

بسم الله الرحمن الرحيم

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 می کند که انطباق منابع یادگیری را با استخراج داده های رفتاری یادگیرندگان پیاده سازی می کند. 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 آزمایش ها استفاده می شود. نتایج نشان می دهد که مدل سبک یادگیری آنلاین ما برای داده کاوی یادگیرندگان مفید است و AROLS به وضوح از روش سنتی CF بهتر عمل می کند.

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. وبسایت های محبوب آموزش الکترونیکی، مانند Moodle یا Coursera، بی وقفه در حال دیجیتالی کردن مطالب برای زبان آموزان با زمینه ها 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، نظریه های کلاسیک مبتنی بر محیط های 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 پیش بینی سبک های 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 الگوریتم‌های مختلف.

پیشنهادهای مناسب نه تنها ممکن است بهترین استفاده را از مواد آموزشی داشته باشند، بلکه یادگیرندگان را قادر می‌سازند تا سریع و آسان یاد بگیرند. توصیه‌کننده دوره دانشجویی (SCR) پس از تجزیه و تحلیل اطلاعات فراگیران بر اساس مدل‌سازی شبکه بیزی، پیشنهادهای 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 مدل‌های زمینه برای توصیف زمینه یادگیری و ارائه پشتیبانی طراحی شده اند. Protus خوشه‌های یادگیرنده را بر اساس سبک‌های مختلف یادگیری پردازش می‌کند و توالی‌های مکرر یادگیرندگان را استخراج می‌کند.

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

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 می دهد که مدل جدید سبک یادگیری آنلاین ما، زبان آموزان آنلاین را متمایز می کند و به درک رفتار آنها کمک می کند.

1. احساسات: مقوله عواطف حول محور این است که یادگیرندگان آنلاین تا چه اندازه یادگیرندگان خودراهر هستند. بر اساس مدل Entwistle، یادگیرندگان آنلاین با انگیزه خود را تا پایان دوره نظارت می کنند و سرعت می گیرند، بنابراین ممکن است سوابق تعاملی بیشتری با سیستم های آموزش الکترونیکی داشته باشند و تمایل دارند که بر منابع یادگیری نامحبوب نسبت به همتایان بی انگیزه 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. ویژگی های 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 می‌دهند، در حالی که یادگیرندگان شهودی مفاهیم، معانی و تداعی‌ها را ترجیح می‌دهند. 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 می‌گیرند، و برخی دیگر با جهش‌های شهودی یاد می‌گیرند تا در نهایت بفهمند. در اکثر مدل‌های سنتی، ویژگی‌ها متقابلاً منحصر به فرد هستند. به عنوان مثال، در مدل فلدر-سیلورمن، یک یادگیرنده نمی‌تواند همزمان متوالی و سراسری باشد. برعکس، مدل ما آن ویژگی‌ها را با استفاده از بردار هشت بعدی برای مشخص کردن زبان آموزان ترکیب می‌کند. به عنوان مثال، اگر یادگیرنده نمرات بالایی در هر دو ویژگی متوالی و کلی کسب کند، می‌توان گفت که یادگیرنده در انتخاب راهبردهای یادگیری بسیار انعطاف پذیر است.

Table 1 Online learning style model.

Category	Feature	Learning behavior
Emotion	Motivational	Long duration of study, doing a lot of assessments, etc.
Sociology	Communicational	Being active in the forum, etc.
Physiology	Visual	Prefer videos and pictures
	Verbal	Prefer text and audio materials
Psychology	Sensory	Prefer facts, data, and experimental materials
	Intuitive	Prefer principles and theories
	Sequential	Browse materials in a logically ordered progression
	Global	Jump from one material to another

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 می‌کنیم. 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 خوشه بندی مبتنی بر پارتیشن برای خوشه بندی یادگیرنده است و هنوز به طور گسترده در تحقیقات استفاده می شود. 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 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ، که در آن هر فراگیر x_N را می توان با بردار جایگزین کرد. $\{d_{n1}, d_{n2}, \dots, d_{n8}\}$ بر اساس مدل یادگیری آنلاین، d_{nj} نشان دهنده مقدار j -امین ویژگی x_n زبان آموز است. ما از متریک اقلیدسی برای محاسبه فاصله بین دو یادگیرنده استفاده می کنیم.

$$d(x_m, x_n) = \sqrt{\sum_{j=1}^8 (d_{mj} - d_{nj})^2}$$

با اندازه گیری فاصله، الگوریتم K-means می تواند N یادگیرنده را به K خوشه های جدا از هم تقسیم کند. $C = \{c_1, c_2, \dots, c_K\}$ ، 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 داده های مرور کاربران، شباهت ها و قواعد ارتباط بین منابع یادگیری را برای هر خوشه یادگیرنده محاسبه می کنیم.

داشتن مجموعه ای از منابع آموزشی M ، $I = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$ برای تعیین شباهت $sim(i_m, i_n | c_k)$ از متریک شباهت کسینوس استفاده می کنیم. i_n بین i_m و مطابق با تاریخچه مرور زبان آموزان در کلاستر c_k .

$$sim(i_m, i_n | c_k) = \frac{|S(i_m | c_k) \cap S(i_n | c_k)|}{\sqrt{|S(i_m | c_k) \cap S(i_n | c_k)|}}$$

که در آن $S(i | c_k)$ تعداد یادگیرندگانی را در خوشه c_k نشان می‌دهد که روی آیت i کلیک کرده‌اند و $|S(i_m | c_k) \cap S(i_n | c_k)|$ تعداد یادگیرندگانی در خوشه c_k است که هم روی i_m و هم i_n آن کلیک کرده‌اند.

بگذارید I_j زیرمجموعه‌ای از I باشد به طوری که $I_j \subseteq I$. برای خوشه c_k ، پشتیبانی I_j درصدی از یادگیرندگان در کلاستر c_k است که مجموعه منابع یادگیری I_j را مرور کرده‌اند.

$$support(I_j | c_k) = \frac{|S(I_j | c_k)|}{N_{c_k}}$$

یک association rule دلالتی از شکل I_i است! I_j که به معنای وجود I_i ممکن است حضور I_j را استنتاج کند. برای خوشه c_k ، پشتیبانی از یک rule، $I_i \rightarrow I_j$ یا یک مجموعه $I_i \cap I_j$ درصدی از زبان آموزان در خوشه c_k است که هر دو I_i و I_j را کلیک کرده‌اند.

$$support(I_i \rightarrow I_j | c_k) = \frac{|N(I_i | c_k) \cap N(I_j | c_k)|}{N_{c_k}}$$

support معیاری است که فراوانی یک rule در داده‌ها را نشان می‌دهد. Support بالا مربوط به همبستگی قوی بین موارد است. ما همچنین اطمینان را برای rule مرتبط مانند I_i محاسبه می‌کنیم! I_j که کسری از زبان آموزان در خوشه c_k است که روی I_i و I_j کلیک کرده‌اند.

$$conf(I_i \rightarrow I_j | c_k) = \frac{support(I_i \rightarrow I_j | c_k)}{support(I_i | c_k)}$$

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 آیت‌های 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 $P(x, i_m | c_k)$ پیش‌بینی کند. یک یادگیرنده x در خوشه c_k روی یک آیت i_m و

$$P(x, i_m | c_k) = \sum_{i_n \in S(x) \cap S(i_m, L)} \text{sim}(i_m, i_n | c_k)$$

که در آن $S(x)$ مجموعه ای است که توسط x و $S(i_m, K)$ مرور شده است. نشان دهنده L بالای مشابه ترین منبع یادگیری به i_m 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 می‌کنیم که یک یادگیرنده x از خوشه c_k را به عنوان i_m انتخاب کند.

$$T(x, i_m | c_k) = P(x, i_m | c_k) \times \sum_{I_j \in F(x)} \text{conf}(I_j \rightarrow \{i_m\} | c_k)$$

جایی که $P(x, i_m | c_k)$ علاقه ای است که یادگیرنده x از خوشه c_k به آیت i_m دارد و $F(x)$ مجموعه ای از مجموعه آیت‌های مکرر تولید شده توسط تاریخچه مرور یادگیرنده x است.

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

$$T_{\text{threshold}}(x, L | c_k) = \mu \times \frac{1}{N} \sum_{i \in R_{CF}(x, L)} T(x, i | c_k)$$

جایی که $R_{CF}(x, L)$ بالاترین مجموعه توصیه L است که توسط CF مبتنی بر آیت تولید می‌شود و یک پارامتر تعریف شده توسط کاربر است. روش تقویت شده فقط مواردی را توصیه می‌کند 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 آیت، روش بهبودیافته نه تنها بر ترجیحات شخصی، بلکه بر رابطه آیت - آیت 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 داده های تحلیل یادگیری دانشگاه آزاد (OULAD) یک مجموعه داده منبع باز است که اخیراً منتشر شده است، که حاوی اطلاعات 22 مازول، 32593 یادگیرنده، نتایج ارزیابی آنها و گزارش ها (10655280 رکورد) از تعامل آنها با محیط یادگیری مجازی (VLE) است. در این مقاله، ما بر روی داده های VLE تمرکز می کنیم، که ترجیحات یادگیرنده را در انتخاب مواد آموزشی نشان می دهد، زیرا نویسندگان OULAD سایت ها را به 20 نوع فعالیت مختلف طبقه بندی 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 کلیک های روی انجمن بحث می توان برای نشان دادن ویژگی ارتباطی استفاده کرد. متأسفانه، OULAD محتوای هر صفحه را با جزئیات ارائه نمی کند، بنابراین انواع فعالیت هایی 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.

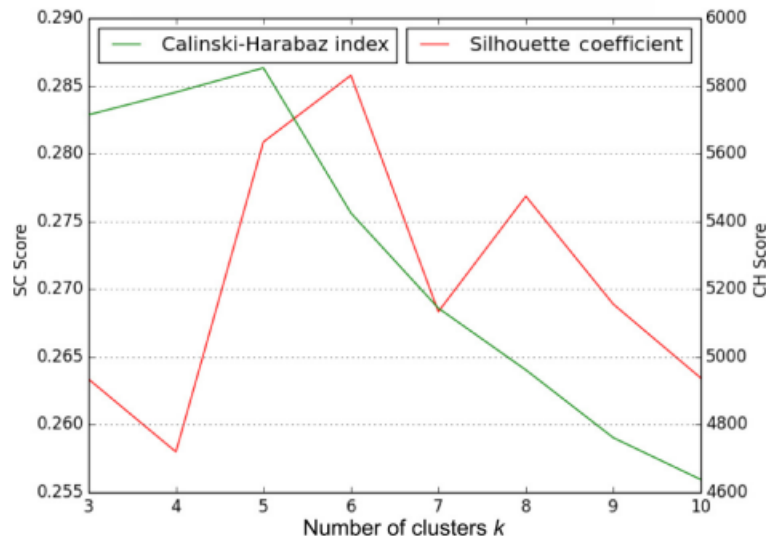
3. حذف موارد پرت: با توجه به اینکه ترجیحات با اعداد گسسته عددی توصیف می‌شوند و معیار انتخابی برای خوشه‌بندی K-means اقلیدسی است، یک عدد غیرعادی بزرگ ممکن است باعث سوگیری زیادی در نتیجه خوشه‌بندی شود. برای جلوگیری از این مشکل، رکوردهایی را حذف می‌کنیم که حداقل یکی از ویژگی‌ها بیش از 10 انحراف استاندارد داشته باشد.

4. انتخاب ویژگی: انتخاب ویژگی یکی از مهمترین مراحل در داده کاوی است زیرا اطلاعات اضافی را رد می‌کند و دقت نتایج را بهبود می‌بخشد. 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 می‌شوند، که جدولی است که هر زبان آموز را با هشت ویژگی سبک یادگیری آنلاین نشان می‌دهد. 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 می‌شود. 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 می‌کنیم. 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 $k = 6$ و اوج امتیاز CH 5853 است. جایی که $k = 5$. با این حال، از آنجایی که امتیاز CH در $k = 6$ ، 7% کاهش می‌یابد و SC فقط 3% در $k = 5$ کاهش می‌یابد. ما معتقدیم که $k = 5$ بهترین نتیجه خوشه بندی را به طور میانگین به دست می‌دهد



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 کم بعد مشاهده می‌شود. همانطور که شکل نشان می‌دهد، 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

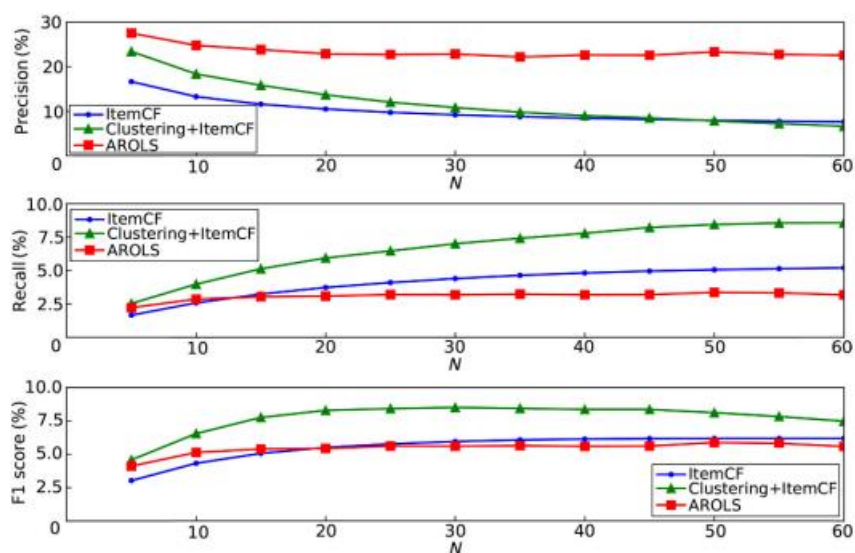
سه آزمایش برای مقایسه عملکرد توصیه در نظر گرفته می‌شود: CF مبتنی بر آیتم (Item CF)، CF مبتنی بر آیتم روی خوشه‌ها (Clustering C Item CF)، و روش افزایش یافته (AROLS). ما از معیارهای دقت و یادآوری استفاده می‌کنیم که به طور گسترده در RS ها برای ارزیابی کیفیت توصیه ها استفاده می‌شود. دقت کسری از موارد توصیه 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 می‌تواند 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.

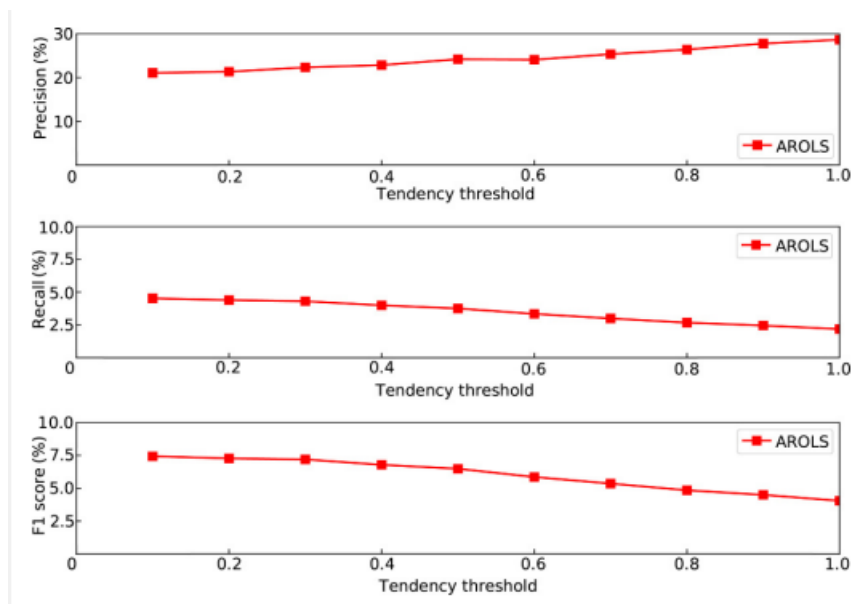
$$F1 = \frac{2 \times precision \times Recall}{precision + Recall}$$

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 $\mu = 0.7$ 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 (AROLS و Clustering C Item CF) 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 توصیه ها را محدود می کند.



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 $\mu > 0.7$ دقت کندتر افزایش می یابد، در حالی که افت یادآوری و امتیاز F1 در آن بازه زمانی سریع تر می شود. بنابراین $\mu \sim 0.5$ 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 ویژگی های فردی فراگیران آنلاین را توصیف می کند، بلکه توضیحاتی را برای رفتارهای آن ها ارائه می دهد و به یادگیرندگان کمک می کند تا در روش جدید توصیه منبع یادگیری تطبیقی ما به نام AROLS، خوشه بندی 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 داده های یادگیرندگان خوشه بندی شده برای محاسبه شباهت آیتم ها و قوانین تداعی اعمال می کند. در نهایت، AROLS یک مجموعه توصیه ای با اندازه متغیر ایجاد می کند تا دقیق ترین پیش بینی را برای نیازهای فعلی فراگیران انجام دهد. آزمایش ها نشان می دهند 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.

Table 1 Online learning style model.

Category	Feature	Learning behavior
Emotion	Motivational	Long duration of study, doing a lot of assessments, etc.
Sociology	Communicational	Being active in the forum, etc.
Physiology	Visual	Prefer videos and pictures
	Verbal	Prefer text and audio materials
Psychology	Sensory	Prefer facts, data, and experimental materials
	Intuitive	Prefer principles and theories
	Sequential	Browse materials in a logically ordered progression
	Global	Jump from one material to another