Archive of SID

استفاده از رسانه‌های اجتماعی توصیه‌گر برای بهبود مدیریت ارتباط با مشتری

الناز مظاهری[1*]، سید ابوالقاسم میرروشندل[2]

[1*] دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی فناوری اطلاعات- گرایش تجارت الکترونیکی، دانشکده فنی ـ دانشگاه گیلان ـ رشت ـ ایران،

elnaz.mazahri27@yahoo.com

[2] استادیار گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشکده فنی ـ دانشگاه گیلان ـ رشت ـ ایران،
mirroshandel@guilan.ac.ir

چکیده

در رسانه‌های اجتماعی محصولات بسیاری توسط شرکت‌ها معرفی می‌شوند و انتخاب در این حجم عظیم برای مشتری دشوار خواهد بود. سیستم‌های توصیه‌گر بخش مهمی از تجارت الکترونیکی هستند، زیرا برای انتخاب به مشتری کمک بسیاری می‌کنند. کارهای انجام‌شده در این زمینه راه‌حل‌هایی را ارائه می‌دهند که شرکت‌ها بتوانند وفاداری مصرف‌کنندگان خود را جلب کنند. در این تحقیق یک سیستم توصیه‌گر ترکیبی به‌منظور پیشنهاد فیلم ارائه می‌شود. این الگوریتم به کمک اعتبارسنجی متقابل ارزیابی شده است و نتایج قابل قبولی را در مجموعه داده استاندارد به دست آورده است.

واژگان کلیدی: *سیستم توصیه‌گر، سیستم توصیه‌گر ترکیبی، شبکه‌ی اجتماعی، مدیریت ارتباط با مشتری.*

www.SID.ir

Archive of SID

1- مقدمه

در سال‌های اخیر، رشد مهمی در جنبه‌های اجتماعی وب به وجود آمده است، به‌گونه‌ای که شبکه‌های اجتماعی همانند توییتر[1]، فیس‌بوک[2] و لینکدین[3] رشد قابل‌توجهی را تجربه کرده‌اند (Zwikstra et al., 2013). درگذشته، ارتباطات میان فروشندگان و مشتریان خیلی سخت بود، چون آن‌ها برای شناخت یکدیگر باید زمان زیادی را سپری می‌کردند، به همین علت این ارتباطات بیشتر با آشنایان بود. فروشندگان می‌دانستند که همسایگان آن‌ها چه محصولاتی را می‌پسندند یا به چه محصولاتی نیاز دارند و همسایگان به فروشندگان اطمینان زیادی داشتند و می‌دانستند که فروشندگان کالاهای خوب را به آن‌ها معرفی می‌کنند و نیازی به جستجو برای یافتن فروشندگان دیگر ندارند (Jamiy et al., 2015).

به دلیل افزایش دسترس‌پذیری محصولات، مشتریان یکتا بودن فروشندگان محصولات خود را از دست می‌دهند و درنتیجه شرکت‌ها نمی‌توانند مشتریان خود را ردیابی کنند. چه محصول یا سرویسی برای مشتریان جذابیت بیشتری دارد؟ چگونه فروشندگان باید با مشتریان خود ارتباط برقرار کنند؟ آیا فردی که اکنون قصد خرید دارد، مشتری خواهد شد یا او به محصول برای خرید اطمینان نخواهد کرد؟ بنابراین ضروری است فروشندگان عملکرد خود را تغییر و راه‌های تعاملات جدید مشتریان با محصولات را توسعه دهند (Jamiy et al., 2015).

در 20 سال اخیر تحقیقات بسیاری درزمینه‌ی چگونگی پیشنهاد خودکار محصولات به افراد انجام شده است. Netflix سرویس‌های اجاره دهنده‌ی فیلم خود را توسط اهدا جایزه یک‌میلیون دلاری توسعه داد و Amazon.com در حدود یک دهه برای پیشنهاد محصولات خود به مشتریان از فیلترسازی مشترک استفاده می‌کند (Ekstrand et al., 2011).

---

[1] Twitter
[2] Facebook
[3] LinkedIn

www.SID.ir

Archive of SID

برنامه‌های کاربردی مدیریت ارتباط با مشتری[4] به سازمان‌ها کمک می‌کنند وفاداری، سوددهی و طول عمر مشتری را تخمین بزنند، اطلاعات مناسب را کسب کنند و عملکرد بهتری داشته باشند. از سوی دیگر، مشتریان اطمینان دارند که در زمان و پول آن‌ها صرفه‌جویی می‌شود (Jamiy et al., 2015).

هرروز، با انتخاب‌ها و گزینه‌های زیادی روبه‌رو می‌شویم. چه بپوشم؟ چه فیلمی را اجاره کنم؟ چه محصولی را بخرم؟ چه وبلاگ پست شده‌ای را بخوانم؟ اندازه و دامنه‌ی این تصمیم‌گیری‌ها بسیار وسیع است: Netflix بیش از 17,000 فیلم برای انتخاب و Amazon.com بیش از 410,000 عنوان فقط در فروشگاه Kindle خود دارد. تصمیم‌گیری در این حجم زیاد یک چالش اساسی است (Ekstrand et al., 2011).

مدیریت ارتباط با مشتری موجب تعاملات یک سازمان با مشتریان جاری و آینده می‌شود. رقابت درزمینه‌ی تجارت الکترونیکی مستلزم مدیریت کارآمد داده‌های وب است، به‌این‌علت که رقبای وب‌سایت ممکن است تنها به‌اندازه‌ی یک کلیک دورتر باشند. درک علاقه‌مندی‌های کاربر و مدیریت وب‌سایت شرکت با توجه به این علاقه‌مندی‌ها، موجب جلب نظر مشتریان می‌شود که درنتیجه‌ی آن، سود شرکت افزایش می‌یابد و سودمندی مشتری بیشتر می‌شود (Alphy & Prabakaran, 2015).

مشتریان در وب اغلب با انتخاب‌ها و پیام‌های تبلیغاتی برای محصولات یا سرویس‌هایی که به آن‌ها نیاز ندارند، روبه‌رو می‌شوند. هنگامی‌که کاربران نمی‌توانند آنچه در جستجوی آن هستند را پیدا کنند، حفظ ارتباط با مشتریان در سایت تجارت الکترونیک دچار مشکل می‌شود. با استفاده از سیستم توصیه‌گر به‌عنوان بخشی از فعالیت‌های مدیریت ارتباط با مشتری، می‌توان مشکلات بسیاری را حل کرد زیرا این سیستم‌ها می‌توانند به کاربرانی که حتی دانش بسیار کم یا اشتباه دارند، کمک کنند محصول مناسب با سلیقه‌ی خود را انتخاب کنند. سیستم‌های توصیه‌گر می‌توانند در مرورگرها به مشتریان کمک کنند و راه‌های مؤثرتری را برای فروش بهتر و بهبود

[4] Customer Relationship Management(CRM)

www.SID.ir

Archive of SID

وفاداری مشتریان ایجاد کنند (Demiriz, 2004). در این مقاله از رسانه‌های اجتماعی توصیه‌گر مرتبط با فیلم برای بهبود مدیریت ارتباط با مشتری استفاده می‌شود. در ادامه و در بخش دوم تعاریف بیان می‌شوند. در بخش سوم، کارهای مرتبط ارائه می‌شوند. در بخش چهارم، الگوریتم پیشنهادی مطرح می‌شود. در بخش پنجم، مجموعه داده معرفی می‌شود. در بخش ششم به ارزیابی الگوریتم پیشنهادی پرداخته می‌شود و در بخش هفتم نتیجه‌گیری این مقاله ارائه می‌شود.

2- تعاریف

در این بخش و در ادامه توضیحات مختصری درباره‌ی مدیریت ارتباط با مشتری و سیستم توصیه‌گر ارائه می‌شود.

2-1 مدیریت ارتباط با مشتری

مدیریت ارتباط با مشتری می‌تواند تمامی سازمان را تحت پوشش خود قرار دهد، روابط سازمان با مشتریان را بهبود دهد و همچنین اطلاعات مربوط به مشتری را ذخیره و تجزیه‌وتحلیل نماید. ویژگی‌های اصلی مدیریت ارتباط با مشتری بازاریابی، فروش و خدمات هستند. مدیریت ارتباط با مشتری در یک سیستم قادر به اجرای پودمان[5]های شناسایی و جذب مشتریان، حفظ مشتریان و بررسی سوددهی مشتریان از طریق کانال‌های ارتباطی مختلف است (Mohan et al., 2008). صاحبان کسب‌وکار معتقدند که یافتن راه‌کارهایی برای حفظ مشتریان فعلی نسبت به یافتن راه‌کارهایی برای جذب مشتریان جدید مقرون به‌صرفه‌تر است و به افزایش درآمد کمک بیشتری می‌کند (Das, 2012).

2-2 سیستم توصیه‌گر

به کمک توصیه‌های ارائه‌شده توسط مسئولین یا افراد دیگر در صورت عدم یا کمبود دانش نیز می‌توان انتخاب کرد. اغلب افراد برای تصمیم‌گیری از سیستم‌های توصیه‌گر استفاده می‌کنند و در بیشتر مواقع مجبور می‌شوند در شرایطی که تجربه کافی و شخصی درباره‌ی

[5] Module

www.SID.ir

Archive of SID

موضوعی خاص ندارد، انتخاب کنند. هر فرد در زندگی روزمره خود از توصیه‌های افراد دیگر توسط زبان گفتاری، نامه‌های پیشنهادی، مرورهای چاپ‌شده درباره‌ی کتاب یا فیلم‌ها در روزنامه‌ها استفاده می‌کند (Resnick and Varian, 1997). در پیاده‌سازی سیستم‌های توصیه‌گر تکنیک‌های مختلفی استفاده می‌شوند که در ادامه توضیحات مختصری درباره‌ی چهار تکنیک سیستم توصیه‌گر ارائه می‌شود:

الف) فیلترسازی مشترک[6] یک الگوریتم توصیه‌گر مشهور است که برای پیش‌بینی و توصیه‌های ارائه‌شده به یک کاربر، از رأی‌ها یا رفتارهای کاربران دیگر در سیستم استفاده می‌کند. فرض اساسی در این روش این است که از نظرات کاربران دیگر می‌توان یک پیش‌بینی منطقی برای اولویت‌های یک کاربر فراهم آورد (Ekstrand et al., 2011).

ب) سیستم فیلترسازی مبتنی بر محتوا[7]، محصولات را بر اساس ارتباط میان محتوای محصولات و اولویت‌های کاربر پیشنهاد می‌دهد، درواقع محتوا هر محصول با محتوا محصولات موردپسند کاربر درگذشته مقایسه می‌شود (Van Meteren and Van Someren, 2000).

پ) هوش محاسباتی[8] یک شاخه از هوش مصنوعی[9] است. شبکه‌های عصبی مصنوعی[10] و هوش گروهی[11] از تکنیک‌های هوش محاسباتی هستند و تاکنون تأثیر قابل‌توجهی در تقویت سیستم‌های توصیه‌گر داشته‌اند (Abbas et al., 2015).

ت) سیستم‌های فیلترسازی می‌توانند به شیوه‌های مختلف با یکدیگر ترکیب شوند. یک سیستم توصیه‌گر ترکیبی[12]، تکنیک‌های مختلف را به‌منظور برطرف نمودن محدودیت‌های هر یک از آن‌ها با یکدیگر ترکیب می‌کند (Shih and Liu, 2005).

---

[6] Collaborative filtering(CF)
[7] Content-based(CB) filtering
[5] Computational Intelligence (CI)
[6] Artificial Intelligence (AI)
[7] Artificial Neural Network (ANN)
[8] Swarm Intelligence (SI)
[9] Hybrid Recommender System

www.SID.ir

Archive of SID

3- کارهای مرتبط

یکی از موضوعاتی که در مدیریت ارتباط با مشتری اهمیت فراوانی دارد و برای صاحبان کسب‌وکار ضروری است که آن را در نظر بگیرند، معرفی و پیشنهاد محصولات به مشتریان مطابق با علاقه‌مندی و خواسته‌های آن‌هاست. اما در دنیای وب و شبکه‌های اجتماعی به دلیل وجود تعداد بالای مشتریان و کاربران، کسب اطلاعات درزمینه‌ی علاقه‌مندی و سلایق هر کاربر به‌صورت غیرخودکار دشوار خواهد بود. درنتیجه برای غلبه بر محدودیت‌های موجود از سیستم‌هایی استفاده می‌شود که باوجود محصولات بسیار به کاربران کمک می‌کنند، محصول موردعلاقه‌ی خود را انتخاب کنند. این‌ها همان سیستم‌های توصیه‌گر هستند. بنابراین، در این بخش درزمینه‌ی سیستم توصیه‌گر پویا WebBluegillRecomannealing و پیشنهاد محصولات به کمک احساسات موجود در داده‌های عظیم توضیحاتی ارائه می‌شود.

3-1 سیستم توصیه‌گر پویا WebBluegillRecomannealing

چالش اصلی در استفاده از داده‌های برخط، زیاد بودن اطلاعات و طبیعت پویا آن‌هاست. سیستم توصیه‌گر پویا WebBluegillRecomannealing از فناوری کاوش وب برای توسعه‌ی عامل‌های نرم‌افزاری به‌منظور ارائه توصیه‌های پویا به کاربران استفاده می‌کند. توصیه‌گر پویا WebBluegillRecomannealing با استفاده از هوشمندی بالا می‌تواند اطلاعات زیاد و رفتارهای پویای کاربران را مدیریت کند (Alphy & Prabakaran, 2015).

در سیستم‌های توصیه‌گر پویا، توصیه‌ها علاوه بر اینکه بر اساس علاقه‌مندی‌های کاربر هستند، بر اساس علاقه‌مندی‌های کاربران هم‌سلیقه نیز هستند. سیستم توصیه‌گر WebBluegillRecomannealing می‌تواند بر ازدیاد اطلاعات و چالش‌های رفتار پویا غلبه کند. این سیستم برای معرفی و توصیه محصولات موردعلاقه کاربران از الگوریتم تبرید شبیه‌سازی‌شده[13] و هوش گروهی ماهی بلوگیل استفاده می‌کند. هوش گروهی برای مدیریت

[10] Simulated Annealing (SA)

www.SID.ir

Archive of SID

حجم بالا اطلاعات در وب از عامل‌های هوشمند استفاده می‌کند، که نتیجه‌ی این عمل افزایش مقیاس‌پذیری است (Alphy & Prabakaran, 2015).

عامل‌های نرم‌افزاری هوشمند می‌توانند طبیعت پویا برخط را مدیریت کنند، که نتیجه‌ی این عمل غلبه بر حجم بالا اطلاعات است. در سیستم توصیه‌گر پویا WebBluegillRecom-annealing در ابتدا پس از پردازش داده‌های تمیز، هر کاربر به یک عامل نگاشت داده می‌شود. این عامل‌ها به‌صورت تصادفی بر روی صفحه‌نمایش دوبعدی قرار می‌گیرند. این صفحه‌نمایش، توسط مختصات x-y نمایش داده می‌شود. مقادیر محور x و محور y در بازه‌ی [1 و 0] قرار می‌گیرند (Alphy & Prabakaran, 2015).

سپس الگوریتم cooling عامل‌های مشابه را در صفحه‌نمایش نزدیک به یکدیگر و عامل‌های غیرمشابه را دورتر از یکدیگر قرار می‌دهد. بنابراین برای عامل‌ها همسایه‌های اولیه ایجاد می‌شود. در هر تکرار الگوریتم، یک همسایه بهتر بر روی صفحه‌نمایش قرار می‌گیرد. این عمل کاربرانی که دارای رفتار مشابه هستند را در یک ناحیه قرار می‌دهد. به‌عبارت‌دیگر برای مدیریت داده‌های پویایی که جمع‌آوری می‌شوند و همچنین برای بهبود کیفیت همسایه، تکنیک خوشه‌بندی پویا به کار می‌رود. سپس عامل‌ها با استفاده از الگوریتم cluster-creation خوشه‌بندی می‌شوند. عامل‌های مشابه در یک خوشه گروه‌بندی می‌شوند. به‌عبارت‌دیگر کاربرانی که علاقه‌مندی‌های مشابه دارند در یک خوشه قرار می‌گیرند. خوشه‌های ابتدایی می‌توانند بیشتر پردازش شوند. الگوریتم Bluegill-BestPredictions به کاربران توصیه‌های پویا ارائه می‌دهد (Alphy & Prabakaran, 2015).

3-2 پیشنهاد محصولات به کمک احساسات موجود در داده‌های عظیم

افزایش تولید داده‌ها، قابلیت‌های زیادی را برای شرکت‌های خصوصی و غیرخصوصی فراهم می‌کند و مدیریت حجم عظیم داده‌ها برای آینده هر شرکت، نقش حیاتی دارد. پتانسیل و فایده‌ی بسیاری در داده‌های بزرگ نهفته است. روزانه میلیاردها جریان اطلاعاتی در پایگاه داده‌های عمومی و غیرعمومی تولید می‌شوند. علاوه بر این، هر عامل (افراد، مدیران، سازمان‌ها،

www.SID.ir

Archive of SID

تجارت‌ها، گروه‌ها و جوامع) اطلاعات جدید ساخت‌نیافته یا نیمه ساخت‌یافته مانند اظهارنظرها را در شبکه‌های اجتماعی تولید می‌کند (Jamiy et al., 2015).

راهی که موجب بهبود عملکرد در کسب‌وکار می‌شود، مدیریت و جستجوی تغییرات در داده‌های عظیم است. معمولاً محاسبات ابری برای ذخیره‌ی داده‌ها با حجم عظیم گنجایش مناسب را دارند و دارای یک زیرساخت یا یک سرویس کاربردی هستند. برای توصیه محصولات به کمک داده‌های عظیم می‌توان از احساسات موجود در داده‌های عظیم استفاده کرد، این داده‌ها ساخت‌نیافته یا نیمه ساخت‌یافته هستند. بنابراین از تکنیک‌های بسیاری برای جمع‌آوری و تجزیه‌وتحلیل احساسات موجود در مرورها[14] یا نظرات کاربران استفاده می‌شود (Jamiy et al., 2015).

می‌توان از ETL[15] برای تبدیل داده‌ها و بارگذاری آن‌ها در جداول استفاده کرد. ایده این روش بارگذاری داده‌های ساخت‌نیافته در یک انبار داده‌ای نیمه ساخت‌یافته مانند انباره داده‌ای NoSQL است. به‌صورت کلی مفهوم سیستم توصیه‌گر بر مبنای احساسات، توصیه کردن برمبنای ویژگی‌هاست. برای هر ویژگی، به کمک جستجو در واژه‌نامه احساسات[16] که دارای فهرستی از لغات احساسات است، احساسات موجود در هر جمله استخراج می‌شوند. گام بعدی ایجاد یک الگوی سلیقه است و سپس تکرار الگوهای استخراج‌شده ارزیابی می‌شود. درنهایت احساسات پرتکرار برای هر ویژگی انتخاب می‌شوند (Jamiy et al., 2015).

4- الگوریتم پیشنهادی برای سیستم توصیه‌گر

با رشد و توسعه‌ی اینترنت اطلاعات زیادی در دسترس قرار می‌گیرند و انتخاب‌های بسیاری برای مصرف‌کنندگان به وجود می‌آید. سیستم‌های توصیه‌گر برای کمک به کاربران طراحی شده‌اند. به‌گونه‌ای که از میان انتخاب‌های بسیاری که وجود دارند، محصولات کمتری که

---

[11] Review
[13] Extract, Transform, Load
[14] Sentiment lexicon

www.SID.ir

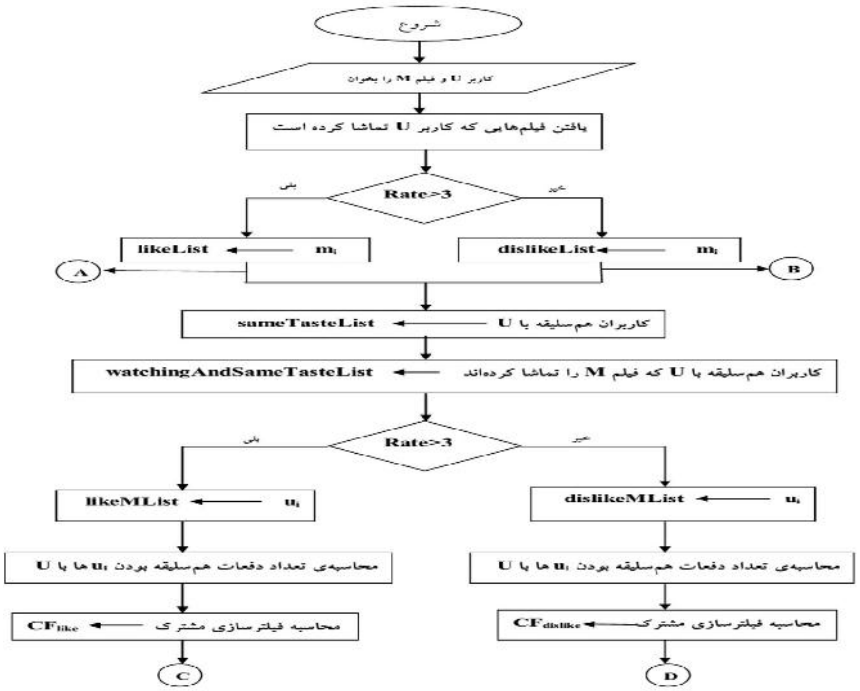
Archive of SID

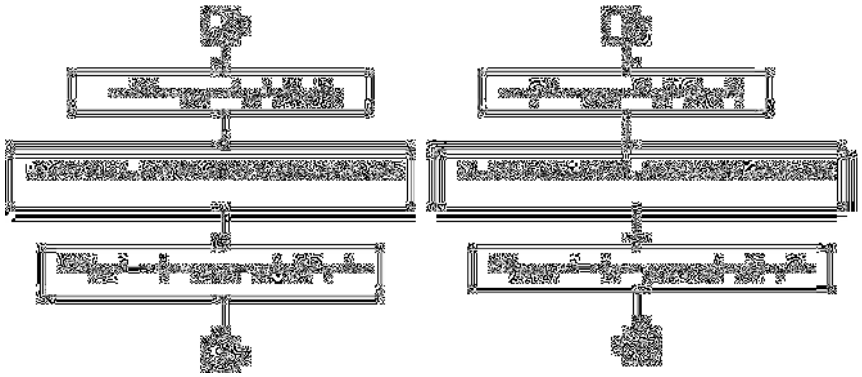
تناسب بیشتری با رفتار کاربر دارند را برای انتخاب در اختیار وی قرار می‌دهند. این سیستم‌ها محصولات موجود را مطابق با رفتار کاربر فیلتر می‌کنند و سپس مناسب‌ترین توصیه‌ها را ارائه می‌دهند (Miyahara and Pazzani, 2000). بنابراین در این بخش، الگوریتم پیشنهادی برای سیستم توصیه‌گر ارائه می‌شود. الگوریتم پیشنهادی شامل هفت مرحله است. هدف الگوریتم پیشنهادی، پیش‌بینی دقیق رأی که کاربر به فیلم می‌دهد، نیست، بلکه تعلق فیلم به دسته *"like"* یا *"dislike"* پیش‌بینی می‌شود. درصورتی‌که احتمال پسندیدن فیلم توسط کاربر از احتمال نپسندیدن آن توسط کاربر بیشتر باشد، فیلم به کاربر پیشنهاد داده می‌شود. در غیر این صورت این فیلم به کاربر پیشنهاد داده نمی‌شود. روندنما[17] الگوریتم پیشنهادی را در شکل (1) می‌توان مشاهده نمود.

[15] Flowchart

www.SID.ir

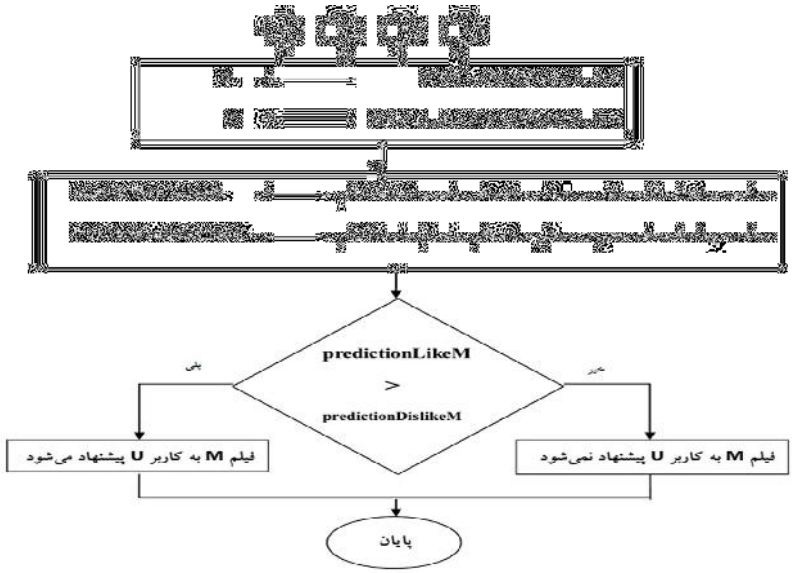
Archive of SID





www.SID.ir

Archive of SID



شکل (1): روندنما الگوریتم پیشنهادی

1-4- مراحل الگوریتم پیشنهادی

در این بخش مراحل الگوریتم پیشنهادی توضیح داده می‌شوند.

مرحله اول: در این مرحله، فیلم‌هایی جستجو می‌شوند که کاربر موردنظر تماشا کرده است. این فیلم‌ها به دو دسته تقسیم می‌شوند. دسته‌ی اول شامل فیلم‌هایی می‌شود که کاربر تماشا کرده است و آن‌ها را پسندیده است. به این معنا که او به این فیلم‌ها رأی بالاتر از 3 داده است. دسته‌ی دوم شامل فیلم‌هایی می‌شود که کاربر تماشا کرده است و آن‌ها را نپسندیده است به این معنا که او به این فیلم‌ها رأی کمتر از 3 داده است.

مرحله دوم: یافتن کاربران هم‌سلیقه.

www.SID.ir

Archive of SID

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. دسته‌ی دوم کاربرانی هستند که فیلم‌هایی که کاربر موردنظر دیده است را تماشا کرده‌اند و همچنین همانند این کاربر آن‌ها را نپسندیده‌اند.

مرحله سوم: یافتن کاربران هم‌سلیقه‌ای که فیلم پیشنهادی را مشاهده کرده‌اند.

این کاربران نیز به دو دسته تقسیم می‌شوند: دسته‌ی اول کاربرانی هستند که با کاربر موردنظر هم‌سلیقه هستند و فیلم پیشنهادی را تماشا کرده‌اند و همچنین آن را پسندیده‌اند. دسته‌ی دوم کاربرانی هستند که با کاربر موردنظر هم‌سلیقه هستند و فیلم پیشنهادی را تماشا کرده‌اند اما آن را نپسندیده‌اند.

مرحله چهارم: محاسبه تعداد دفعات هم‌سلیقه بودن کاربران با کاربر موردنظر.

در این مرحله، تعداد دفعاتی جستجو می‌شود که هر کاربر با کاربر موردنظر هم‌سلیقه بوده است. کاربران در دو دسته‌ی متفاوت قرار دارند. دسته‌ی اول، کاربرانی که هم‌سلیقه با کاربر موردنظر هستند و فیلم پیشنهادی را تماشا کرده‌اند و آن را پسندیده‌اند. دسته‌ی دوم، کاربرانی که هم‌سلیقه با کاربر موردنظر هستند و فیلم پیشنهادی را تماشا کرده‌اند و آن را نپسندیده‌اند.

مرحله پنجم: فیلترسازی مشترک.

فیلترسازی مشترک به کمک بیزین ساده برای هریک از دسته‌های "like" و "dislike" محاسبه می‌شود. درواقع به کمک روابط (1) و (2)، CF_{like} و $CF_{dislike}$ محاسبه می‌شوند.

$$CF_{like} = p(\text{“like”}) \prod p\,(f_i \mid \text{“like”}) \qquad (1)$$

$$CF_{dislike} = p(\text{“dislike”}) \prod p\,(f_i \mid \text{“dislike”}) \qquad (2)$$

مرحله ششم: فیلترسازی مبتنی بر محتوا.

www.SID.ir

Archive of SID

علاوه بر دوستان هم‌سلیقه از ژانر نیز به‌عنوان یکی از ویژگی‌های مهم فیلم، برای پیشنهاد دادن یا پیشنهاد ندادن فیلم استفاده می‌شود. ژانرهای فیلم در دو دسته قرار می‌گیرند. دسته اول شامل ژانرهایی می‌شود که کاربر آن‌ها را می‌پسندند و دسته‌ی دوم شامل ژانرهایی می‌شود که کاربر آن‌ها را نمی‌پسندند.

گام اول در مرحله ششم: یافتن ژانرهایی که کاربر تماشا کرده است.

ژانر فیلم‌هایی که کاربر تماشا کرده است، به دو دسته تقسیم می‌شوند: دسته اول تعداد کل ژانرهایی است که کاربر موردنظر فیلم‌های متناظر با آن‌ها را پسندیده است. دسته‌ی دوم تعداد کل ژانرهایی است که کاربر موردنظر فیلم‌های متناظر با آن‌ها را نپسندیده است.

گام دوم در مرحله ششم: یافتن ژانرهای مطابق با ژانرهای فیلم پیشنهادی و تماشا شده توسط کاربر.

ژانر فیلم‌هایی که کاربر تماشا کرده است و مطابق با ژانر یا ژانرهای فیلم پیشنهادی هستند، به دو دسته تقسیم می‌شوند: دسته اول مربوط به تعداد ژانرهایی می‌شود که کاربر فیلم‌های متناظر با آن‌ها را پسندیده است و همچنین این ژانرها مطابق با ژانرهای فیلم پیشنهادی هستند. دسته دوم مربوط به تعداد ژانرهایی می‌شود که کاربر فیلم متناظر با آن‌ها را نپسندیده است و همچنین این ژانرها مطابق ژانرهای با فیلم پیشنهادی هستند.

گام سوم در مرحله ششم: فیلترسازی مبتنی بر محتوا برای هریک از دسته‌های "like" و "dislike" محاسبه می‌شود. درواقع به کمک روابط (3) و (4)، CB_{like} و $CB_{dislike}$ محاسبه می‌شوند.

$$CB_{like} = p(\text{“like”})\, p(genres_{like} \mid \text{“like”}) \quad (3)$$

$$CB_{dislike} = p(\text{“dislike”})\, p(genres_{dislike} \mid \text{“dislike”}) \quad (4)$$

مرحله هفتم: تکنیک توصیه‌گر مبتنی بر هوش محاسباتی.

در مرحله هفتم توصیه‌گر مبتنی بر هوش محاسباتی با استفاده از الگوریتم پرسپترون محاسبه می‌شود. وزن ورودی‌های الگوریتم پرسپترون تعیین می‌شوند، یا به‌عبارتی‌دیگر وزن فیلترسازی

www.SID.ir

Archive of SID

مشترک و وزن فیلترسازی مبتنی بر محتوا را مشخص می‌شوند. از 1178 سطر مجموعه داده به‌عنوان مجموعه توسعه[18] برای تنظیم وزن‌ها استفاده می‌شود. α = 0/55 و β = 0/45 انتخاب می‌شوند. درواقع در این مرحله از یک نورون الگوریتم پرسپترون استفاده می‌شود. $movie_{like}$ و $movie_{dislike}$ به کمک روابط (5) و (6) محاسبه می‌شوند.

$$movie_{like} = \alpha\, CF_{like} + \beta\, CB_{like} \quad (5)$$

$$movie_{dislike} = \alpha\, CF_{dislike} + \beta\, CB_{dislike} \quad (6)$$

5- مجموعه داده

از مجموعه داده‌ی hetrec2011-movielens-2k استفاده شده است (Byström, 2013). این مجموعه داده شامل ۱۰،۱۰۹ فیلم است و ۲،۱۱۳ کاربر به این فیلم‌ها رأی داده‌اند. در این مقاله، از 43 کاربر و ۳،۳۷۴ فیلم مختلف استفاده شده است. این مجموعه داده حاوی 20 ژانر مختلف است. درواقع به‌طور میانگین هر فیلم دارای2/040 ژانر است. رأی‌هایی که کاربران به هر فیلم داده‌اند در محدوده‌ی 1 تا 5 قرار گرفته است.

6- ارزیابی الگوریتم پیشنهادی

نتایج به‌دست‌آمده از اعمال الگوریتم پیشنهادی بر روی مجموعه داده در 5 مرحله تست توسط اعتبارسنجی متقابل 5–fold در جدول (1) نشان داده شده است. هر سطر این جدول شامل اطلاعاتی درباره‌ی تعداد کل رأی‌ها، تعداد رأی‌های 3، تعداد رأی‌های مخالف 3 در مجموعه تستی، تعداد پیش‌بینی‌های صحیح، تعداد پیش‌بینی‌های نادرست و دقت الگوریتم می‌شود. دقت الگوریتم در هر مرحله تست توسط رابطه (7) محاسبه شده است. 77/4 دقت الگوریتم پیشنهادی است که درواقع این مقدار، میانگین دقت الگوریتم در پنج مرحله تست است.

$$\text{precision} = \frac{\#\text{ of true prediction} \times 100}{\#\text{ of rows with rate} \neq 3} \quad (7)$$

[16] Development set

www.SID.ir

Archive of SID

جدول(1): نتایج به‌دست‌آمده از الگوریتم پیشنهادی

	کل رأی‌ها	تعداد رأی‌های برابر با 3	تعداد رأی‌های مخالف 3	پیش‌بینی درست	پیش‌بینی نادرست	دقت الگوریتم
تست 1	۲،۱۰۲	355	۱،۷۴۷	۱،۳۴۷	392	%77
تست 2	۲،۰۰۰	326	۱،۶۷۳	۱،۳۰۱	367	%77
تست 3	۲،۰۰۰	349	۱،۶۵۱	۱،۲۹۱	356	%78
تست 4	۲،۰۰۰	356	۱،۶۴۴	۱،۲۸۹	340	%78
تست 5	۲،۰۰۰	360	۱،۶۳۸	۱،۲۶۲	368	%77
میانگین	-	-	-	-	-	%77/4

مقایسه الگوریتم پیشنهادی ارائه‌شده در این مقاله با الگوریتم‌های سیستم‌های توصیه‌گر ارائه‌شده در تحقیقات دیگر (که از مجموعه داده استاندارد hetrec2011-movielens-2k نیز استفاده کرده‌اند) امکان‌پذیر نخواهد بود، زیرا هدف الگوریتم‌های سیستم‌های توصیه‌گر دیگر، پیش‌بینی رأی دقیقی است که کاربر به فیلم خواهد داد، درحالی‌که الگوریتم پیشنهادی ارائه‌شده در این مقاله دسته‌ی "like" و "dislike" را برای فیلمی که کاربر به آن رأی خواهد داد را پیش‌بینی می‌کند. نقاط فوت و ضعف الگوریتم در جدول (2) ارائه شده‌اند.

جدول (2): 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)

www.SID.ir

Archive of SID

مقیاس‌پذیری(قابل‌اجرا بودن الگوریتم برای هر تعداد کاربر)	-
غلبه بر مشکل کم‌پشتی	-
غلبه بر مشکل شروع سرد(مربوط به محصولات جدید)	-

در ادامه چهار راه‌حل برای غلبه بر ضعف الگوریتم ارائه می‌شوند:

راه‌حل اول: در این راه‌حل سیستم از بازخوردهای کاربر پس از پیشنهاد فیلم به او یاد می‌گیرد و توصیه‌های خود را بهبود می‌دهد. در این حالت علاوه بر رأی‌های کاربر به فیلم و ژانرهای موردعلاقه، از اظهارنظرهایی که درباره‌ی فیلم بیان می‌کند، برای کسب اطلاعات درزمینه‌ی علاقه‌مندی‌های او نیز استفاده می‌شود.

راه‌حل دوم: زمانی که کاربر در سیستم توصیه‌گر فیلم عضو می‌شود، از او درخواست شود که ژانرهای موردعلاقه خود را بیان کند. در این راه‌حل کاربر علاقه‌مندی‌های خود را به‌صورت صریح اعلام می‌کند.

راه‌حل سوم: هنگامی‌که کاربر در سیستم برای عضویت اقدام می‌کند، از او خواسته شود، آدرس دیگر شبکه‌های اجتماعی خود را نیز اعلام کند. برای پیشنهاد یک فیلم به کاربر علاوه بر در نظر گرفتن رأی‌های کاربران و ژانر فیلم‌ها، از دیگر شبکه‌های اجتماعی که کاربر در آن‌ها حساب کاربری دارد، به‌منظور کسب اطلاعات درزمینه‌ی علاقه‌مندی‌های او نیز استفاده شود.

راه‌حل چهارم: ترکیب سه راه‌حل فوق است.

7- نتیجه‌گیری

باوجود شبکه‌های اجتماعی، مشتریان با رقبای هر برند تنها به‌اندازه‌ی یک کلیک فاصله دارند. بنابراین اگر شرکت نتواند محصولی مطابق با نظر مشتری را در اختیار او قرار دهد، ممکن است برای همیشه مشتری خود را از دست بدهد. سیستم‌های توصیه‌گر به‌عنوان ابزارهایی برای حل

www.SID.ir

Archive of SID

مشکل بازیابی اطلاعات برای کاربرانی توسعه یافتند که در پایگاه داده‌های بزرگ جستجو می‌کنند. این سیستم‌ها برای کاربران با استفاده از خریدهای گذشته، تراکنش‌ها یا رأی‌ها، پروفایل‌هایی را ایجاد می‌کنند و برای کاربر محصولاتی را می‌یابند که با پروفایل او سازگاری بیشتری دارند. در این مقاله از سیستم توصیه‌گر به‌عنوان یک شبکه‌ی اجتماعی برای بهبود مدیریت ارتباط با مشتری استفاده شد. در حجم عظیم داده‌ها و اطلاعات موجود در وب، سیستم توصیه‌گر برای انتخاب محصول مناسب کمک بسیاری به مشتری می‌کند. اگر سیستم توصیه‌گر در بیشتر مواقع عملکرد صحیحی داشته باشد و محصولی را مطابق سلیقه‌ی مصرف‌کننده به او توصیه کند، می‌تواند اعتماد مشتری را به دست آورد و او را به مشتری وفادار تبدیل کند. بااین‌وجود اگر هم در موارد اندکی محصول توصیه‌شده مطابق با سلیقه‌ی کاربر نبود، بهتر است خسارت واردشده به کاربر توسط جبران خسارت مالی یا توصیه محصول مناسب دیگر به‌صورت رایگان و غیره جبران شود. این عملکرد موجب سود متقابل برای مشتری و شرکت می‌شود. زیرا در هزینه و زمان مشتری صرفه‌جویی می‌شود و به شرکت کمک می‌کند محصول خود را به فروش برساند و همچنین شرکت می‌تواند پس از مصرف محصول، بازخورد مشتری را مبنی بر پسندیدن یا نپسندیدن به دست آورد. بنابراین شرکت می‌تواند خواسته‌ها و نیازهای مشتری را بهتر درک کند و محصولات بهتری را به او توصیه کند.

8- منابع

1- Abbas, A., Zhang, L., & Khan, S. U. (2015). “A survey on context-aware recommender systems based on computational intelligence techniques”. *Computing, 97*(7), 667-690

2- Alphy, A., & Prabakaran, S. (2015). “A Dynamic Recommender System for Improved Web Usage Mining and CRM Using Swarm Intelligence”. *The Scientific World Journal, 2015*.

3- Byström, H. (2013). “Movie Recommendations from User Ratings”. Stanford University, Tech. Rep.

4- Das, M. (2012). *“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.

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

www.SID.ir

Archive of SID

6- Ekstrand, M. D., Riedl, J. T., & Konstan, J. A. (2011). "Collaborative filtering recommender systems". *Foundations and Trends in Human-Computer Interaction, 4*(2), 81-173.
7- Jamiy, F. E., Daif, A., Azouazi, M., & Marzak, A. (2015). "The potential and challenges of Big data-Recommendation systems next level application". *arXiv preprint arXiv:1501.03424*.
8- Miyahara, K., & Pazzani, M. J. (2000). "Collaborative filtering with the simple Bayesian classifier". In *PRICAI 2000 Topics in Artificial Intelligence* (pp. 679-689). Springer Berlin Heidelberg.
9- Mohan, S., Choi, E., & Min, D. (2008, August). "Conceptual modeling of enterprise application system using social networking and web 2.0 "social CRM system"". In *Convergence and Hybrid Information Technology, 2008. ICHIT'08. International Conference on* (pp. 237-244). IEEE.
10- Resnick, P., & Varian, H. R. (1997). "Recommender systems". *Communications of the ACM, 40*(3), 56-58.
11- Shih, Y. Y., & Liu, D. R. (2005, January). "Hybrid recommendation approaches: collaborative filtering via valuable content information". In *System Sciences, 2005. HICSS'05. Proceedings of the 38th Annual Hawaii International Conference on* (pp. 217b-217b). IEEE.
12- Van Meteren, R., & Van Someren, M. (2000, May). "Using content-based filtering for recommendation". In *Proceedings of the Machine Learning in the New Information Age: MLnet/ECML2000 Workshop* (pp. 47-56)
13- Zwikstra, H., Hogenboom, F., Vandic, D., & Frasincar, F. (2013). "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.

www.SID.ir