترونیکی، مانند Moodle یا Coursera، بی‌وقفه در حال دیجیتالی کردن مطالب برای زبان‌آموزان با زمینه‌ها و نیازهای آموزشی متفاوت هستند. با این حال، بدون راهنمایی مناسب، فراگیران ممکن است در انتخاب مواد مناسب در مواجهه با اطلاعات انبوه در طول فرآیند یادگیری خود با مشکل مواجه شوند.

کارهای مرتبط:

نظریه های سبک یادگیری تأثیر خود را در بهینه سازی عملکرد یادگیرندگان ثابت شده اند. با این حال، با توجه به تغییرات خرابکارانه و آزادی کسب دانش ناشی از یادگیری الکترونیکی، نظریه‌های کلاسیک مبتنی بر محیط‌های آموزشی سنتی، سیستماتیک و خطی ممکن است دیگر مناسب نباشند. همچنین مطالعاتی برای تحلیل الگوهای رفتاری یادگیرندگان آنلاین انجام شده است. Keefe یک مدل ترکیبی پیشنهاد کرد که ترکیبی از تشخیص مبتنی بر ادبیات و تشخیص خودکار برای شناسایی سبک یادگیری یادگیرنده است. شارما ترجیحات و سبک های یادگیری را با تجزیه و تحلیل محتوای صفحات وب استخراج کرد. چو و چن از نوار پیشرفت یادگیری برای اندازه گیری سبک های یادگیری در MOOC استفاده کردند. امیر و همکاران از یک روش مبتنی بر ادبیات و ماشین بردار پشتیبانی برای پیش‌بینی سبک‌های یادگیری استفاده کرد. تعداد فزاینده ای از محققان از مدل های سبک یادگیری در فعالیت های یادگیری الکترونیکی استفاده می کنند. با این حال، بسیاری از مردم این واقعیت را نادیده می گیرند که رفتارهای یادگیرندگان و سبک های یادگیری آنها در یادگیری سنتی و یادگیری آنلاین متفاوت است. تنها مطالعات کمی به سبک یادگیری آنلاین اختصاص داده شده است و مدل ها عمدتاً در سطح طراحی هستند. در مطالعه خود، هدف ما طراحی یک مدل جامع بر اساس تئوری های کلاسیک و رفتار یادگیرنده آنلاین است. ما همچنین یک دستور العمل اثبات شده برای استفاده از سبک های یادگیری در یادگیری تطبیقی گنجانده ایم.

توصیه منبع یادگیری تطبیقی

هدف سیستم‌های توصیه‌کننده (RS) ارائه توصیه‌های مفید با کمک به افراد برای شناسایی محتوای مورد علاقه از مجموعه‌ای از انتخاب‌ها است. سه الگوریتم توصیه اصلی برای ساختن یک RS موفق در نظر گرفته می‌شود:

1. توصیه مبتنی بر محتوا ویژگی‌های محتوا را تجزیه و تحلیل می‌کند و مواردی را با ویژگی‌های مشابه توصیه می‌کند،
2. CF از نظرات دسته‌ای از کاربران یا موارد مشابه برای کمک به شناسایی موارد مورد علاقه استفاده می‌کند،
3. توصیه ترکیبی باعث بهبود عملکرد و کارایی با ترکیب الگوریتم های مختلف.

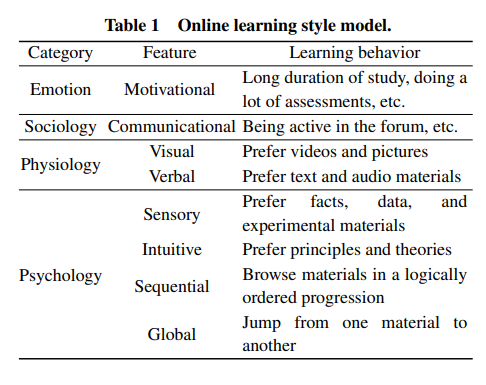
پیشنهادهای مناسب نه تنها ممکن است بهترین استفاده را از مواد آموزشی داشته باشند، بلکه یادگیرندگان را قادر می سازند تا سریع و آسان یاد بگیرند. توصیه‌کننده دوره دانشجویی (SCR) پس از تجزیه و تحلیل اطلاعات فراگیران بر اساس مدل‌سازی شبکه بیزی، پیشنهاداتی را ارائه می‌دهد. توصیه‌کننده دوره از روش‌های CF با C4.5 استفاده می‌کند. سیستم توصیه‌کننده مبتنی بر قوانین انجمن (RARE) مکانیسم توصیه را با ترکیب فرآیند داده‌کاوی با رتبه‌بندی کاربران بهبود می‌بخشد. و مدل های زمینه برای توصیف زمینه یادگیری و ارائه پشتیبانی طراحی شده اند. Protus خوشه های یادگیرنده را بر اساس سبک های مختلف یادگیری پردازش می کند و توالی های مکرر یادگیرندگان را استخراج می کند.

همه این منابع آموزشی به محتوا فکر می کنند، اما بیشتر آنها از تکنیک های توصیه بدون در نظر گرفتن تمایز سبک های یادگیری استفاده می کنند، که بخش مهمی از یادگیری دانش آموز محور است. از دیدگاه ما، یادگیرندگان با سبک های یادگیری مشابه ترجیحات و رفتارهای یادگیری مشابهی دارند، بنابراین روش پیشرفته ما مفهوم سبک یادگیری را در نظر می گیرد و بر یادگیری مشارکتی مبتنی بر گروه تمرکز می کند.

مدل های یادگیری آنلاین:

یادگیری سنتی و یادگیری آنلاین از بسیاری جهات متفاوت است. به عنوان مثال، دانش آموزان در یک محیط کلاس درس ممکن است ترجیحاتی در مورد صدا، نور و دما داشته باشند، در حالی که این عوامل برای محیط های یادگیری آنلاین مناسب نیستند زیرا عنصر اصلی محیط یک صفحه وب تعاملی است. بنابراین، یک مدل سبک یادگیری آنلاین از هشت بعد در کار قبلی ما پیشنهاد شده است. این اثر یادگیری سنتی و آنلاین را در چهار دسته عاطفه، جامعه شناسی، فیزیولوژی و روانشناسی مقایسه می کند. پس از آن، هشت ویژگی برای مشخص کردن یادگیرندگان آنلاین طراحی شده است، و بررسی رفتارهای یادگیری آنلاین مرتبط با این ویژگی ها انجام و تجزیه و تحلیل می شود. نتایج نشان می‌دهد که مدل جدید سبک یادگیری آنلاین ما، زبان‌آموزان آنلاین را متمایز می‌کند و به درک رفتار آنها کمک می‌کند.

1. احساسات: مقوله عواطف حول محور این است که یادگیرندگان آنلاین تا چه اندازه یادگیرندگان خودراهبر هستند. بر اساس مدل Entwistle، یادگیرندگان آنلاین با انگیزه خود را تا پایان دوره نظارت می‌کنند و سرعت می‌گیرند، بنابراین ممکن است سوابق تعاملی بیشتری با سیستم‌های آموزش الکترونیکی داشته باشند و تمایل دارند که بر منابع یادگیری نامحبوب نسبت به همتایان بی‌انگیزه خود کلیک کنند. در مقابل، یادگیرندگان غیرفعال به سادگی مطالب و ارزیابی های لازم را به پایان می رسانند.
2. جامعه شناسی. یادگیرندگان آنلاین همچنین در نحوه واکنش آنها به تعامل و ارتباط با همسالان متفاوت هستند. برخی بحث را دوست ندارند و ترجیح می دهند خودشان مطالعه کنند. دیگران در حمایت از کار گروهی رشد می کنند
3. فیزیولوژی. ویژگی های بصری و کلامی به مدل فلدر-سیلورمن اشاره دارد. زبان آموزان آنلاین اطلاعات را از منابع مختلف دریافت می کنند: دیداری (مانند مناظر، تصاویر، نمودارها و نمادها) و شنیداری (مانند صداها و کلمات). یادگیرندگان دیداری از نظر بصری حساس تر هستند و درک بهتری از مطالب ارائه شده به صورت دیداری دارند، در حالی که زبان آموزان شنوایی با گوش دادن یا خواندن مطالب، اطلاعات را با عملکرد بهتر به دست می آورند. سایر فراگیران با نحوه ارائه مطالب سازگار می شوند.
4. روانشناسی: مقوله روانشناسی به راهبردهایی اشاره دارد که دانش آموزان برای درک اطلاعات از آنها استفاده می کنند. ویژگی‌های حسی و شهودی که به نشانگر نوع مایرز-بریگز (MBTI) اشاره می‌کند، منعکس‌کننده چیزی است که فراگیران توجه خود را روی آن متمرکز می‌کنند. یادگیرندگان حسی مطالب دقیق را بر اساس حقایق ترجیح می دهند، در حالی که یادگیرندگان شهودی مفاهیم، معانی و تداعی ها را ترجیح می دهند. علاوه بر این، ویژگی‌های متوالی و کلی را از مدل فلدر-سیلورمن معرفی می‌کنیم زیرا ترتیب ارائه مواد بر کارایی یادگیری تأثیر می‌گذارد. برخی از آنها به طور متوالی در یک پیشرفت منطقی منظم یاد می گیرند، و برخی دیگر با جهش های شهودی یاد می گیرند تا در نهایت بفهمند. در اکثر مدل های سنتی، ویژگی ها متقابلاً منحصر به فرد هستند. به عنوان مثال، در مدل فلدر-سیلورمن، یک یادگیرنده نمی تواند همزمان متوالی و سراسری باشد. برعکس، مدل ما آن ویژگی ها را با استفاده از بردار هشت بعدی برای مشخص کردن زبان آموزان ترکیب می کند. به عنوان مثال، اگر یادگیرنده نمرات بالایی در هر دو ویژگی متوالی و کلی کسب کند، می توان گفت که یادگیرنده در انتخاب راهبردهای یادگیری بسیار انعطاف پذیر است.



توصیه تطبیقی بر اساس مدل سبک یادگیری آنلاین:

بر اساس مدل سبک یادگیری آنلاین خود، ما یک روش توصیه CF پیشرفته به نام AROLS را معرفی می کنیم. ایده اصلی استخراج داده‌های خوشه‌های یادگیرنده ایجاد شده و فیلتر کردن نتایج توصیه‌های مشترک مبتنی بر آیتم با قوانین تداعی است. AROLS از سه مرحله تشکیل شده است: خوشه بندی یادگیرنده، اولویت یادگیری و توصیه منابع یادگیری.

خوشه بندی یادگیرندگان

خوشه بندی یک تکنیک داده کاوی است که گروه هایی از داده های مشابه را برای استخراج الگوهای مفید ایجاد می کند. همانطور که در تحقیقی در مورد نحوه ترکیب داده کاوی در محیط های یادگیری الکترونیکی پیشنهاد شد، ما از الگوریتم خوشه بندی برای ترویج یادگیری مشارکتی مبتنی بر گروه استفاده می کنیم. K-means یک الگوریتم کلاسیک خوشه‌بندی مبتنی بر پارتیشن برای خوشه‌بندی یادگیرنده است و هنوز به طور گسترده در تحقیقات استفاده می‌شود. این به خوبی به تعداد زیادی نمونه مقیاس می شود و در طیف وسیعی از حوزه های کاربردی در بسیاری از زمینه های مختلف استفاده شده است.

با توجه به مجموعه ای از N یادگیرنده ، که در آن هر فراگیر را می توان با بردار جایگزین کرد . بر اساس مدل یادگیری آنلاین، نشان دهنده مقدار j -امین ویژگی زبان آموز است. ما از متریک اقلیدسی برای محاسبه فاصله بین دو یادگیرنده استفاده می کنیم.

با اندازه‌گیری فاصله، الگوریتم K-means می‌تواند N یادگیرنده را به K خوشه‌های جدا از هم تقسیم کند. ، هر خوشه مجموعه ای از یادگیرندگان است و می تواند با میانگین (یا مرکز) k زبان آموزان در خوشه توصیف شود. ایده اصلی K به روز رسانی مرکزها توسط محاسبات تکراری تا زمانی که برخی از معیارهای همگرایی برآورده شوند.

استخراج ترجیحات یادگیری

برای استخراج اطلاعات مفید از داده‌های مرور کاربران، شباهت‌ها و قواعد ارتباط بین منابع یادگیری را برای هر خوشه یادگیرنده محاسبه می‌کنیم.

داشتن مجموعه ای از منابع آموزشی M، برای تعیین شباهت از متریک شباهت کسینوس استفاده می کنیم. بین و مطابق با تاریخچه مرور زبان آموزان در کلاستر .

که در آن تعداد یادگیرندگانی را در خوشه نشان می‌دهد که روی آیتم i کلیک کرده‌اند و تعداد یادگیرندگانی در خوشه است که هم روی و هم آن کلیک کرده‌اند.

بگذارید زیرمجموعه ای از باشد به طوری که . برای خوشه ، پشتیبانی درصدی از یادگیرندگان در کلاستر است که مجموعه منابع یادگیری را مرور کرده اند.

یک association rule دلالتی از شکل است! که به معنای وجود ممکن است حضور را استنتاج کند. برای خوشه ، پشتیبانی از یک rule ، یا یک مجموعه درصدی از زبان آموزان در خوشه است که هر دو و را کلیک کرده اند.

support معیاری است که فراوانی یک rule در داده ها را نشان می دهد. Support بالا مربوط به همبستگی قوی بین موارد است. ما همچنین اطمینان را برای rule مرتبط مانند محاسبه می کنیم! که کسری از زبان آموزان در خوشه است که روی و کلیک کرده اند.

Confidence به پایایی قاعده اشاره دارد که نشان دهنده اهمیت همبستگی بین موارد است. در این مقاله، ما از الگوریتم Apriori برای ایجاد قوانین ارتباطی استفاده می‌کنیم که حداقل اطمینان را از مجموعه آیتم‌های مکرر برآورده می‌کند، که پشتیبانی از حداقل آستانه پشتیبانی مشخص شده توسط کاربر بیشتر است.

Learning resource recommendation:

بر اساس نتایج شباهت منابع یادگیری، AROLS می‌تواند با محاسبه بهره پیش‌بینی کند. یک یادگیرنده در خوشه روی یک آیتم و

که در آن مجموعه ای است که توسط و مرور شده است. نشان دهنده بالای مشابه ترین منبع یادگیری به است.

متعاقباً، AROLS با شناسایی منابع یادگیری کاندیدایی با تمایل بالا، مجموعه‌ای از توصیه‌های اندازه متغیر تولید می‌کند. این گرایش نشان می‌دهد که چگونه یک یادگیرنده تمایل دارد روی یک منبع یادگیری کلیک کند. ما این تمایل را تعریف می کنیم که یک یادگیرنده از خوشه را به عنوان انتخاب کند.

جایی که علاقه ای است که یادگیرنده از خوشه به آیتم دارد و مجموعه ای از مجموعه آیتم های مکرر تولید شده توسط تاریخچه مرور یادگیرنده است.

برای تنظیم اندازه مجموعه توصیه به صورت پویا، آستانه تمایل a را تعریف می کنیم:

جایی که بالاترین مجموعه توصیه است که توسط مبتنی بر آیتم تولید می شود و یک پارامتر تعریف شده توسط کاربر است. روش تقویت شده فقط مواردی را توصیه می کند که تمایل آنها برابر یا بیشتر از آستانه تمایل باشد.

استفاده از الگوریتم توصیه بر روی خوشه های داده کاهش یافته، محاسبات را ساده می کند و بر استخراج الگوها از یادگیرندگان متمرکز می شود. سبک یادگیری مشابه با استفاده از قواعد تداعی با اطمینان بالا برای فیلتر کردن نتایج CF مبتنی بر آیتم، روش بهبودیافته نه تنها بر ترجیحات شخصی، بلکه بر رابطه آیتم - آیتم حاصل از خوشه یادگیرنده نیز تمرکز دارد. بهبود دقت قابل توجه است زیرا به جای ارائه مجموعه ای از موارد N، روش پیشرفته به صورت پویا موارد را بدون تعیین اندازه مجموعه توصیه توصیه می کند.

ارزیابی :

آماده سازی داده ها:

مجموعه داده‌های تحلیل یادگیری دانشگاه آزاد (OULAD) یک مجموعه داده منبع باز است که اخیراً منتشر شده است، که حاوی اطلاعات 22 ماژول، 32593 یادگیرنده، نتایج ارزیابی آنها و گزارش‌ها (10655280 رکورد) از تعامل آنها با محیط یادگیری مجازی (VLE) است.. در این مقاله، ما بر روی داده‌های VLE تمرکز می‌کنیم، که ترجیحات یادگیرنده را در انتخاب مواد آموزشی نشان می‌دهد، زیرا نویسنده OULAD سایت‌ها را به 20 نوع فعالیت مختلف طبقه‌بندی کرده است. این نوع تا حدی با ویژگی های سبک یادگیری آنلاین مطابقت دارد.

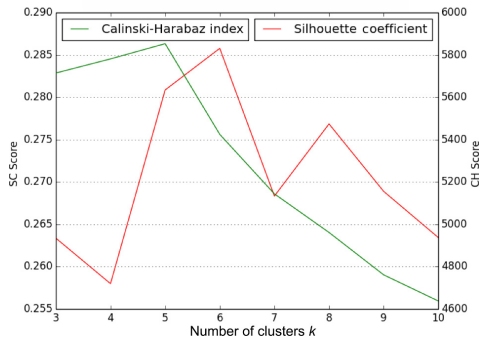
فرآیند آماده سازی داده ها شامل چهار مرحله است:

1. پاکسازی داده ها: با استخراج 19263 یادگیرنده که میانگین نتایج ارزیابی آنها برابر یا بیشتر از 60 است، داده های قابل اعتمادتر و ارزشمندتری را انتخاب می کنیم.
2. تجمیع داده ها: برای هر یادگیرنده، داده های VLE او را تجزیه و تحلیل کرده و شمارش می کنیم تعداد کلیک ها روی انواع فعالیت های مختلف نتیجه جدولی است که در آن هر ردیف نشان دهنده یک یادگیرنده است و هر ستون نشان دهنده سطح ترجیحی او برای آن نوع فعالیت است. ما ترکیب انواع فعالیت ها را به عنوان ویژگی های داده های انبوه در نظر می گیریم. به عنوان مثال، از تعداد کلیک‌های روی انجمن بحث می‌توان برای نشان دادن ویژگی ارتباطی استفاده کرد. متأسفانه، OULAD محتوای هر صفحه را با جزئیات ارائه نمی‌کند، بنابراین انواع فعالیت‌هایی که با ویژگی‌های حسی و بصری مطابقت دارند، وجود ندارد. با این حال، آزمایش‌های ما نشان می‌دهد که شش ویژگی برای به دست آوردن یک نتیجه خوشه‌ای رضایت‌بخش کافی است.
3. حذف موارد پرت: با توجه به اینکه ترجیحات با اعداد گسسته عددی توصیف می‌شوند و معیار انتخابی برای خوشه‌بندی K-means اقلیدسی است، یک عدد غیرعادی بزرگ ممکن است باعث سوگیری زیادی در نتیجه خوشه‌بندی شود. برای جلوگیری از این مشکل، رکوردهایی را حذف می کنیم که حداقل یکی از ویژگی ها بیش از 10 انحراف استاندارد داشته باشد.
4. انتخاب ویژگی: انتخاب ویژگی یکی از مهمترین مراحل در داده کاوی است زیرا اطلاعات اضافی را رد می کند و دقت نتایج را بهبود می بخشد. ما از آنالیز واریانس (ANOVA) برای انتخاب ویژگی‌های مناسب با واریانس بالا استفاده می‌کنیم

خوشه بندی یادگیرنده ها

فراگیران بر اساس نتیجه از پیش پردازش شده خوشه بندی می شوند، که جدولی است که هر زبان آموز را با هشت ویژگی سبک یادگیری آنلاین نشان می دهد. انتخاب تعداد خوشه‌ها (k) مهم‌ترین بخش فرآیند K به معنای خوشه‌بندی است، که همچنین سخت‌ترین بخش است زیرا داده‌ها برچسب‌گذاری نمی‌شوند. اینکه آیا k انتخاب شده برای مورد ما مناسب است یا خیر، باید با عملکرد مدل تولید شده پس از آن ارزیابی شود. ضریب سیلوئت (SC) نمونه خوبی از چنین ارزیابی است. امتیاز SC بین 1 برای خوشه بندی نادرست و C1 برای خوشه بندی بسیار متراکم محدود می شود. ما همچنین از شاخص کالینسکی هاراباز (CH) استفاده می‌کنیم، که در آن نمره CH بالا به مدلی با خوشه‌های کاملاً تعریف شده مربوط می‌شود.

ما الگوریتم K-means را روی مجموعه داده 19002 یادگیرنده با شش ویژگی سبک یادگیری آنها اعمال می کنیم. شکل 1 تغییر در امتیازات SC و CH را به همراه تعداد خوشه‌های k نشان می‌دهد. اوج امتیاز SC 0.29 است در جایی که و اوج امتیاز CH ، 5853 است.جایی که . با این حال، از آنجایی که امتیاز CH در ، 7% کاهش می یابد و SC فقط 3% در کاهش می یابد. ما معتقدیم که بهترین نتیجه خوشه بندی را به طور میانگین به دست می دهد



شکل 1 تغییر امتیاز SC و CH همراه با تعداد خوشه‌های k

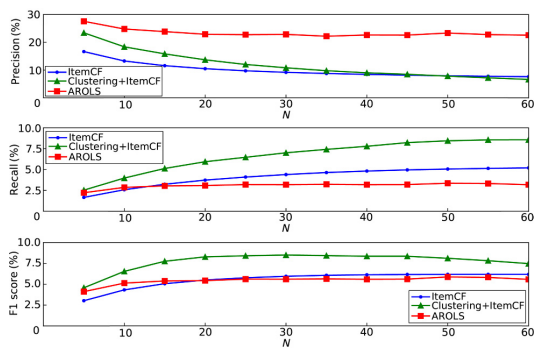
برای درک بهتر مجموعه داده و نتیجه خوشه‌بندی، کاهش ابعاد را اعمال می‌کنیم و نتیجه را در شکل 2 نشان می‌دهیم. مقداری همپوشانی بین خوشه‌های ناشی از طرح ریزی به فضای کم‌بعد مشاهده می‌شود. همانطور که شکل نشان می دهد، K-means یک الگوریتم خوشه بندی مبتنی بر فاصله است. یادگیرندگان به طور یکنواخت در پنج خوشه دسته بندی می شوند تا تضمین کنند که هر خوشه دارای مقدار مشخصی از داده های رفتاری برای استخراج است.

ابزار های ارزیابی

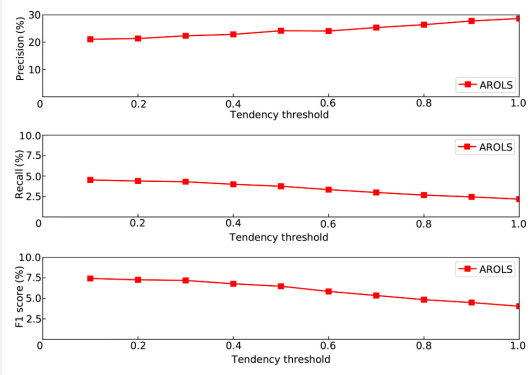
سه آزمایش برای مقایسه عملکرد توصیه در نظر گرفته می‌شود: CF مبتنی بر آیتم (Item CF)، CF مبتنی بر آیتم روی خوشه‌ها (Clustering C Item CF)، و روش افزایش یافته (AROLS). ما از معیارهای دقت و یادآوری استفاده می کنیم که به طور گسترده در RS ها برای ارزیابی کیفیت توصیه ها استفاده می شود. دقت کسری از موارد توصیه شده صحیح در موارد توصیه شده است و یادآوری کسری از موارد توصیه شده صحیح در مجموعه تست است. اگرچه این معیارها برای محاسبه ساده و به طور شهودی جذاب هستند، اما ممکن است باعث تضاد شوند زیرا افزایش اندازه مجموعه توصیه‌ها یادآوری را بهبود می‌بخشد اما دقت را کاهش می‌دهد. امتیاز F1، که می تواند به عنوان میانگین وزنی دقت و یادآوری تفسیر شود، به بهترین مقدار خود 1 و بدترین مقدار در 0 می رسد. به طور خاص، سهم نسبی دقت و یادآوری در امتیاز F1 برابر است.

توصیه ها و تجزیه و تحلیل

ما عملکرد AROLS را بر اساس توصیه N بالا ارزیابی می کنیم، که در آن آستانه حمایت 0.2، آستانه اطمینان 0.95، و آستانه تمایل است. شکل 3 دقت، فراخوانی و امتیاز F1 سه روش توصیه را نشان می دهد. نتایج نشان می دهد که خوشه بندی یادگیرنده بر اساس سبک های یادگیری (Clustering C Item CF و AROLS) برای توصیه های بهبود یافته مفید است. در همین حال، AROLS امتیاز دقت بهتری نسبت به CF مبتنی بر اقلام سنتی دارد و عملکرد آن نسبتاً پایدار است زیرا طول لیست توصیه‌ها را محدود می‌کند.



شکل 4 عملکرد AROLS را نشان می دهد زیرا آستانه تمایل بر اساس توصیه 10 برتر متفاوت است. فیلترهایی با آستانه تمایل بالا می توانند موارد بیشتری را نسبت به فیلترهایی با آستانه تمایل پایین فیلتر کنند. وقتی دقت کندتر افزایش می‌یابد، در حالی که افت یادآوری و امتیاز F1 در آن بازه زمانی سریع‌تر می‌شود. بنابراین انتخاب بهتری در این مورد است.



نتیجه گیری:

این مطالعه یک مدل سبک یادگیری آنلاین جدید را معرفی می کند که زبان آموزان آنلاین را از طریق هشت ویژگی نشان می دهد. این مدل نه تنها ویژگی‌های فردی فراگیران آنلاین را توصیف می‌کند، بلکه توضیحاتی را برای رفتارهای آن‌ها ارائه می‌دهد و به یادگیرندگان کمک می‌کند تا در روش جدید توصیه منبع یادگیری تطبیقی ما به نام AROLS، خوشه‌بندی کنند. این روش بر استخراج الگوهای رفتاری یادگیرندگان مشابه (یعنی یادگیرندگان سبک یادگیری آنلاین نزدیک تر) تمرکز دارد. AROLS ابتدا زبان آموزان را با الگوریتم خوشه بندی به چند گروه تقسیم می کند. سپس CF مبتنی بر آیتم و الگوریتم Apriori را بر روی داده‌های یادگیرندگان خوشه‌بندی شده برای محاسبه شباهت آیتم‌ها و قوانین تداعی اعمال می‌کند. در نهایت، AROLS یک مجموعه توصیه‌ای با اندازه متغیر ایجاد می‌کند تا دقیق‌ترین پیش‌بینی را برای نیازهای فعلی فراگیران انجام دهد. آزمایش‌ها نشان می‌دهند که AROLS بهترین دقت توصیه را در بین سه روش به دست می‌آورد. آزمایش‌های ما ارزش ادغام سبک‌های یادگیری آنلاین در توصیه‌های منابع یادگیری را اثبات می‌کند.

