یازدهمین کنگره ملی سراسری
فناوریهای نوین در حوزه توسعه پایدار ایران
11th National Congress of
the New Technologies in Sustainable Development of Iran
senaconf.ir

سیستم توصیه‌گر مبتنی بر پالایش مشارکتی با کاوش قواعد انجمنی

بنفشه صالح[۱]، سینا دامی[۲*]

[۱،۲] گروه مهندسی کامپیوتر، واحد تهران غرب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران dami@wtiau.ac.ir

چکیده

سیستم‌های توصیه‌گر در شرایط کنونی به سازوکاری میدل شده‌اند که اطلاعات منتخب مفیدی را به کاربران ارائه می‌دهند؛ به همین دلیل در تصمیم‌گیری‌هایی مثل خرید یک محصول، انتخاب فیلم، دوست‌یابی و غیره برای دیدن یا هرگونه فعالیت آنلاین دیگری که نیاز به تصمیم‌گیری دارد مؤثر واقع شدند. در این مقاله روشی برای حصول یک سیستم توصیه‌گر مبتنی بر پالایش مشارکتی با کاوش قواعد انجمنی ارایه شده است. از مجموعه داده‌های محصولات ارایه شده توسط آمازون برای ارزیابی روش پیشنهادی بهره گرفته شد. این مجموعه داده‌ها دارای گروه‌های مختلفی هستند که از این بین تعداد چهار گروه انتخاب شده و ویژگی‌های آن جهت انجام آزمایش‌های تجربی استفاده شده است. برای سنجش نتایج ارزیابی از مقایسه روش پیشنهادی با روش‌های پایه مبتنی بر پالایش مشارکتی و همین‌طور روش خوشه بندی *K-means* استفاد شده است. نتایج تجربی نشان می‌دهد معیارهای ارزیابی در روش پیشنهادی به مقادیر مطلوبی دست یافته‌اند و همچنین دارای کارآمدی مناسبی نسبت به سایر روش‌ها بوده است.

واژه‌های کلیدی

سیستم توصیه‌گر، پالایش مشارکتی، کاوش قواعد انجمنی، مجموعه داده آمازون

۱. مقدمه

به دلیل افزایش مشکلات بار بیش‌ازحد اطلاعات، سیستم‌های توصیه‌گر در عصر توسعه سریع فناوری اینترنت، اهمیت بیشتری پیدا کرده است. سیستم‌های توصیه‌گر به مکانیسمی ضروری تبدیل‌شده‌اند که اطلاعات منتخب مفیدی را به کاربران ارائه می‌دهند؛ به همین دلیل در تصمیم‌گیری‌هایی مثل خرید یک محصول، انتخاب فیلم برای دیدن یا هرگونه فعالیت آنلاین دیگری که نیاز به تصمیم‌گیری دارد مؤثر است (هوانگ، ماه، چنگ و ونگ، ۲۰۱۵).

سیستم توصیه‌گر را می‌توان به صورت آنلاین برای نوع خاصی از کارها و فعالیت‌ها مانند تجارت الکترونیک (برای مثال سیستم توصیه‌گر کتاب آمازون، تجمع اخبار آنلاین) (مثل دیگ[1]) و به اشتراک‌گذاری آنلاین ویدیو (مانند یوتیوب) به کار گرفت. این بدان دلیل است که اینترنت اطلاعات زیادی را ارائه می‌دهد (مانند اخبار، کتب، مقالات، موسیقی، فیلم و دیگر محصولات آنلاین) که ممکن است برای خریداران یا مصرف‌کنندگان مفید باشد (کیم، ال-سادیک و جو، ۲۰۰۱ الف، کیم، ها، لی، جو و ال-سادیک، ۲۰۱۱ب).

از این‌رو، سیستم توصیه‌گر جایگزینی را برای کشف کالایی که کاربر ممکن است پیدا نکند، ارائه می‌دهد. یکی از موفق‌ترین روش‌ها در سیستم‌های توصیه‌گر، پالایش مشارکتی[2] (CF) است که مبتنی بر بازخورد رتبه‌بندی صریح در کالا/ محصولات توسط کاربران همفکر (به عنوان همسایگان شناخته می‌شوند) است (هوانگ و همکاران، ۲۰۱۵؛ کیم و همکاران، ۲۰۱۱ الف، ب).

بسیاری از شرکت‌های آنلاین و سیستم‌های تجاری (مانند توصیه فیلم در Netflix.com، توصیه کتاب در Amazon.com و فیلم در Last.fmو غیره) از پالایش مشارکتی برای ایجاد توصیه به مشتریان خود استفاده می‌کنند. پالایش مشارکتی موفق‌ترین و کاربردی‌ترین سیستم توصیه‌گر است، زیرا حتی با اینکه الگوریتم ساده‌ای دارد، بهترین نتایج و دقیق‌ترین توصیه‌ها را ارائه می‌دهد (کاللی، ۲۰۱۴؛ کیم و همکاران، ۲۰۱۱ الف، ب؛ ناکاتسوجی، تودا، ساوادا، ژنگ، و هادلر، ۲۰۱۶).

متأسفانه، ، زمانی که در مقایسه با تعداد زیادی از کاربران و کالا در ماتریس کاربر-آیتم (مشکل پراکندگی داده)، رتبه‌بندی کاربر در کالا بسیار پراکنده باشد، پالایش مشارکتی منجر به‌پیشنهادات بسیار ضعیفی می‌شود. در صورت عدم رتبه‌بندی کالا توسط کاربر، از داده‌های ضمنی برای نمایش ترجیحات کاربر استفاده می‌شود. داده‌های ضمنی می‌توانند با ارائه شواهد و اطلاعاتی از طریق مشاهداتی که بر رفتار کاربر داشته‌اند، ترجیحات او را نشان دهند. بعلاوه، روش‌های داده‌کاوی مانند خوشه‌بندی (بوراتو، کارتا و فنو، ۲۰۱۵؛ زهرا و همکاران، ۲۰۱۵)، طبقه‌بندی (کیم و همکاران، ۲۰۱۱ب؛ پن، ژونگ، ژو و مینگ، ۲۰۱۵)، تجزیه مقادیر تکین (ژو، هی، هوانگ، و ژانگ، ۲۰۱۵) استخراج قوانین انجمنی (کاردان و ابراهیمی، ۲۰۱۳؛ تایگی و بارادوج، ۲۰۱۳) به عنوان راه‌حل‌هایی برای مشکل پراکندگی داده روی سیستم‌های توصیه‌گر اعمال شدند تا ارتباط احتمالی بین کاربران و کالا بر اساس بازیابی صریح (رتبه‌بندی کاربر) یا ضمنی از ترجیحات کاربر ایجاد شده و مؤثرترین نتایج به دست بیایند (ژیه، چن، شانگ، و فاکس، ۲۰۱۴, ژو و همکاران، ۲۰۱۵). با این حال تحقیقات کمی سیستم‌های توصیه‌گر در حال توسعه توسط استخراج قوانین انجمنی را در نظر گرفتند و در نتیجه، همچنان مشکلاتی درباره استخراج قواعد انجمنی وجود دارد که باید با توجه به سیستم‌های توصیه‌گر نوظهور حل شوند. بعلاوه، بیشتر روش‌های پالایش مشارکتی مبتنی بر خوشه‌بندی تنها از اطلاعات رتبه‌بندی تاریخی در روند خوشه‌بندی استفاده می‌کنند و سایر منابع داده در سیستم‌های توصیه‌گر مانند تعاملات روابط اجتماعی بین کاربران (برچسب‌گذاری یا رفتار گوش کردن کاربران) و ارتباط بین کالا را نادیده می‌گیرند. در این تحقیق قصد بر اینست تا روشی برای حصول یک سیستم توصیه‌گر مبتنی بر پالایش مشارکتی با کاوش قواعد انجمنی ارایه شود. از این‌رو مهمترین سوالات این تحقیق به شرح زیر می‌باشد: (۱) چگونه می‌توان یک سیستم توصیه‌گر مبتنی بر پالایش مشارکتی با کاوش قواعد انجمنی می‌تواند روابط بین کاربران و اقلام را کشف کند؟ (۲) آیا استفاده از رویکرد مبتنی بر پالایش مشارکتی با کاوش قواعد انجمنی می‌تواند منجر به بهبود کارایی پیشنهاددهی به کاربران شود؟ با توجه به سوالات تحقیق، روش پیشنهادی در این مقاله با به‌کارگیری کاوش قواعد انجمنی با تکرار کالا در معامله، باعث افزایش شانس بهبود پالایش مشارکتی می‌شود. سپس، این‌روش شامل شباهت‌های محاسبه شده بین کالا، بر اساس ویژگی‌ها آن‌ها برای ارائه توصیه‌ها خواهد بود.

---

[1] Digg
[2] Collaborative Filtering

۲. کارهای مرتبط

در سال‌های اخیر گام‌های بسیار مهمی در جهت ارائه خدمات شخصی برای طیف گسترده‌ای از برنامه‌های مبتنی بر وب مانند توصیه‌های خبری (لی، ونگ، چن، و لین، ۲۰۱۰)، ویدیوها (چوی و ساه، ۲۰۱۳)، برنامه‌های کاربردی تجارت الکترونیک (کیم، یام، سانگ، و کیم، ۲۰۰۵)، کتب (لانگست و نیلسن، ۲۰۱۵)، فیلم‌ها (آشلار و آرسلان، ۲۰۰۹) توصیه منابع در سیستم‌های حاشیه‌نویسی اجتماعی (لی و همکاران، ۲۰۱۰)، خرید بسته‌های نرم‌افزاری (چوی و همکاران، ۲۰۱۲) و مقالات آنلاین (نجف‌آبادی و ماهرین، ۲۰۱۶) برداشته شده است. پالایش مشارکتی معروف‌ترین روش سیستم‌های توصیه‌گر برای ارائه توصیه است، و در حال حاضر شرکت‌های آنلاین بسیاری نظیر نت‌فلیکس و آمازون وجود دارند که از پالایش مشارکتی برای پیشنهاد خدمات، محصولات و اطلاعات کالای خود به مشتریان استفاده می‌کنند (نجف‌آبادی و ماهرین، ۲۰۱۶).

پالایش مشارکتی را می‌توان در دو دسته کاربر محور و کالا محور طبقه‌بندی کرد. در پالایش مشارکتی کاربر محور، کاربر پیشنهاداتی را بر اساس علایق کاربران هم‌عقیده خود دریافت می‌کند. در پالایش مشارکتی کالا محور، کاربر پیشنهادات را بر اساس مقایسه شباهت بین کالا با در نظر گرفتن کاربرانی که به کالا در هر دو ماتریس کاربر/کالا رتبه داده‌اند، دریافت می‌کند (شیند و کولکارنی، ۲۰۱۲). روش پالایش مشارکتی با درخواست صریح از کاربر برای رتبه دهی به کالا در مقیاس متغیر، ماتریس رتبه دهی کاربر-کالا را می‌سازد. سپس، پالایش مشارکتی از روش‌های محاسبه شباهت‌ها برای محاسبه شباهت بین کاربر یا کالا بر اساس امتیازهای رتبه دهی کاربر، برای پیش‌بینی درباره سلول‌های خالی ماتریس استفاده می‌کند. در اکثر سیستم‌های توصیه‌گر، با افزایش تعداد کالاها، هر کاربر قادر به گفتن ترجیحاتش درباره کالاهای موجود نبوده و نمی‌تواند به میلیون‌ها کالا رأی دهد. در نتیجه، بیشتر بخش‌های ماتریس کاربر-آیتم خالی می‌ماند. در چنین مواردی، تعیین کاربران یا کالاهای مشابه (تشکیل محله) به یک چالش تبدیل می‌شود. این بدان دلیل است که شباهت بین دو کاربر یا دو کالا را نمی‌توان محاسبه کرد، زیرا اطلاعات کافی درباره رتبه دهی کاربران وجود نداشته و در نتیجه، دقت توصیه بسیار پایین خواهد بود (نجف‌آبادی، ماهرین، ۲۰۱۶).

برای غلبه بر این ضعف، محققان بسیاری الگوریتم‌های داده‌کاوی را برای پالایش کالاهای غیرقابل دید یا به‌کارگیری داده‌های رتبه‌بندی خالص برای پیش‌بینی، مانند خوشه‌بندی مدل‌های پالایش مشارکتی، روش‌های کاهش ابعاد، مدل‌های پالایش مشارکتی شبکه‌های باور بیزی ، تحلیل لینک ، رویکرد استخراج الگو و مدل‌های پالایش مشارکتی پنهان مفهومی را توسعه دادند (نجف‌آبادی و ماهرین، ۲۰۱۶؛ پارک، کیم، چوی و کیم، ۲۰۱۲). به طور خاص، یکی از راه‌حل‌ها برای حل پراکندگی داده در پالایش مشارکتی، روش تجزیه مقادیر تکین است (ژو و همکاران، ۲۰۱۵). از این‌روش معمولاً برای کاهش ابعاد ماتریس رتبه‌بندی کاربر-کالا در روش‌های پالایش مشارکتی استفاده می‌شود. تجزیه مقادیر تکین می‌تواند فضای موجود در ماتریس کاربر-آیتم را کاهش داده و تراکم رتبه‌بندی را افزایش دهد و همچنین با یافتن روابط پنهان از ماتریس کاربر-آیتم، رتبه‌بندی بیشتری را پیدا کند. ژو و همکاران (۲۰۱۵) رویکرد افزایشی را بر اساس تجزیه مقادیر تکین پیشنهاد کردند که به طور مکرر تجزیه مقادیر تکین ماتریس اصلی را بدون تغییر محاسبه می‌کرد تا مشکل پراکندگی و منافع کاربران که پویا است را حل کند (ژو و همکاران، ۲۰۱۵).

تحلیل لینک با ایجاد شبکه‌هایی از اشیاء به‌هم‌پیوسته (کاربران یا کالاها) به بررسی الگوها و روندها می‌پردازد. تحلیل لینک روابط بین اشیاء در پایگاه داده را پیدا می‌کند تا مشکل پراکندگی را حل کند (غریب شاه و جلیلی، ۲۰۱۴). این تحلیل پتانسیل‌ها را در افزایش عملکرد جستجوی وب ارائه می‌دهد. تحلیل شبکه اجتماعی یکی از انواع روش‌های تحلیل لینک برای کشف ساختارهای اجتماعی اساسی از طریق تحلیل روابط و تعاملات الگوها بین عاملان اجتماعی است. تحلیل شبکه اجتماعی با به‌کارگیری تعاملات اجتماعی کاربران (مانند بیان نظرات اجتماعی، برچسب‌های اجتماعی، دوست‌یابی آنلاین و غیره) توصیه‌هایی را ارائه می‌دهد. تحلیل لینک همچنین از ساختار گراف برای به دست آوردن اطلاعات روابط بین کاربران و کالاها استفاده می‌کند. بیشتر *الگوریتم‌های* تحلیل لینک از گره واحدی در گراف وب برای کنترل صفحه وب استفاده می‌کنند (پارک و همکاران، ۲۰۱۲) .

زهرا و همکاران (۲۰۱۵) بیان کردند که روش خوشه‌بندی برای کاهش ابعاد ماتریس‌های رتبه‌بندی پراکنده استفاده می‌شود. این‌روش بر این مفهوم مبتنی است که در بخش‌های منطقه فرعی نسبت به کل حوزه، کاربران تمایل بیشتری برای معاشرت باهم دارند. با توجه به

اینکه زیر ماتریس‌های خوشه‌بندی‌شده معمولاً تراکم بیشتری نسبت به ماتریس‌های بزرگ اصلی دارند، انتظار می‌رود همبستگی بیشتری داشته باشند (زهرا و همکاران، ۲۰۱۵). زهرا و همکاران (۲۰۱۵) با بهره‌برداری از کاربران با حداکثر تعداد رتبه‌بندی برای خوشه‌بندی ماتریس کاربر/کالا و یافتن سانتروئیدهای مشابه به عنوان همسایگان کاربر فعال، فرایند توصیه را بهبود بخشیده‌اند.

۳. روش پیشنهادی

روش پیشنهادی در شکل ۱ نشان داده شده است. در بخش پیش پردازش، ابتدا داده‌های ورودی به سیستم، مورد پردازش اولیه قرار می‌گیرند و مقادیر ویژگی‌ها مورد نرمال‌سازی واقع می‌شوند. سپس با استفاده از پالایش مشارکتی، اقدام به یافت کاربران و اقلام متناسب با کاربر مقصد می‌شود. در مرحله بعد با استفاده از کشف قواعد انجمنی، اقدام به استخراج قواعد ارزشمند مرتبط با سفارشات کاربران می‌شود. سپس در مرحله توصیه به کاربر، با استفاده از تجمیع قواعد نزدیک به کاربر، توصیه اقلام به کاربر مقصد انجام خواهد شد و مشخص می‌کنیم که نتیجه توصیه به کاربر، چه خواهد بود. در پایان با توجه به خروجی‌های سیستم در توصیه به کاربر، ارزیابی می‌کنیم که پیشنهاد به کاربر به چه میزان بطور صحیح انجام شده است و دقت را بدست خواهیم آورد. در ادامه این بخش در مورد مراحل فوق، به تفصیل صحبت خواهیم کرد و آنها را با جزییات بیشتری بررسی می‌کنیم.

شکل ۱. فرآیند روش پیشنهادی

ابتدا داده‌های مورد تحلیل، با استفاده از یک توطیع یکنواخت، نرمال‌سازی می‌شوند و سپس به فرم ماتریس شکل ۲ نمایش داده خواهند شد.

$$\begin{pmatrix} r_{1,1}/(\sum_{k=1}^{m} r_{1,k}) & \cdots & \cdots & \cdots & r_{1,m}/(\sum_{k=1}^{m} r_{1,k}) \\ \vdots & \cdots & \cdots & \cdots & \vdots \\ \cdots & \cdots & r_{i,j}/(\sum_{k=1}^{m} r_{i,k}) & \cdots & \cdots \\ \vdots & \cdots & \cdots & \cdots & \vdots \\ r_{n,1}/(\sum_{k=1}^{m} r_{n,k}) & \cdots & \cdots & \cdots & r_{n,m}/(\sum_{k=1}^{m} r_{n,k}) \end{pmatrix}$$

شکل ۲. ماتریس نرمال‌شده کاربر-کالا

سپس، با استفاده از الگوریتم Apriori، قواعد وابستگی و انجمنی برای استخراج الگوهای پرتکرار از مجموعه داده‌ها را کشف می‌کنیم. این الگوریتم شامل دو مرحله است: اول، آن‌ها مجموعه اقلام پرتکرا را پیدا می‌کند، یعنی مجموعه اقلامی که اغلب در مجموعه مبادلات رخ می‌دهند و بعدازآن‌ها قاعده تولید می‌کنند. Apriori از تکنیکی به نام هرس و اتصال استفاده می‌کند. ابتدا، فهرستی از مجموعه اقلام پرتکرار کاندید تولید می‌شود. سپس از یک مفهوم، به نام کمترین پشتیبانی، برای حذف مجموعه اقلامی، که پشتیبانی کمتری نسبت به کمترین پشتیبانی لازم دارند، استفاده می‌کند. پشتیبانی برای یک مجموعه اقلام، تعداد وقوع آن در همه تبادلات است. بعد هر مجموعه اقلام در فهرست کاندیدا را به سایر مجموعه‌های اقلام وصل می‌کند تا اقلام دوطولی تولید شود. در این مرحله، Apriori اقلامی را که در مقایسه با کمترین پشتیبانی، میزان حمایت کمتری دارند، حذف می‌کند. در این نقطه، الگوریتم همان فرآیند را به‌کرات اجرا می‌کند تا مجموعه‌های ۳، ۴ و ... طولی تولید شود. درنتیجه، این الگوریتم نیاز به یک پارامتر تعریف‌شده توسط کاربر، کمترین پشتیبانی دارد تا مجموعه‌های پرتکرار کشف شوند.

سپس، الگوریتم بر اساس فرآیندی به نام هرس کردن، هر مجموعه اقلام را برای هر سطح که فهرست کاندیدا را تولید می‌کند، کنترل می‌نماید. طبق این فرایند، هر زیرمجموعه غیرتهی از همه اقلام در فهرست کاندیدا باید متعلق به فهرست کاندیدای سطح قبل باشد. اگر یک مجموعه اقلام وجود داشته باشد که این شرط را نداشته باشد، الگوریتم آن را از فهرست کاندیدا حذف می‌کند.

درنهایت، آخرین فهرست کاندیدا، فهرست پرتکرار است. بعد Apriori همه زیرمجموعه‌های غیرتهی هر اقلام را استخراج و قواعد را تولید می‌کند. در این مرحله، الگوریتم از پارامتر تعریف‌شده دیگری به نام کمترین اعتماد استفاده می‌کند تا قواعد ضعیف حذف شود. اعتماد برای قانون این است (S ارزش پشتیبانی را نشان می‌دهد):

$$C = S\,(X \cup Y)/S\,(X) \qquad (۱)$$

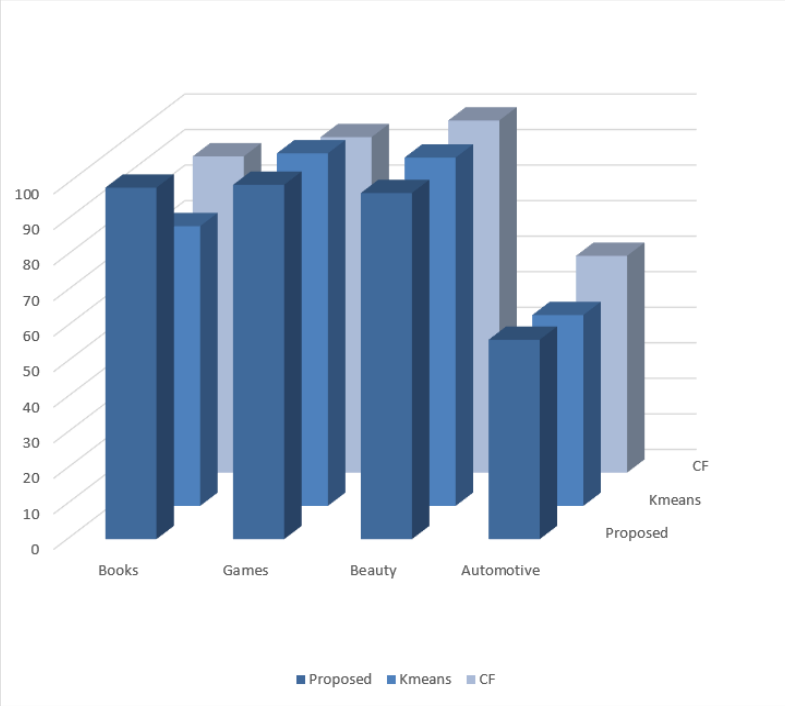
در نهایت، روش پیشنهادی در مرحله توصیه به کاربر، براساس پالایش مشارکتی کاربران مشابه با کاربر مقصد را یافته و مجموعه قواعد انجمنی که اقلام آنها با کاربران مذکور، مرتبط هستند را مشخص نموده و در ادامه به این صورت عمل می‌شود که مجموعه اقلام فعلی کاربر در هر بخش مقدم هر قاعده‌ای که ظاهر شد، آن قاعده به‌عنوان کاندید برای توصیه ارائه می‌شوند و سپس آن قواعدی که حمایت و درجه اعتماد بالاتری هستند، فیلتر شده و مجموعه تالی‌های آن‌ها به‌عنوان اقلام پیشنهادی به کاربر هدف ارائه می‌گردد.

۴. نتایج تجربی

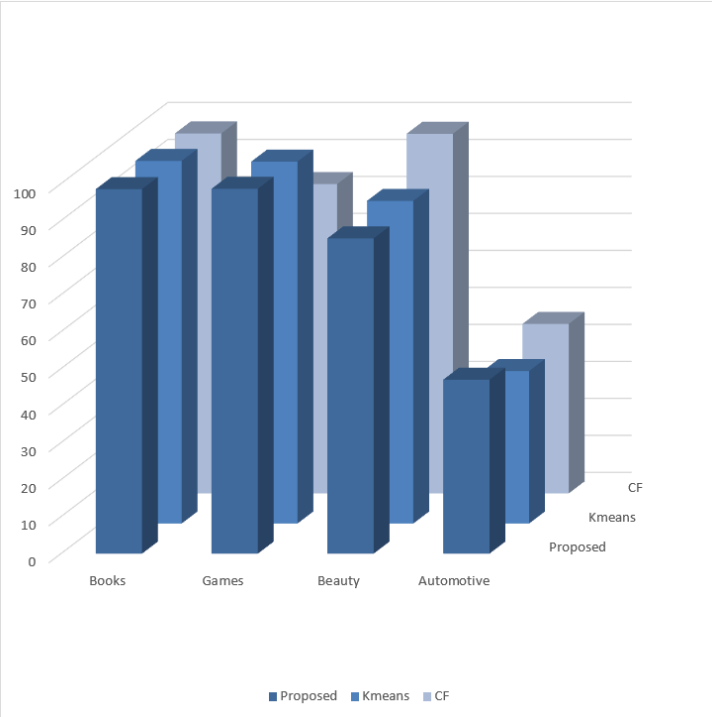
برلی ارزیابی روش پیشنهادی از مجموعه داده‌های آمازون[۳] بهره گرفته شد. این داده ها دارای گروه‌های مختلفی هستند که از این بین به تعداد ۴ گروه کتاب‌ها، بازی‌ها، زیبایی و خودکار منتخب شده و داده‌های آن جهت انجام ازمایش‌های تجربی استفاده شده است. برای شبیه‌سازی روش پیشنهادی از نرم افزار رپید ماینر استفاده شد. همچنین از معیارهای دقت، بازخوانی و سنجش F برای ارزیابی و تحلیل مقایسه‌ای عملکرد روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های پایه استفاده کردیم.

در ادامه، نمودارهای مقایسه‌ای روش پیشنهادی با دو روش مورد مقایسه از نظر دقت، بازخوانی و سنجش F بترتیب در شکل‌های ۳ تا ۵ نشان داده شده است. همانطور که قابل مشاهده است روش پیشنهادی به‌طور متوسط دارای عملکرد بهتری نسبت به سایر روش‌ها می‌باشد.

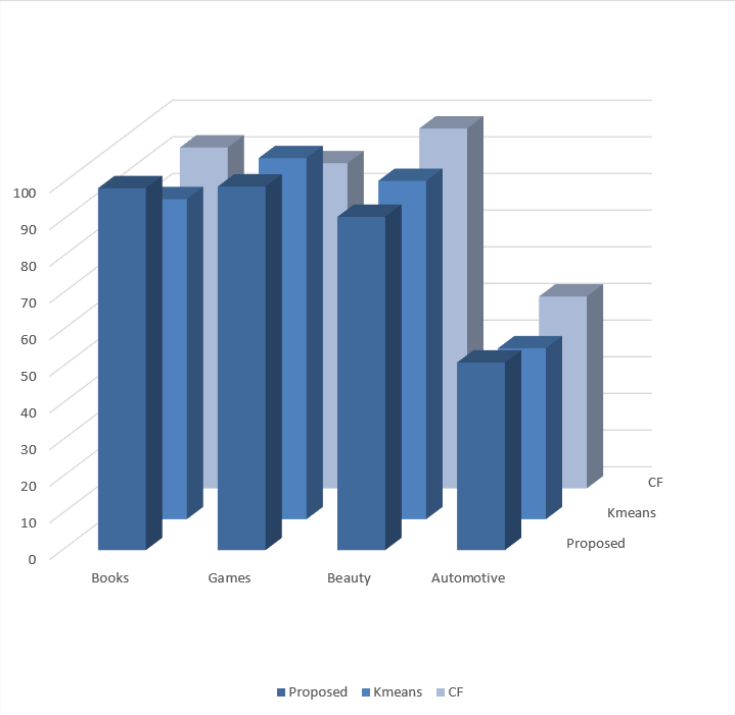
[3] http://jmcauley.ucsd.edu/data/amazon/links.html



شکل ۳. مقایسه دقت توصیه‌ها در کلیه روش‌ها برروی چهار گروه از مجموعه داده‌های آمازون



شکل ۴. مقایسه بازخوانی توصیه‌ها در کلیه روش‌ها برروی چهار گروه از مجموعه داده‌های آمازون



شکل ۵. مقایسه سنجش F توصیه‌ها در کلیه روش‌ها برروی چهار گروه از مجموعه داده‌های آمازون

۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادات

به دلیل افزایش مشکلات بار بیش‌ازحد اطلاعات، سیستم‌های توصیه‌گر در عصر توسعه سریع فناوری اینترنت، اهمیت بیشتری پیدا کرده‌اند. با این حال تحقیقات کمی برای توسعه سیستم‌های توصیه‌گر با استفاده از کشف قواعد انجمنی منتشر شده‌اند و در نتیجه، همچنان مشکلاتی درباره کاوش قواعد انجمنی وجود دارد که باید با توجه به سیستم‌های توصیه‌گر نوظهور حل شوند. بعلاوه، بیشتر روش‌های پالایش مشارکتی مبتنی بر خوشه‌بندی تنها از اطلاعات رتبه‌بندی تاریخی در روند خوشه‌بندی استفاده می‌کنند و سایر منابع داده در سیستم‌های توصیه‌گر مانند تعاملات روابط اجتماعی بین کاربران (برچسب‌گذاری یا رفتار دنبال کردن کاربران) و ارتباط بین کالا را نادیده می‌گیرند. در این مقاله روشی برای حصول یک سیستم توصیه‌گر مبتنی بر پالایش مشارکتی با کاوش قواعد انجمنی ارایه شده است. نتایج ارزیابی برروی مجموعه داده‌های آمازون نشان داد که روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها از دقت، بازخوانی و سنجش F بمراتب بهتری برخوردار است. برای کارهای آتی، مواردی مختلفی را می‌توان در راستای این تحقیق درنظر گرفت که از جمله آن‌ها می‌توان به ترکیب روش‌های مختلف کشف قواعد انجمنی مبتنی بر بوستینگ برای حصول دقت بهتر و توسعه روش‌های ارایه شده در این تحقیق اشاره کرد و همچنین تطبیق با محیطه‌ای توزیع شده نیز از موارد دیگر توسعه این تحقیق است.

منابع

Acilar, A. M., & Arslan, A. (2009). A collaborative filtering method based on artificial immune network. Expert Systems with Applications, 36(4), 8324e8332.

Anand, D., & Bharadwaj, K. K. (2011). Utilizing various sparsity measures for enhancing accuracy of collaborative recommender systems based on local and global similarities. Expert systems with applications, 38(5), 5101e5109.

Bauer, J., & Nanopoulos, A. (2014). Recommender systems based on quantitative implicit customer feedback. Decision Support Systems, 68, 77e88.

Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A., & Bernal, J. (2012). Generalization of recommender systems: Collaborative filtering extended to groups of users and restricted to groups of items. Expert systems with Applications, 39(1), 172e186.

Boratto, L., Carta, S., & Fenu, G. (2015). Discovery and representation of the preferences of automatically detected groups: Exploiting the link between group modeling and clustering. Future Generation Computer Systems, 64, 165e174.

Briguez, C. E., Budan, M. C., Deagustini, C. A., Maguitman, A. G., Capobianco, M., & Simari, G. R. (2014). Argument-based mixed recommenders and their application to movie suggestion. Expert Systems with Applications, 41(14), 6467e6482.

Cheng, L. C., & Wang, H. A. (2014). A fuzzy recommender system based on the integration of subjective preferences and objective information. Applied Soft Computing, 18, 290e301.

Choi, K., & Suh, Y. (2013). A new similarity function for selecting neighbors for each target item in collaborative filtering. Knowledge Based Systems, 37(0), 146e153.

Choi, K., Yoo, D., Kim, G., & Suh, Y. (2012). A hybrid online-product recommendation M.K. Najafabadi et al. / Computers in Human Behavior 67 (2017) 113e128 127 system: Combining implicit rating-based collaborative filtering and sequential pattern analysis. Electronic Commerce Research and Applications, 11(4), 309e317.

Feng, H., Tian, J., Wang, H. J., & Li, M. (2015). Personalized recommendations based on time-weighted overlapping community detection. Information & Management, 52(7), 789e800.

Gharibshah, J., & Jalili, M. (2014). Connectedness of userseitems networks and recommender systems. Applied Mathematics and Computation, 243, 578e584.

Ghazarian, S., & Nematbakhsh, M. A. (2015). Enhancing memory-based collaborative filtering for group recommender systems. Expert Systems with Applications, 42(7), 3801e3812.

Gogna, A., & Majumdar, A. (2015). Matrix completion incorporating auxiliary information for recommender system design. Expert Systems with Applications, 42(14), 5789e5799.

Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Terveen, L. G., & Riedl, J. T. (2004). Evaluating collaborative filtering recommender systems. ACM Transactions on Information Systems (TOIS), 22(1), 5e53.

Horsburgh, B., Craw, S., & Massie, S. (2015). Learning pseudo-tags to augment sparse tagging in hybrid music recommender systems. Artificial Intelligence, 219, 25e39.

Huang, S., Ma, J., Cheng, P., & Wang, S. (2015). A hybrid multigroup coclustering recommendation framework based on information fusion. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 6(2), 27.

Khelloufi, A., Ning, H., Dhelim, S., Qiu, T., Ma, J., Huang, R., & Atzori, L. (2020). A Social Relationships Based Service Recommendation System For SIoT Devices. IEEE Internet of Things Journal.

Mccrea, J., Zada, N., King, R., Li, J., Connolly, C., Lester, P., & Kennedy, C. (2020). U.S. Patent No. 10,805,102. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.