علوم رایانش و فناوری اطلاعات
نشریه علمی انجمن کامپیوتر ایران
مجلد ۱۵، شماره ۲، ۱۳۹۶
صفحات ۲۷- ۳۵
مقاله عادی

نشریه علوم رایانش و فناوری اطلاعات

استفاده از شبکه‌های اجتماعی برای بهبود مدیریت ارتباط با مشتری

الناز مظاهری سید ابوالقاسم میرروشندل

دانشکده فنی، دانشگاه گیلان، رشت، ایران

چکیده

در دنیای امروز شبکه‌های اجتماعی توجه افراد بسیاری را به خود جلب کرده‌اند. در رسانه‌های اجتماعی محصولات بسیاری توسط شرکت‌ها معرفی می‌شوند و انتخاب در این حجم عظیم برای مشتری دشوار خواهد بود. سیستم‌های پیشنهاددهنده بخش مهمی از تجارت الکترونیکی هستند، زیرا تعداد اندکی محصول را مطابق با سلیقه‌ی مشتری به او پیشنهاد می‌دهند. کارهای انجام شده در این زمینه راه‌حل‌هایی را ارائه می‌دهند که شرکت‌ها بتوانند وفاداری مصرف‌کنندگان خود را جلب کنند و از طریق شناسایی سلایق مشتریان پیشنهادات صادقانه‌ای را به آن‌ها ارائه دهند. در این مقاله یک سیستم پیشنهاددهنده ترکیبی به‌منظور پیشنهاد فیلم ارائه می‌شود. این سیستم به‌منظور بهره‌مندی از بهترین ویژگی‌ها و غلبه بر محدودیت‌های موجود در تکنیک‌های فیلترسازی مشترک و فیلترسازی مبتنی بر محتوا آن‌ها را ترکیب می‌کند. هدف الگوریتم پیشنهادی پیش‌بینی پسندیدن یا نپسندیدن فیلم، توسط کاربر است. این الگوریتم به کمک اعتبارسنجی متقابل ارزیابی شده است و نتیجه‌ی قابل‌قبولی را به دست آورده است.

کلمات کلیدی: سیستم پیشنهاددهنده‌ی ترکیبی، شبکه‌ی اجتماعی، مدیریت ارتباط با مشتری.

۱- مقدمه

مدیریت ارتباط با مشتری[1] موجب تعاملات یک سازمان با مشتریان جاری و آینده می‌شود. رقابت در زمینه‌ی تجارت الکترونیکی مستلزم مدیریت کارآمد داده‌های وب است [۱]. با ظهور وب ۲ رشد مهمی در جنبه‌های اجتماعی وب به وجود آمد، به‌گونه‌ای که شبکه‌های اجتماعی همانند توییتر، فیس‌بوک و لینکدین رشد قابل‌توجه‌ی را در سال‌های اخیر تجربه کرده‌اند [۲، ۳]. توجه به موضوع مدیریت ارتباط با مشتری ضروری است، زیرا ارزش شرکت‌های بزرگ به مشتریان آن‌هاست. مطالعات نشان می‌دهد که سوددهی مشتری فعلی بیشتر از مشتریان جدید است [۴].

ادغام سیستم‌های مدیریت ارتباط با مشتری موجود با فناوری رسانه‌ی اجتماعی، مفهوم جدید مدیریت ارتباط با مشتری اجتماعی[2] را مطرح می‌کند. مدیریت ارتباط با مشتری اجتماعی برای به دست آوردن مشتریان بیشتر و پردازش‌های خرید بیشتر به شرکت‌ها کمک می‌کند [۵، ۶، ۷].

در ۲۰ سال اخیر تحقیقات بسیاری در زمینه‌ی چگونگی پیشنهاد خودکار محصولات به افراد انجام شده است [۸]. هنگامی که کاربران نمی‌توانند آنچه در جستجوی آن هستند را پیدا کنند، حفظ ارتباط با مشتریان در سایت تجارت الکترونیک دچار مشکل می‌شود [۴]. با استفاده از سیستم پیشنهاددهنده[3]، به‌عنوان بخشی از فعالیت‌های مدیریت ارتباط با مشتری، می‌توان مشکلات بسیاری را حل کرد. زیرا این سیستم‌ها می‌توانند به کاربران کمک کنند، محصول مناسب باسلیقه‌ی خود را انتخاب کنند [۹]. وظیفه‌ی سیستم پیشنهاددهنده، پیش‌بینی پتانسیل خرید یا ارزشی است که کاربر به یک محصول خواهد داد و ارائه فهرستی از محصولات مناسب به مشتری است [۱، ۴].

این مقاله از شبکه‌های اجتماعی مرتبط با فیلم برای بهبود مدیریت ارتباط با مشتری استفاده کرده است. در واقع این شبکه‌ها، سیستم‌های پیشنهاددهنده‌ی فیلم هستند که هر یک با در نظر گرفتن ویژگی‌ها و الگوریتم‌های مشخص، فیلم مناسب را به کاربران پیشنهاد می‌دهند. سودمندی این سیستم بدین شرح است:

کاربری برای آخر هفته خود در نظر دارد از میان فیلم‌های بسیاری که وجود دارند، یک فیلم را برای تماشا انتخاب کند. اگر شرکت تولیدکننده‌ی فیلم بتواند با استفاده از وب‌سایت اختصاصی خود و دیگر شبکه‌های اجتماعی، فیلم مناسب را با

توجه به علاقه‌مندی‌هایی کاربر (کاربر در این وب‌سایت حساب کاربری دارد) بـه او پیشنهاد دهد و کاربر پس از تماشای فیلم آن را بپسندد، توانسـته اسـت نظـر او را جلب کند و او را به مشتری وفادار برای خود تبدیل کند و در زمان و هزینه‌ای کـه مشتری بابت خرید یا اجاره فیلم‌های اشتباه صرف می‌کنـد، صـرفه‌جـویی کنـد. در واقع وب‌سایت اختصاصی تولیدکننده‌ی فیلم، همانند یک دوست، به کـاربر فیلمـی مناسب با سلیقه‌ی او را پیشنهاد می‌دهد که با این عملکرد توانسـته اسـت اهـداف مدیریت ارتباط با مشتری را پیاده‌سازی کند.

در بخش بعد کارهای مرتبط با تحقیق بیان می‌شوند. سپس در بخش سوم بـه معرفی مجموعه داده و در بخش چهارم به ارائه گراف کاربر- فیلم پرداخته می‌شود. در بخش پنجم الگوریتم پیشنهادی مطرح و در بخش ششـم الگـوریتم پیشـنهادی ارزیابی می‌گردد. در نهایت، در بخش هفتمن نتیجه‌گیری این تحقیق بیان می‌شود.

۲- کارهای مرتبط

در این بخش، ابتدا توضـیحات مختصـری دربـاره‌ی مـدیریت ارتبـاط بـا مشـتری، شبکه‌ی اجتماعی و سیستم پیشنهاددهنده بیان می‌شود. در ادامه، به ارائه کارهای مرتبط با موضوع تحقیق پرداخته می‌شود.

مدیریت ارتباط با مشتری: مدیریت ارتباط با مشتری می‌تواند تمامی سـازمان را تحت پوشش خود قرار دهد، روابط سازمان با مشتریان را بهبـود دهـد و همچنـین اطلاعات مربوط به مشتری را ذخیره و تجزیه و تحلیل نمایـد. ویژگـی‌هـای اصـلی مدیریت ارتباط بـا مشـتری بازاریـابی، فـروش و خـدمات هسـتند [۱۰]. صـاحبان کسب و کار معتقدند که یافتن راه‌کارهایی برای حفظ مشـتریان فعلـی نسـبت بـه یافتن راه‌کارهایی برای جذب مشتریان جدید مقرون به صرفه‌تر است و به افـزایش درآمد کمک بیشتری می‌کند [۵].

شبکه‌ی اجتماعی: به کمک اینترنت، شبکه‌های اجتماعی می‌توانند میلیون‌ها نفر از سراسر جهان را در یک مکان گرد هم بیاورند. سایت‌های شـبکه‌هـای اجتمـاعی خدمت‌دهنده‌های مبتنی بر وب هستند که به افراد اجازه مـی‌دهنـد یـک پروفایـل عمومی یا نیمه عمومی در سیستم ایجاد کنند و فهرستی از کـاربران دیگـر کـه بـا آن‌ها در ارتباط هستند را ایجاد و به اشتراک بگذارند [۱۰، ۱۱].

سیستم پیشنهاددهنده: در بیشتر مواقع افراد مجبـور هسـتند در شـرایطی کـه تجربه کافی و شخصی درباره‌ی موضوعی خـاص نـدارد، انتخـاب کننـد. بـه کمـک پیشنهادت ارائه شده توسط کارشناسان یا افراد دیگـر در صـورت عـدم یـا کمبـود دانش نیز می‌توان انتخاب کرد. سیستم‌های پیشـنهاددهنـده نیـز بـه افـراد کمـک می‌کنند، محصولات را با توجه به خواسته‌ها و نیازهای خود انتخاب کنند [۱۲].

در سال‌های اخیـر شـرکت‌هـا در شـبکه‌هـای اجتمـاعی حضـور چشـمگیری داشته‌اند. موفقیت یک برند به فراهم آوردن خواسته‌ها و نیازهای مشتریان وابسـته است. شرکت‌ها درصورتی می‌توانند انتظار وفاداری از مشتریان خود داشـته باشـند که سود و منفعت آن‌ها را نیز در نظر بگیرند. به همین منظور در جدول ۱ عملکرد پنج شرکت معتبر فورد فیسـتا، شـورلت تـاهو، اسـتارباکس، جـت‌بلـو و اسـکن در شبکه‌های اجتماعی بررسی شده است. همان‌طور که در جدول ۱ می‌توان مشـاهده نمود، سه شرکت فورد فیستا، شورلت تاهو، استارباکس برای معرفی محصولات خود اقدام به برگزاری کمپین نموده‌اند. موارد بررسی شده و جزئیات بیشتر را مـی‌تـوان در جدول ۱ مشاهده نمود.

در تحقیقی دیگر، تأثیر کشف جوامع در شبکه‌های اجتماعی به‌منظـور بهبـود مدیریت ارتباط با مشتری بررسی شده است. مشتریان شـرکت مـی‌تواننـد جوامـع مختلفی را تشکیل دهند. برای کشف جوامع باید به ارتباطات میان شرکت، منابع و کاربران توجه کرد. از پروفایل کاربران به‌منظـور ایجـاد جوامـع اسـتفاده مـی‌شـود. کاربرانی که در یک جامعه هستند، خواسته‌هـا و علاقـه‌منـدی‌هـای مشـابه دارنـد. فرصت اندکی برای شرکت در گفتگوهایی که میان کاربران شکل می‌گیـرد، وجـود دارد. بنابراین فراهم آوردن عامل‌هایی که بتوانند به‌صورت خودکار و با سرعت بـالا به سؤالت و شکایات مشتریان پاسخ دهند به افزایش اعتبـار برنـد کمـک بسـیاری می‌کند. رسیدگی سریع به شکایت مشتریان بسـیار ضـروری اسـت. درصـورتی‌کـه مشتری در شبکه‌های اجتماعی نارضایتی خود را درباره‌ی محصولی بیان کند و بـه این شکایت رسیدگی نشود یا با تأخیر رسیدگی شود، این موضوع موجب نارضایتی سایر کاربران نیز می‌شود. نتیجه‌ی این جریان کاهش اعتبار برند است.

جدول ۲ راه‌کارهایی برای مدیریت مشتریان در شبکه‌هـای اجتمـاعی را بیـان می‌کند. در سطر اول جدول ۲ تأثیر کشف جوامع در شبکه‌های اجتماعی به‌منظـور بهبود مدیریت ارتباط با مشتری مورد بررسـی قـرار مـی‌گیـرد. در سـطر دوم ایـن جدول سیستمی ارائه می‌شود که توانایی ارائه‌ی پاسخ سریع به سؤالات و شـکایات مشتریان را دارد.

جدول ۱- عملکرد پنج شرکت معتبر در شبکه‌های اجتماعی

مرجع	نام شرکت	زمینه‌ی فعالیت	برگزاری کمپین	عملکرد مناسب	نتیجه
[۱۳]	فورد فیستا	تولید خودرو	✓	- انتخاب کاربران فعال در شبکه‌های اجتماعی برای بارگذاری مطالـب در وب‌سـایت اختصاصی کمپین و دیگر شبکه‌های اجتماعی - در نظر گرفتن سود متقابل برای شرکت‌کنندگان	- افزایش فروش - افزایش وفاداری
[۱۳]	شورلت تاهو	تولید خودرو	✓	استفاده از برنامه‌ی پربیننده کارآموز	- افزایش فروش - عدم در نظر گرفتن اقدامی برای تقویت برند و ایجاد وفاداری در میان مشتریان فعلی و جدید
[۱۳]	استارباکس	بزرگ‌ترین کافی‌شاپ زنجیره‌ای	✓	برگزاری مسابقات تبلیغاتی و در نظر گرفتن محصولات شرکت به‌عنوان جوایز	- افزایش فروش - افزایش وفاداری
[۱۴]	جت‌بلو	شرکت هواپیمایی	_	- اختصاص زمان بیشتر برای پاسخ به شکایات و سؤالات - ایجاد تصویری همانند یک دوست برای مشتریان	رضایت‌مندی بیشتر مشتریان شرکت از خدمات ارائه شده
[۱۵]	اسکن	صنعت غذایی	_	علاقه‌مند به گفتگو با افراد ذینفع	- شفاف بودن عملکرد شرکت - عدم‌حذف پیام‌ها: در صورت منطقی بودن و تکراری نبودن

در شبکه‌های اجتماعی و در دنیای وب محصولات بسیاری توسط شرکت‌های مختلف معرفی می‌شوند. به دلیل افزایش دسترس‌پذیری محصولات، مشتریان یکتا بودن فروشندگان خود را از دست داده‌اند. برای شرکت‌ها یافتن محصول موردعلاقه‌ی مشتری بسیار دشوار شده است. به کمک سیستم‌های پیشنهاددهنده می‌توان محصولات جذاب برای مشتریان را پیدا کرد. اگر شرکت‌ها بتوانند به مشتریان برای انتخاب کمک کنند، می‌توانند وفاداری و رضایتمندی مشتریان خود را جلب کنند. در جدول ۳ راه‌کارهایی ارائه شده است که به کمک آن‌ها می‌توان محصول موردنیاز مشتری را یافت. در این جدول چالش‌های موجود در زمینه‌ی سیستم‌های پیشنهاددهنده، راه‌حل این چالش‌ها، تکنیک‌ها و روش‌های موردنیاز برای پیاده‌سازی این راه‌حل‌ها و همچنین مزایای آن‌ها نیز ارائه شده است.

جدول ۲- مدیریت مشتریان در شبکه‌های اجتماعی

مرجع	هدف	روش	سازوکار	ضرورت	عملکرد
[۱۶]	کشف جوامعی از مشتریان با استفاده از وب‌سایت اختصاصی شرکت و شبکه‌های اجتماعی عمومی	دسته‌بندی منابع: منابع داخلی: برچسب منابع خارجی: برچسب درهم‌سازی[۴] و پیوند[۵] بهوب‌سایت	استفاده از علاقه‌مندی‌های صریح و ضمنی کاربر: امتیازدهی منابع: اظهارنظر درباره‌ی منبع در وب‌سایت اختصاصی: امتیاز ۱ اظهارنظر درباره‌ی منبع و اشتراک‌گذاری در یک شبکه‌ی اجتماعی: امتیاز ۲ اظهارنظر درباره‌ی منبع و اشتراک‌گذاری در دو شبکه‌ی اجتماعی: امتیاز ۳	درجه‌ی علاقه‌مندی کاربر به یک منبع وابسته است به: - تعداد منابع امتیاز داده شده توسط کاربر با برچسب مشابه و همچنین میانگین این امتیازها - رفتار کاربر در وب‌سایت اختصاصی شرکت و شبکه‌های اجتماعی. - علاقه‌مندی مخاطبین[۶] کاربر.	استفاده از یک الگوریتم خوشه‌بندی همانند k-means یا سلسله مراتبی برای ایجاد جوامعی از کاربران با علاقه‌مندی‌های مشابه
[۱۷]	- کاوش گفتگوها بر روی سکوها برای معرفی، اولویت‌بندی پست‌ها و پیام‌هایی مرتبط با شرکت به‌منظور ارائه پاسخ سریع به آن‌ها	استفاده از سیستم مدیریت ارتباط با مشتری SCION[۷]	استفاده از سه پودمان: - جمع‌آوری داده‌ها - تحلیل‌گر محتوا - رابط کاربر - استفاده از موتور تفسیر SystemText به‌صورت کارآمد و با دقت بالا به‌منظور تعیین نیت هر پست	اولویت هر پست وابسته است به: - امتیاز اضطراری بودن پست - امتیاز اعتبار نویسنده پست - اهمیت عملکرد تجاری	توانمند ساختن یک عامل یا یک نماینده به‌منظور: - ردیابی ارتباطات با مشتریان - نظارت بر ارتباطات - پاسخ به سوالات مشتریان - تشویق کاربران به مشارکت -پردازش ۹۵۰ پست رسانه‌ی اجتماعی در هر ثانیه توسط یک موتور تفسیر این سیستم

جدول ۳- یافتن محصول جذاب برای مشتری

مرجع	چالش	راه‌حل	تکنیک	روش	مزایا
[۱]	زیاد بودن و طبیعت پویا اطلاعات	استفاده از سیستم پیشنهاددهنده پویا WebBluegillRecomannealing	- پیشنهاد محصول براساس علاقه‌مندی‌های کاربر و علاقه‌مندی‌های کاربران هم‌سلیقه - پیشنهاد محصول با استفاده از الگوریتم تبرید شبیه‌سازی شده[۸] و هوش گروهی ماهی بلوگیل	- استفاده از الگوریتم cooling به‌منظور قرار دادن عامل‌های مشابه در صفحه نمایش نزدیک به یکدیگر و عامل‌های غیرمشابه دورتر از یکدیگر - استفاده از الگوریتم cluster-creation برای خوشه‌بندی - ارائه پیشنهادات پویا با استفاده از الگوریتم Bluegill-BestPredictions	- مدیریت حجم بالا اطلاعات در وب - افزایش مقیاس‌پذیری - استفاده از عامل‌های هوشمند
[۴]	- مدیریت حجم عظیم داده‌ها - تولید اطلاعات جدید ساخت‌نیافته یا نیمه ساخت‌یافته مانند اظهارنظرها در شبکه‌های اجتماعی	- استفاده از محاسبات ابری برای ذخیره‌ی داده‌ها با حجم عظیم - استفاده از ETL[۹] برای تبدیل داده‌ها و بارگذاری آن‌ها در جداول - استفاده از انبار داده‌ای نیمه ساخت‌یافته مانند انبار داده‌ای NoSQL	- استفاده از احساسات موجود در داده‌های عظیم برای پیشنهاد محصولات (مفهوم سیستم پیشنهاددهنده بر مبنای احساسات، پیشنهاد دادن برمبنای ویژگی‌هاست.)	- استخراج احساسات موجود در جمله‌ها برای هر ویژگی به کمک جستجو در واژه‌نامه احساسات[۱۰] - ایجاد یک الگوی سلیقه - ارزیابی تکرار الگوهای استخراج شده - انتخاب احساسات پرتکرار برای هر ویژگی	- استفاده از پتانسیل موجود در داده‌های عظیم برای سیستم‌های پیشنهاددهنده - بهبود عملکرد در کسب و کار، توسط مدیریت و جستجوی تغییرات در داده‌های عظیم
[۱۸]	حجم بالای اطلاعات در وب	استفاده از روش‌های مبتنی بر مورد در نظر گرفتن ۳۰ همسایه برای کاربر (پیش محاسبه) مدل‌سازی برای یافتن موارد مشابه (پیش محاسبه) - کمتر شدن زمان اجرا بیش از ۲/۸ برابر - توان عملیاتی بیشتر - مقیاس‌پذیری بیشتر	- استفاده از اعتبارسنجی متقابل ۱۰fold - استفاده از میانگین خطای مطلق[۱۱]	محاسبه شباهت: - کسینوس پایه[۱۲] - کسینوس تطبیق داده شده[۱۳] (انتخاب به‌عنوان بهترین الگوریتم) - همبستگی[۱۴] پیش‌بینی: - مجموع وزن[۱۶] (انتخاب به‌عنوان بهترین الگوریتم) - رگرسیون[۱۷]	عملکرد بهتر راه‌حل پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم بنچ- مارک[۱۵] که مبتنی بر کاربر است.

ادامه جدول ۳- یافتن محصول جذاب برای مشتری

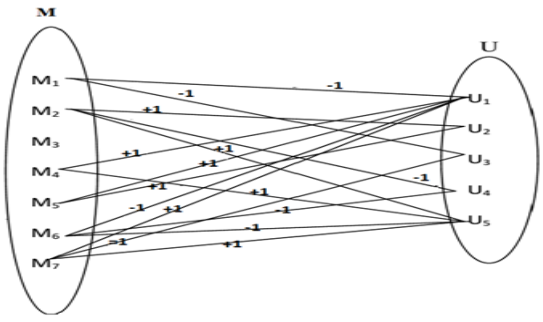
مرجع	چالش	راه‌حل	تکنیک		روش	مزایا
			نوع روش	معایب		
[۱۹]	- الزام بازگشت بی‌درنگ به مجموعه نتایج در بعضی از برنامه‌های کاربردی - محدود بودن اطلاعات مشتریان جدید - فرار بودن داده‌های مشتریان	فیلترسازی مشترک سنتی	- الگوریتم فیلترسازی مشترک نزدیک‌ترین همسایه[۱۸] - فاصله کسینوسی[۱۹]	- آزمایش بر روی تعدادی از مشتریان - جزءبندی فضای موردها - نادیده گرفتن بسیاری از موارد برجسته یا غیربرجسته		
		مدل‌های خوشه‌بندی	تقسیم مشتریان به قطعه‌های زیاد و نسبت دادن کاربران به قطعه‌ای با بیشترین تشابه	انجام محاسبات خوشه‌بندی پرهزینه و پیچیده به‌صورت غیر برخط که نتیجه‌ی آن پایین آمدن کیفیت پیشنهادات است.		گروه‌ها با اندازه‌ی کوچک کارایی و مقیاس‌پذیری بهتری به‌صورت برخط دارند.
		روش‌های مبتنی بر جست‌جو	موارد رأی داده شده و خریداری شده توسط کاربر یک پرس‌وجو[۲۰] را برای یافتن موارد مشابه دیگر شکل می‌دهند.	- اگر کاربر محصولات زیادی را خریده باشد، پرس‌وجو بر روی همه‌ی موارد غیرعملی خواهد بود. - خیلی کلی[۲۱] - خیلی محدود[۲۲]		اگر کاربری محصولات کمی را خریده باشد یا به محصولات کمی رأی داده باشد، الگوریتم‌های پیشنهاددهنده مبتنی بر جست‌جو مقیاس‌پذیر و کارآمد هستند.
		الگوریتم فیلترسازی مشترک مورد به مورد، استفاده شده توسط Amazon.com	- بیشتر از اینکه هدف سازگاری کاربر با مشتریان مشابه باشد، هدف ایجاد جدولی از موارد مشابه است.	--------	- ایجاد جدولی از موارد مشابه به‌صورت غیربرخط (این اقدام توسط یافتن مواردی صورت می‌پذیرد که مشتری تمایل داشته است آن‌ها را با یکدیگر بخرد.)	- افزایش کارایی و مقیاس‌پذیری - ایجاد جدولی از موارد مشابه به‌صورت غیربرخط - عالی بودن کیفیت پیشنهادات - اجرا قابل‌قبول با محدود شدن داده‌های کاربر

۳- مجموعه داده

در این تحقیق از مجموعه داده‌ی hetrec2011-movielens-2k استفاده شده است [۲۰]. این مجموعه داده شامل ۱۰,۱۰۹ فیلم است و ۲,۱۱۳ کاربر به این فیلم‌ها رأی داده‌اند. در این مقاله، از ۴۳ کاربر و ۳,۳۷۴ فیلم مختلف استفاده شده است. این مجموعه داده حاوی ۲۰ ژانر مختلف است. در واقع به‌طور میانگین هر فیلم دارای ۲/۰۴۰ ژانر است. رأی‌هایی که کاربران به هر فیلم داده‌اند، در محدوده‌ی ۱ تا ۵ قرار گرفته است.

۴- گراف کاربر- فیلم

برای درک بهتر مجموعه داده آن را به‌صورت گراف کاربر-فیلم مدل‌سازی می‌کنیم. شبکه کاربر- فیلم را می‌توان به‌عنوان یک گراف دوبخشی $G =< U, M, E >$ مدل‌سازی کرد. U و M دو مجموعه‌ی منحصر به‌فرد از کاربران و فیلم‌ها هستند. E مجموعه‌ای از یال‌های G و همچنین زیرمجموعه‌ای از $U \times M$ است.



شکل ۱- نمونه‌ای از گراف کاربر- فیلم

$U= \{U_1,U_2,U_3,U_4,U_5\}$
$M= \{M_1, M_2, M_3, M_4, M_5, M_6, M_7\}$
$E= \{(U_1, M_1),(U_1,M_4),(U_1,M_5),(U_1,M_6),(U_1,M_7),$
$(U_2,M_2),(U_2,M_5),(U_3,M_1),(U_3, M_7),(U_4, M_2),$
$(U_4, M_6),(U_5, M_2),(U_5, M_4), (U_5, M_6),(U_5, M_7)\}$
$G=\{<U_1, M_1,-1>,<U_1,M_4,+1>,< U_1,M_5,+1>,$
$<U_1,M_6,-1>,< U_1,M_7,+1>,<U_2,M_2 +1>,$
$<U_2,M_5,+1>,<U_3, M_1,-1>,<U_3,M_7,-1>,$
$< U_4,M_2,-1>,<U_4,M_6, -1>,<U_5,M_2,+1>,$
$<U_5,M_4,+1>,<U_5,M_6,-1>,<U_5,M_7,+1>\}$

هر $e = (u, m) \in E$ نشان می‌دهد که کاربر $u \in U$ به فیلم $m \in M$ رأی داده است. مجموعه W شامل وزن‌های یال‌های موجود در مجموعه E است. این وزن‌ها دارای مقدار ۱+ یا ۱- هستند. ۱+ نمایانگر دسته‌ی "like" و ۱- نمایانگر دسته‌ی "dislike" است. از این گراف دوبخشی وزن‌دار برای سیستم پیشنهاددهنده‌ی فیلم استفاده می‌کنیم [۲۱]. ذکر این نکته ضروری است که اگر کاربر به یک فیلم رأی بالاتر از ۳ بدهد، به این معناست که او این فیلم را می‌پسندد و یال مرتبط با این کاربر و فیلم دارای وزن ۱+ خواهد بود. اما اگر کاربر به این فیلم رأی کمتر از ۳ بدهد، یعنی او این فیلم را نمی‌پسندد و یال مرتبط به این کاربر و فیلم دارای وزن ۱- خواهد بود. اگر کاربر به این فیلم رأی ۳ بدهد، یعنی او نسبت به این فیلم بی‌تفاوت است؛ در نتیجه یالی برای این کاربر و فیلم وجود نخواهد داشت. شکل ۱ نمونه‌ای از گراف کاربر- فیلم را نشان می‌دهد، که دارای ویژگی‌های زیر است:

۵- الگوریتم پیشنهادی

در این بخش، الگوریتم پیشنهادی برای سیستم پیشنهاددهنده ارائه می‌شود. همان‌طور که در شکل ۱ مشاهده می‌شود، کاربر U_1 فیلم M_2 را ندیده است. آیا کاربر پس از تماشای این فیلم آن را خواهد پسندید؟ روندنما[۲۳] الگوریتم پیشنهادی را می‌توان در شکل ۲ مشاهده نمود. در ادامه مراحل الگوریتم نیز شرح داده می‌شوند.

در مرحله‌ی اول فیلم‌هایی که کاربر موردنظر تماشا کرده است را پیدا می‌کنیم و این فیلم‌ها را به دو دسته تقسیم می‌کنیم. دسته‌ی اول شامل فیلم‌هایی می‌شود که کاربر تماشا کرده و آن‌ها را پسندیده است. دسته‌ی دوم شامل فیلم‌هایی می‌شود که کاربر تماشا کرده و آن‌ها را نپسندیده است. فیلم‌های M_4، M_5 و M_7 را کاربر U_1 پسندیده است. فیلم‌های M_1 و M_6 را کاربر U_1 نپسندیده است.

در مرحله‌ی دوم کاربران هم‌سلیقه جستجو می‌شوند. کاربران هم‌سلیقه کاربرانی هستند که فیلم‌هایی که کاربر موردنظر دیده است را تماشا کرده‌اند و همچنین با او هم‌نظر هستند. این کاربران به دو دسته تقسیم می‌شوند: دسته‌ی اول کاربرانی هستند که فیلم‌هایی که کاربر موردنظر دیده است را تماشا کرده‌اند و همچنین همانند این کاربر آن‌ها را پسندیده‌اند. کاربر U_1 با کاربر U_2 در زمینه‌ی فیلم M_5 و با کاربر U_5 در زمینه‌ی فیلم‌های M_4 و M_7 هم‌سلیقه است. دسته‌ی دوم کاربرانی هستند که فیلم‌هایی که کاربر موردنظر دیده است را تماشا کرده‌اند و همچنین همانند این کاربر آن‌ها را نپسندیده‌اند. کاربر U_1 با کاربر U_3 در زمینه‌ی فیلم M_1، با کاربر U_4 در زمینه‌ی فیلم M_6 هم‌سلیقه است و همچنین با کاربر U_5 در زمینه‌ی فیلم M_6 هم‌سلیقه است.

در مرحله سوم کاربران هم‌سلیقه‌ای جستجو می‌شوند که فیلم پیشنهادی را مشاهده کرده‌اند. این کاربران نیز به دو دسته تقسیم می‌شوند: دسته‌ی اول کاربرانی هستند که با کاربر موردنظر هم‌سلیقه هستند، فیلم پیشنهادی را تماشا کرده‌اند و آنرا پسندیده‌اند. از میان کاربر هم‌سلیقه با کاربر U_1 که این فیلم را تماشا کرده‌اند و همچنین آن را پسندیده‌اند، کاربران U_2 و U_5 انتخاب می‌شوند. دسته‌ی دوم کاربرانی هستند که با کاربر موردنظر هم‌سلیقه هستند، فیلم پیشنهادی را تماشا کرده‌اند اما آن را نپسندیده‌اند. از میان کاربر هم‌سلیقه با کاربر U_1 که این فیلم را تماشا کرده‌اند و همچنین آن را نپسندیده‌اند، کاربر U_4 انتخاب می‌شود.

در مرحله‌ی چهارم تعداد دفعات هم‌سلیقه بودن کاربران با کاربر موردنظر محاسبه می‌شود. در این مرحله تعداد دفعاتی که هر کاربر با کاربر موردنظر هم‌سلیقه بوده است را پیدا می‌کنیم. کاربران در دو دسته‌ی متفاوت قرار می‌گیرند. دسته‌ی اول، کاربرانی که هم‌سلیقه با کاربر موردنظر هستند و فیلم پیشنهادی را تماشا کرده‌اند و آن را پسندیده‌اند. کاربر U_1 یک مرتبه با کاربر U_2 و سه مرتبه با کاربر U_5 هم‌سلیقه بوده است. دسته‌ی دوم، کاربرانی که هم‌سلیقه با کاربر موردنظر هستند و فیلم پیشنهادی را تماشا کرده‌اند و آن را نپسندیده‌اند. کاربر U_1 یک‌مرتبه با کاربر U_4 هم‌سلیقه بوده است.

در مرحله‌ی پنجم فیلترسازی مشترک را به کمک بیزین ساده و با استفاده از رابطه‌ی (۱) محاسبه می‌کنیم. دسته‌بندی بیزین ساده یکی از الگوریتم‌های موفق برای دسته‌بندی بسیاری از دامنه‌هاست. برخلاف سادگی، این الگوریتم قابلیت رقابت با روش‌های پیچیده‌ی دیگر به‌خصوص در دسته‌بندی متنی و فیلترسازی مبتنی بر محتوا را دارد. فرض می‌کنیم، ویژگی‌ها از یکدیگر مستقل هستند [۲۲].

$$\prod_{i=1}^{n} p(f_i|\ classj)p(class_j) \quad (۱)$$

در رابطه‌ی (۱)، $p(class_j)$ احتمال رخداد $class_j$ و $p(f_i|class_j)$ احتمال تولید نمونه f_i در $class_j$ هستند. یادگیری سریع (یک‌بار مرور اجمالی[۲۴] را انجام می‌دهد)، دسته‌بندی سریع، عدم‌حساسیت به ویژگی‌های غیرمرتبط، مدیریت داده‌های واقعی و گسسته، مدیریت داده‌های رشته‌ای از مزایای دسته‌بندی بیزین ساده هستند. فرض استقلال ویژگی‌ها محدودیت این روش است [۲۳]. فیلترسازی مشترک را به کمک بیزین ساده برای هر یک از دسته‌های "like" و "dislike" محاسبه می‌کنیم. در واقع به کمک روابط (۲) و (۳)، CF_{like} و $CF_{dislike}$ را به دست می‌آوریم.

$$CF_{like} = p(\text{“like”}) \prod_{i=1}^{n} p(f_i|\ \text{“like”}) \quad (۲)$$

$$CF_{dislike} = p(\text{“dislike”}) \prod_{i=1}^{n} p(f_i|\ \text{“dislike”}) \quad (۳)$$

در مرحله‌ی ششم فیلترسازی مبتنی بر محتوا را به کمک بیزین ساده و با استفاده از رابطه‌ی (۴) به‌منظور تعیین اینکه آیا کاربر ژانرهای فیلم پیشنهادی را می‌پسندد و یا خیر محاسبه می‌کنیم. ژانرهای فیلم‌های موجود در گراف کاربر- فیلم در جدول ۴ آمده است.

$$p(class_j)\ p(genres_{classj}|\ class_j) \quad (۴)$$

جدول ۴- ژانرهای فیلم‌های گراف کاربر- فیلم

Movie	Genres	Movie	Genres
M_1	Adventure	M_5	Action
M_2	Adventure	M_5	Adventure
M_2	Animation	M_5	Thriller
M_2	Children	M_6	Crime
M_2	Comedy	M_6	Comedy
M_2	Fantasy	M_6	Romance
M_3	Drama	M_6	Children
M_3	Fantasy	M_7	Adventure
M_3	Mystery	M_7	Drama
M_4	Adventure	M_7	Fantasy
M_4	Children	M_7	Mystery
M_4	Fantasy	M_7	Sci-Fi

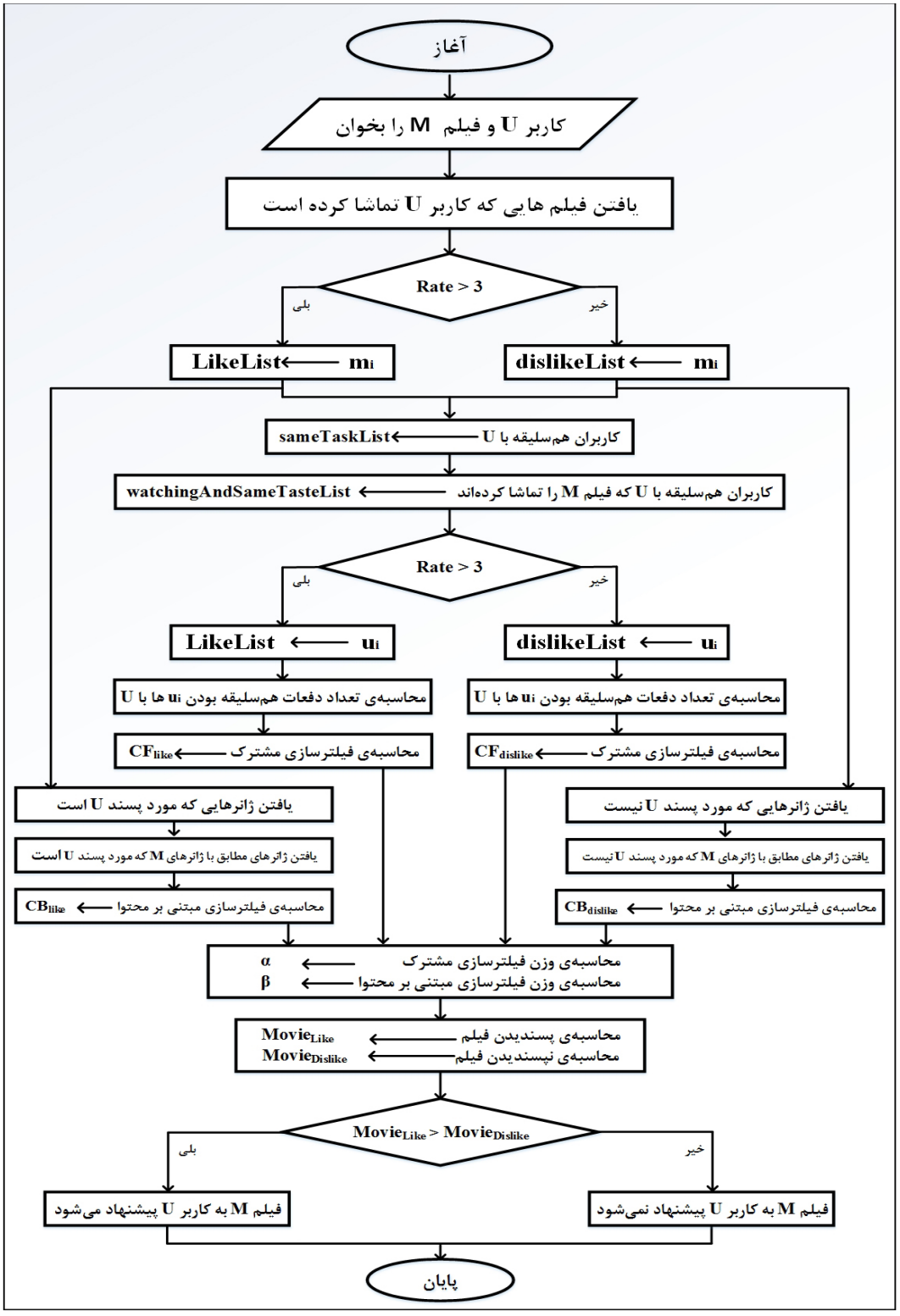
ژانر فیلم‌هایی که کاربر تماشا کرده است را به دو دسته تقسیم می‌کنیم: دسته‌ی اول تعداد ژانرهایی است که کاربر فیلم‌های متناظر با آن‌ها را پسندیده است؛ این تعداد برای کاربر U_1 برابر با ۱۱ است. دسته‌ی دوم تعداد ژانرهایی است که کاربر فیلم‌های متناظر با آن‌ها را نپسندیده است؛ این تعداد برای کاربر U_1 برابر با ۵ است.

سپس ژانرهای مطابق با ژانرهای فیلم پیشنهادی و تماشا شده توسط کاربر

جستجو می‌شوند. ژانر فیلم‌هایی که کاربر تماشا کرده است و مطابق با ژانر یا ژانرهای فیلم پیشنهادی هستند را به دو دسته تقسیم می‌کنیم: دسته‌ی اول مربوط به تعداد ژانرهایی می‌شود که کاربر فیلم‌های متناظر با آن‌ها را پسندیده است و همچنین این ژانرها مطابق با فیلم پیشنهادی هستند؛ این تعداد برای کاربر U_1 برابر با ۶ است. دسته‌ی دوم مربوط به تعداد ژانرهایی می‌شود که کاربر فیلم متناظر با آن‌ها را نپسندیده است و همچنین این ژانرها مطابق با فیلم پیشنهادی هستند؛ این تعداد برای کاربر U_1 برابر با ۳ است. فیلترسازی مبتنی بر محتوا را برای هریک از دسته‌های "like" و "dislike" محاسبه می‌کنیم. در واقع به کمک روابط (۵) و (۶)، CB_{like} و $CB_{dislike}$ را محاسبه می‌کنیم.

$$CB_{like}= p(\text{“like”})\ p(genres_{like} \mid \text{“like”}) \quad (۵)$$

$$CB_{dislike}=p(\text{“dislike”})\ p(genres_{dislike} \mid \text{“dislike”}) \quad (۶)$$



شکل ۲- روندنما الگوریتم پیشنهادی

در مرحله‌ی هفتم احتمال پسندیدن یا نپسندیدن فیلم توسط کاربر را محاسبه می‌کنیم. در ابتدا برای فیلترسازی مشترک و فیلترسازی مبتنی بر محتوا، وزن تعیین می‌کنیم. α را به‌عنوان وزن فیلترسازی مشترک و β را به‌عنوان وزن فیلترسازی مبتنی بر محتوا در نظر می‌گیریم. از ۱،۱۷۸ سطر مجموعه داده به‌عنوان مجموعه توسعه[۲۵] برای تنظیم وزن‌ها استفاده می‌کنیم. با آزمایش‌هایی که بر روی مجموعه توسعه انجام داده‌ایم، به‌صورت تجربی $\alpha = ۰/۵۵$ و $\beta= ۰/۴۵$ را انتخاب می‌کنیم .$movie_{like}$ و $movie_{dislike}$ را به کمک روابط (۷) و (۸) محاسبه می‌کنیم.

$$movie_{like} = \alpha\ CF_{like}+\beta\ CB_{like} \quad (۷)$$

$$movie_{dislike} = \alpha\ CF_{dislike}+\beta\ CB_{dislike} \quad (۸)$$

اگر احتمال اینکه کاربر فیلم پیشنهادی را بپسندد ($movie_{like}$) از احتمال اینکه کاربر فیلم پیشنهادی را نپسندد ($movie_{dislike}$) بیشتر باشد، فیلم موردنظر به کاربر پیشنهاد داده می‌شود، در غیر این صورت از پیشنهاد فیلم به کاربر صرف‌نظر می‌شود. احتمال اینکه کاربر U_1 فیلم M_2 را بپسندد؛ برابر با ۰/۲۶ و احتمال اینکه کاربر U_1 فیلم M_2 را نپسندد؛ برابر با ۰/۲۱ است، در نتیجه فیلم M_2 به کاربر U_1 پیشنهاد می‌شود.

۶- ارزیابی الگوریتم پیشنهادی

روندنما الگوریتم پیشنهادی توسط ابزار اکلیپس[۲۶]، مبتنی بر زبان برنامه‌نویسی جاوا پیاده‌سازی شده است. به‌منظور محاسبه‌ی دقت الگوریتم پیشنهادی از اعتبارسنجی متقابل[۲۷] 5–fold برای مجموعه داده استفاده شده است. نتایج را می‌توان در جدول ۵ مشاهده نمود. میانگین دقت الگوریتم پیشنهادی پس از ۵ مرحله تست ۷۷/۴ است. نکته‌ای که در این مجموعه داده و به‌صورت مشابه در بسیاری از مجموعه داده‌های رأی دیگر وجود دارد این است که، اغلب امتیاز رأی‌ها بالاست. زیرا کاربران سعی می‌کنند محصولاتی را انتخاب کنند که احتمال زیادی می‌دهند آن‌ها را خواهند پسندید.

به‌منظور دستیابی به بالاترین کارایی و غلبه بر مشکلات تکنیک‌های پیشنهاددهنده‌ی سنتی، در این تحقیق تکنیک پیشنهاددهنده ترکیبی ارائه شد. به‌صورتی که بهترین ویژگی‌های دو تکنیک پیشنهاددهنده، در یک تکنیک پیشنهاددهنده ترکیب شدند. در این تکنیک پیشنهاددهنده‌ی ترکیبی، تکنیک فیلترسازی مشترک با تکنیک فیلترسازی مبتنی بر محتوا برای حل مشکلات کم‌پشتی[۲۸] و شروع سرد[۲۹] ترکیب شدند.

مشکل کم‌پشتی در فیلترسازی مشترک به کمک فیلترسازی مبتنی بر محتوا حل شد، زیرا مشکل کم‌پشتی زمانی اتفاق می‌افتد که کاربران بسیاری به بیشتر محصولات رأی نمی‌دهند. در این صورت ماتریس رأی کاربر کم‌پشت خواهد بود. در ماتریس کم‌پشت احتمال یافتن کاربران مشابه برای کاربر موردنظر کاهش می‌یابد؛ در این شرایط از تاریخچه‌ی ژانرهای موردعلاقه‌ی کاربر برای تکنیک فیلترسازی مبتنی بر محتوا استفاده کردیم.

مشکل شروع سرد مربوط به محصولات جدید و کاربران جدید می‌شود. در الگوریتم پیشنهادی مشکل شروع سرد مربوط به محصولات جدید توسط فیلترسازی مبتنی بر محتوا حل شد؛ زیرا تکنیک مبتنی بر محتوا براساس رأی‌های کاربران دیگر نیست. از این تکنیک می‌توان برای پیشنهاد همه‌ی محصولات (محصولات جدید و قدیم) استفاده کرد. اما الگوریتم پیشنهادی در ارائه پیشنهاد به کاربر جدید با مشکل روبه‌رو است. زیرا بدون دانستن اولویت‌های قبلی یک کاربر، یافتن کاربران مشابه یا ایجاد یک پروفایل مبتنی بر محتوا امکان‌پذیر نیست. به‌کمک فیلترسازی مشترک می‌توان به کاربر محصولاتی را پیشنهاد داد که در گذشته تجربه‌ی استفاده از آن‌ها را نداشته است. این موضوع در طول زمان موجب تغییر در روند علاقه‌مندی‌های کاربر می‌شود. نقاط قوت و ضعف الگوریتم را می‌توان در جدول ۶ مشاهده نمود.

جدول ۵- نتایج به‌دست آمده از الگوریتم پیشنهادی

	کل رأی‌ها	تعداد رأی‌های برابر با ۳	تعداد رأی‌های مخالف ۳	پیش‌بینی درست	پیش‌بینی نادرست	دقت الگوریتم
تست ۱	۲،۱۰۲	۳۵۵	۱،۷۴۷	۱،۳۴۷	۳۹۲	٪۷۷
تست ۲	۲،۰۰۰	۳۲۶	۱،۶۷۳	۱،۳۰۱	۳۶۷	٪۷۷
تست ۳	۲،۰۰۰	۳۴۹	۱،۶۵۱	۱،۲۹۱	۳۵۶	٪۷۸
تست ۴	۲،۰۰۰	۳۵۶	۱،۶۴۴	۱،۲۸۹	۳۴۰	٪۷۸
تست ۵	۲،۰۰۰	۳۶۰	۱،۶۳۸	۱،۲۶۲	۳۶۸	٪۷۷
میانگین	-	-	-	-	-	**٪۷۷/۴**

جدول ۶- نقاط قوت و ضعف الگوریتم

نقاط قوت الگوریتم	نقاط ضعف الگوریتم
پویایی (توانایی یادگیری در صورت تغییر در علاقه‌مندی‌های کاربر در طول زمان)	مشکل شروع سرد (مربوط به کاربران جدید)
عدم‌استفاده از نمونه‌برداری برای از دست ندادن داده‌های با اهمیت	-
قابلیت اجرا با سرعت قابل‌قبول در پردازش‌های برخط	-
مقیاس‌پذیری (قابل اجرا بودن الگوریتم برای هر تعداد کاربر)	-
غلبه بر مشکل کم‌پشتی	-
غلبه بر مشکل شروع سرد (مربوط به محصولات جدید)	-

مقایسه الگوریتم پیشنهادی ارائه شده در این مقاله با الگوریتم‌های سیستم‌های پیشنهاددهنده ارائه شده در تحقیقات دیگر (که از مجموعه داده استاندارد hetrec2011-movielens-2k نیز استفاده کرده‌اند) امکان‌پذیر نیست؛ زیرا هدف الگوریتم‌های سیستم‌های پیشنهاددهنده‌ی دیگر، پیش‌بینی رأی دقیقی است که کاربر به فیلم خواهد داد، درحالی‌که الگوریتم پیشنهادی ارائه شده در این مقاله دسته‌ی "like" و "dislike" را برای فیلمی که کاربر به آن رأی خواهد داد را پیش‌بینی می‌کند.

۷- نتیجه‌گیری

بزرگ‌ترین چالش رسانه‌ی اجتماعی، یافتن و استفاده از فرصت‌هاست. در حجم عظیم داده‌ها و اطلاعات موجود در وب، سیستم پیشنهاددهنده برای انتخاب محصول مناسب کمک بسیاری به مشتری می‌کند. بنابراین در این تحقیق، الگوریتمی برای سیستم پیشنهاددهنده ارائه شد که بتواند با وجود فیلم‌های

بسیاری که روزانه توسط شرکت‌های فیلم‌سازی تولید می‌شوند، فیلم مناسب باسلیقه‌ی کاربر را به او پیشنهاد دهد. در الگوریتم پیشنهادی تکنیک‌های فیلترسازی مشترک و فیلترسازی مبتنی بر محتوا با یکدیگر ترکیب شدند. در واقع برای پیشنهاد فیلم به کاربر از یک سیستم پیشنهاددهنده‌ی ترکیبی استفاده شد. در روش ارائه شده علاوه بر انتخاب‌های گذشته‌ی کاربر از انتخاب‌های کاربران هم‌نظر با او نیز استفاده شد. الگوریتم پیشنهادی پس از ارزیابی، نتیجه‌ی قابل‌قبول ۷۷/۴ را بر روی مجموعه داده استاندارد به دست آورد. در روش پیشنهادی برای افزایش سرعت به دلیل امکان از دست دادن داده‌های مهم، نمونه‌برداری انجام نشد. بنابراین برای افزایش سرعت در پردازش‌های برخط، از الگوریتم بیزین ساده و تقسیم کردن فیلم‌ها در دو دسته‌ی پسندیدن و نپسندیدن استفاده شد.

در این تحقیق تنها از رأی‌های کاربران و ژانر فیلم‌ها برای پیشنهاد فیلم به کاربر استفاده شد، بنابراین زمانی که یک کاربر جدید وارد سیستم می‌شود، سیستم باید به کاربر پیشنهادات تصادفی را ارائه دهد تا بتواند علاقه‌مندی‌های او را متوجه شود. در این حالت ممکن است که تعداد پیشنهادات اشتباه توسط سیستم پیشنهاددهنده بالا باشد، در این شرایط امکان دارد کاربر به سیستم اطمینان نکند و بار دیگر برای خرید مراجعه نکند. چهار راه‌حل برای مشکل شروع سرد مربوط به کاربران جدید در نظر گرفته شده است که در آینده به آن‌ها پرداخته خواهد شد. در راه‌حل اول، سیستم از بازخوردهای کاربر پس از پیشنهاد فیلم به او یاد می‌گیرد و پیشنهادات خود را بهبود می‌دهد. در این حالت علاوه بر رأی‌های کاربر به فیلم و ژانرهای موردعلاقه، از اظهار نظرهایی که درباره‌ی فیلم بیان می‌کند، برای کسب اطلاعات در زمینه‌ی علاقه‌مندی‌های او نیز استفاده می‌شود. در راه‌حل دوم زمانی که کاربر در سیستم پیشنهاددهنده فیلم عضو می‌شود، از او درخواست شود که ژانرهای موردعلاقه خود را بیان کند. در راه‌حل سوم هنگامی‌که کاربر در سیستم برای عضویت اقدام می‌کند، از او خواسته شود، آدرس دیگر شبکه‌های اجتماعی خود را نیز اعلام کند. راه‌حل چهارم ترکیب سه راه‌حل فوق است.

مراجع

[1] A. Alphy, and S. Prabakaran, "*A Dynamic Recommender System for Improved Web Usage Mining and CRM Using Swarm Intelligence*," The Scientific World Journal, 2015.

[2] C. Giannakis-Bompolis, and C. Boutsouki, "*Customer relationship management in the era of social web and social customer: an investigation of customer engagement in the Greek retail banking sector*," Procedia-Social and Behavioral Sciences, 148, 67-78, 2014.

[3] H. Zwikstra, F. Hogenboom, D. Vandic, and F. Frasincar, "*Connecting customer relationship management systems to social networks*," In 7th International Conference on Knowledge Management in Organizations: Service and Cloud Computing (pp. 389-400), Springer Berlin Heidelberg, 2013.

[4] F. E. Jamiy, A. Daif, M. Azouazi, and A. Marzak, "The potential and challenges of big data-Recommendation systems next level application," arXiv preprint arXiv: 1501.03424, 2015.

[5] M. Das, "*Social Customer Relationship Management: Proposal for SCRM for an IT Services Company*," Master's Thesis. Industrial Management. Helsinki Metropolia University of Applied Sciences. Master's Degree, 2012.

[6] D. Liberona, M. Ruiz, and D. Fuenzalida, "*Customer knowledge management in the age of social networks*," In 7th International Conference on Knowledge Management in Organizations: Service and Cloud Computing (pp. 353-364). Springer Berlin Heidelberg, 2013.

[7] K. J. Trainor, J. M. Andzulis, A. Rapp, and R. Agnihotri, "*Social media technology usage and customer relationship performance: A capabilities-based examination of social CRM*," Journal of Business Research, 67(6), 1201-1208, 2014.

[8] M. D. Ekstrand, J. T. Riedl, and J. A. Konstan, "*Collaborative filtering recommender systems*," Foundations and Trends in Human-Computer Interaction, 4(2), 81-173, 2011.

[9] A. Demiriz, "*Enhancing product recommender systems on sparse binary data*," Data Mining and Knowledge Discovery, 9(2), 147-170, 2004.

[10] S. Mohan, E. Choi, and D. Min, "Conceptual modeling of enterprise application system using social networking and web 2.0 "social CRM system"," *Convergence and Hybrid Information Technology, 2008. ICHIT'08. International Conference on*. IEEE, 2008.

[11] Ellison, and B. Nicole "Social network sites: Definition, history, and scholarship," *Journal of Computer-Mediated Communication* 13.1 (2007): 210-230.

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

[13] E. Brown, "*How implementing social media strategies (the right way) attracts customer loyalty*," The Faculty of the Public Communication Graduate Program School of Communication American University Washington, DC, 1-39, 2010.

[14] D. Halova, and R. Menne, "*Using Social CRM to influence Customer Service and Loyalty: A Perspective in the Airline Industry*," Master's Thesis. BUSN39: Global Marketing. Lund University, 2013.

[15] K. Johnsson, "*Strategies for social customer relationship management*," Master's Thesis· Agricultural Programme – Economics and Management. Degree thesis No 874, 2014.

[16] I. Basaille-Gahitte, L. Abrouk, N. Cullot, and E. Leclercq, "*Using social networks to enhance customer relationship management*," In Proceedings of the Fifth International Conference on Management of Emergent Digital EcoSystems (pp. 169-176), ACM, October 2013.

[17] J. Ajmera, H. I. Ahn, M. Nagarajan, A. Verma, D. Contractor, S. Dill, and M. Denesuk, "*A crm system for social media: challenges and experiences*," In Proceedings of the 22nd international conference on World Wide Web (pp. 49-58), International World Wide Web Conferences Steering Committee, May 2013.

[18] B. Sarwar, G. Karypis, J. Konstan, and J. Riedl, "Item-based collaborative filtering recommendation algorithms," in Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web. ACM, 2001, pp. 285–295.

[19] G. Linden, B. Smith, and J. York, "Amazon. Com recommendations: Item-to-item collaborative filtering," IEEE Internet computing , vol. 7, no. 1, pp. 76–80, 2003.

[20] H. Byström, "*Movie Recommendations from User Ratings*," Stanford University, Tech. Rep, 2013.

[21] M. Fu, "*CS224W Project Report*," 2011.

[22] K. Miyahara, and M. J. Pazzani, "*Collaborative filtering with the simple Bayesian classifier*," In PRICAI 2000 Topics in Artificial Intelligence (pp. 679-689), Springer Berlin Heidelberg, 2000.

[23] E. Keogh, "*Naïve Bayes Classifier*," Dr. Eamonn Keogh's lecture- UCR, 2011.

الناز مظـاهری فـارغ‌التحصـیل کارشناسـی‌ارشـد رشـته فناوری اطلاعات گرایش تجـارت الکترونیکـی از دانشـگاه گیلان هستند و زمینه‌های مورد علاقه ایشان داده‌کـاوی، متن‌کاوی و هوش تجاری هستند.
آدرس پست‌الکترونیکی ایشان عبارت است از:
elnaz.mazaheri27@yahoo.com

سید ابوالقاسم میرروشندل فارغ‌التحصیل از دانشـکده فنـی دانشـگاه تهـران در مقطـع کارشناسـی در رشـته مهندسی کامپیوتر با گرایش نرم‌افـزار و دانشـگاه صـنعتی شریف در مقـاطع کارشناسـی‌ارشـد و دکتـری در رشـته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی. از سال ۱۳۹۱ عضو هیات علمی گروه مهندسی کامپیوتر دانشگاه گیلان بوده و زمینه‌هـای مـورد علاقه ایشان پردازش زبان‌های طبیعی، داده‌کـاوی، یـادگیری ماشـینی و پـردازش تصویر هستند.
آدرس پست‌الکترونیکی ایشان عبارت است از:
mirroshandel@guilan.ac.ir

اطلاعات بررسی مقاله:

تاریخ ارسال: ۱۳۹۵/۱۲/۲۵
تاریخ اصلاح: ۱۳۹۶/۰۷/۱۰
تاریخ قبول شدن: ۱۳۹۷/۰۲/۰۳
نویسنده مرتبط: دکتر سید ابوالقاسم میرروشندل، دانشـکده فنـی، دانشـگاه گیلان، رشت، ایران.

[1] Customer Relationship Management (CRM)
[2] Social Customer Relationship Management (SCRM)
[3] Recommender System
[4] Hashtag
[5] Link
[6] Contacts
[7] Social Channel is Open Now
[8] Simulated Annealing (SA)
[9] Extract, Transform, Load
[10] Sentiment Lexicon
[11] Mean Absolute Error (MAE)
[12] Basic Cosine
[13] Adjusted Cosine
[14] Correlation
[15] Bench-Mark
[16] Weighted Sum
[17] Regression
[18] Nearest-Neighbor CF Algorithm
[19] Cosine Distance
[20] Query
[21] Too General
[22] Too Narrow
[23] Flowchart
[24] Single Scan
[25] Development Set
[26] Eclipse
[27] Cross Validation
[28] Sparsity
[29] Cold-Start