فصلنامه مطالعات مدیریت فناوری اطلاعات سال پنجم، شماره ۱۹، بهار ۹۶
صفحات ۲۹ تا ۵۲

تأثیر مؤلفه اعتماد چندوجهی در تخمین امتیاز کالا برای سیستم‌های توصیه‌گر

مهسا حسین پورپیا *
محمدرضا اصغری اسکوئی**

چکیده

با توجه به حجم عظیم اطلاعات در اینترنت، کاربران برای انتخاب کالا و خدمات موردپسند خود با گزینه‌های زیادی مواجه هستند. سیستم‌های توصیه‌گر با توجه به اطلاعات ثبت‌شده از انتخاب کاربران، افراد مرتبط یا مورد اعتماد آن‌ها و نیز کالاهای انتخاب‌شده، مدلی را استخراج نموده و ضمن تخمین امتیاز کالاها، آن‌ها را جهت توصیه به کاربر، اولویت‌بندی می‌نمایند. رویکرد مبتنی بر اعتماد، از شبکه اعتماد بین افراد برای تخمین امتیاز کالا استفاده می‌نماید. ازآنجاکه سطح اعتماد در زمینه‌های تخصصی متفاوت است، مقوله اعتماد در وجوه مختلف مورد توجه پژوهشگران قرارگرفته است. این مقاله مدل مبتنی بر اعتماد چندوجهی برای تخمین امتیاز کالا ارائه می‌دهد که در آن کاربران و کالاها با توجه به میزان تعلق به هر وجه و نیز سطح اعتماد در آن وجه در نظر گرفته می‌شوند. تحلیل مجموعه داده‌های Epinions نشان می‌دهد پراکندگی فاصله انتخاب افراد درون یک شبکه اعتماد چندوجهی به‌صورت معناداری کمتر از توزیع آن‌ها در یک شبکه عام اعتماد است. در ادامه عملکرد مدل پایه و مدل مبتنی بر تشابه نیز با دو حالت

---

* دانشجوی کارشناسی ارشد علوم کامپیوتر، گرایش سیستم‌های هوشمند، دانشگاه علامه طباطبایی، تهران، ایران (نویسنده مسئول)؛mahsahsp1992@gmail.com
** استادیار گروه علوم کامپیوتر دانشکده علوم ریاضی و رایانه، دانشگاه علامه طباطبایی، تهران، ایران
تاریخ دریافت:۱۳۹۵/۸/۲٤ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۱۱/۲۳

عام و چندوجهی بررسی و مقایسه شده است. ارزیابی مدل‌ها بر اساس میانگین توان‌دو خطای تخمین و با تفکیک داده‌های Epinions به دو گروه آموزش و آزمون و همچنین روش تصدیق متقابل انجام گرفته است. نتایج نشان می‌دهد با در نظر گرفتن مؤلفه اعتماد به‌صورت چندوجهی، خطای تخمین به‌طور متوسط ۲۰٪ کاهش‌یافته و عملکرد سیستم توصیه‌گر به‌صورت محسوسی ارتقاء می‌یابد.

کلیدواژگان: سیستم‌های توصیه‌گر، اعتماد چندوجهی، مدل تخمین‌گر پایه، پالایش همکارانه.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

مقدمه

تعداد کاربرانی که در شبکه‌های اجتماعی ثبت‌نام می‌کنند و از آن‌ها به‌طور روزمره استفاده می‌کنند به‌طور چشم‌گیری در حال افزایش است. با رشد سریع شبکه‌های اجتماعی، محققان شروع به جست‌وجوی انگیزه‌های اصلی موجود برای استفاده از این شبکه‌ها کرده‌اند (روشنی، نیک و شجاعی، ۱۳۹۲).ما هرروز با گزینه‌های زیادی برای انتخاب مواجه می‌شویم. چه لباسی بپوشیم؟ چه فیلمی اجاره کنیم؟ چه سهامی را بخریم؟ چه پستی از یک وبلاگ را بخوانیم؟ سابقاً، مردم برای تصمیم‌گیری و کشف اجناس جدید، به پیشنهادها و توصیه‌های هم‌سالان خود و کارشناسان تکیه می‌کردند. آن‌ها در مورد فیلم‌های پرفروش هفته بیشتر از کولرآبی بحث می‌کنند، بخش‌های سرگرمی روزنامه‌ها را مرور می‌کنند، یا از کتابداری درخواست می‌کنند تا کتابی پیشنهاد دهد. این روش‌های توصیه، به‌ویژه برای کشف اطلاعات، محدودیت‌های خود را دارد.

سیستم توصیه‌گر[1] بر آن است تا محصولات را با توجه به سلیقه مشتری غربال کند . سیستم بر پایه پروفایل فعلی مشتری ساخته می‌شود و به همین دلیل، امکان پیدا کردن محصول مدنظر کاربر را افزایش می‌دهد .ازاین‌رو، برای درک نیاز مشتریان و پاسخ مناسب به این نیازها، ضروری است از الگوریتم‌های کارآمدی استفاده شود (کریمی علویجه، عسکری و پرسته، ۱۳۹٤).

رقابت بین سیستم‌های توصیه‌گر بر سر تولید پیشنهادهای دقیق، کنترل کردن پیشنهادها به‌صورت کارا و مقابله با رشد بیش‌ازحد شرکت‌کنندگان در سیستم است. در این مقاله در درجه اول روی پالایش همکارانه[2] تمرکز می‌شود. پالایش‌همکارانه روی کلاسی از روش‌ها که بر اساس ترجیحات کاربران دیگر نسبت به برخی اقلام، این اقلام را به کاربران پیشنهاد می‌دهند، تمرکز می‌کند. به‌صورت کلی روش پالایش همکارانه به دو صورت است: محصول ـ محصول، کاربر-کاربر. در روش پالایش همکارانه محصول-محصول، جهت تخمین امتیاز یک کاربر به یک محصول از تمایلاتی که کاربران نسبت به محصولات مشابه با محصول موردنظر داشته‌اند، استفاده می‌شود. در روش پالایش

1. Recommender Systems
2. Collaborative Filtering

همکارانه کاربر ـ کاربر شباهت میان کاربران بر اساس الگوی ترجیحاتشان محاسبه می شود: سپس پیشنهاد به کاربر بر اساس کاربران مشابه با او ارائه می‌شود (مطهری نژاد، ذوالفقار زاده، خدنگی و سعدآبادی، ۱۳۹۵). در این تحقیق تمرکز ما روی روش پالایش‌همکارنه کاربر ـ کاربر است.

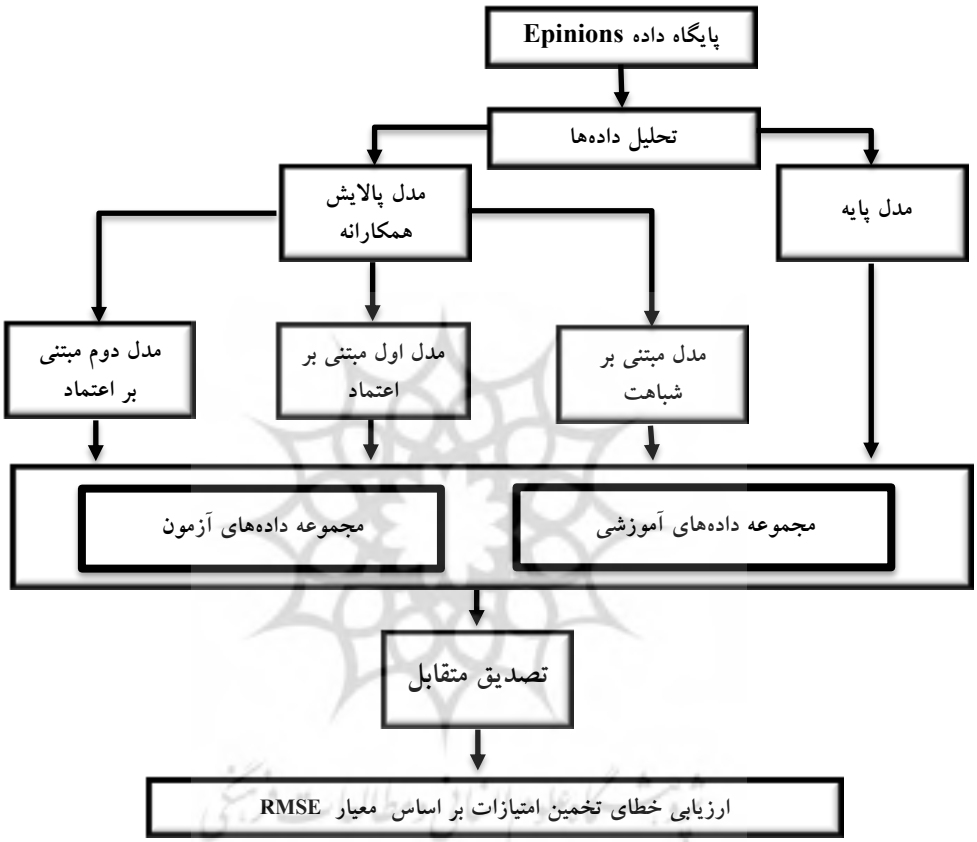
روش دیگری که در این مقاله روی آن تمرکز می‌شود، روش پیش‌بینی کننده پایه[1] است که جهت پیش‌بینی امتیاز یک کاربر به یک محصول انحراف تمایلات کاربر از امتیاز میانگین، انحراف تمایلات محصول جهت دریافت امتیاز از سوی کاربران از امتیاز میانگین و امتیاز میانگین به کار گرفته می‌شود.

در روش‌هایی که تا به اینجا توصیف‌شده است تمایلات افراد در وجه‌های متفاوت بررسی نشده است. در اینجا وجه به معنی طبقات متفاوتی است که محصولات به آن تعلق دارند. محصولاتی که در وجه بازی‌ها قرار دارند قطعاً در وجه کتاب‌ها قرار نخواهند داشت. علاوه‌براین تمایلات افراد در وجه‌های مختلف، متفاوت خواهد بود. کاربر u ممکن است علاقه زیادی به مطالعه کتاب داشته باشد اما علاقه چندانی به بازی نداشته باشد. کاربران در وجه‌های متفاوت به‌صورت یکسان با یکدیگر مشابه نیستند و یک کاربر در هر وجه به‌صورت متفاوت به کاربران مورد اعتماد خود اعتماد خواهد کرد. کاربر u به کاربر v اعتماد دارد، اما ممکن است این اعتماد فقط مربوط به انتخاب بازی‌ها باشد و در انتخاب کتاب سلیقه کاربر مورد اعتماد خود را نپذیرد.

پژوهش موردنظر محقق شده تا روش‌های ذکرشده در وجوه متفاوت بررسی و ارزیابی شوند و بهبود عملکرد آن‌ها با در نظر گرفتن تمایلات کاربران و تعاملاتشان در وجوه متفاوت (به‌ویژه اعتماد چندوجهی) نمایش داده شود. در ادامه این تحقیق پیشینه پژوهش، روش‌شناسی پژوهش، یافته‌های پژوهش، نتیجه‌گیری و پیشنهادها را موردبررسی قرار می‌گیرند.

---

1. Basline Predictor



شکل ۱. روند پژوهش

پیشینه پژوهش

در این بخش ابتدا بررسی می‌کنیم که مدل پالایش همکارانه و پیش‌بینی کننده پایه از چه زمانی روی کارآمدند. در ادامه این بخش نیز پیشینه مطالعاتی سیستم‌های توصیه‌گر چندوجهی موردبررسی قرار می‌گیرند.

در اوایل ۱۹۹۰، پالایش همکارانه به‌عنوان راه‌حلی برای مقابله با سربار اطلاعات در فضاهای اطلاعات برخط ظاهر شد. تاپستری[1] یک سیستم پالایش همکارانه راهنما بود: به کاربران این اجازه را می‌داد تا در یک دامنه اطلاعات، مانند پست الکترونیکی شرکت، برای پیدا کردن اقلام موردنظر خود بر اساس فعالیت‌ها و پیشنهادهای کاربران دیگر، پرس‌وجو کنند. این نیازمند تلاش روی بخشی از کاربران بود، اما به آن‌ها این اجازه را می‌داد تا واکنش‌های خوانندگان قبلی در مقابله بخش‌های مشابه را در نظر نگیرند تا ارتباط آن را با خوانندگان مشخص کنند (گلدبرگ و همکاران[2]، ۱۹۹۲).

پالایش همکارانه کاربر ـ کاربر که به‌عنوان پالایش همکارانه k–نزدیک‌ترین همسایه[3] شناخته می‌شود، جزء اولین روش‌های پالایش همکارانه خودکار به‌حساب می‌آید. این روش ابتدا در سیستم توصیه‌گر مقاله گروپلنز یوزنت[4] معرفی شد (رزنیک و همکاران[5]، ۱۹۹٤). سیستم توصیه‌گر موسیقی رینگو (شاردااناند و میز[6]، ۱۹۹۵) و سیستم توصیه‌گر بلکور (هیل و همکاران[7]، ۱۹۹۵) از پالایش همکارانه کاربر ـ کاربر یا انواع آن استفاده می‌کنند.

الگوریتم پالایش همکارانه استاندارد بر اساس شباهت کاربر ـ کاربر است (هرلاکر و همکاران[8]، ۱۹۹۹). این الگوریتم k–نزدیک‌ترین همسایه با انتخاب k مشابه‌ترین کاربران به کاربر هدف عمل می‌کند و با ترکیب ترجیحات این کاربران پیش‌بینی را شکل می‌دهد. هرچه اطلاعات در دسترس موجود در وب گسترش می‌یابد، پالایش اطلاعات به یک زمینه مهم در تحقیقات تبدیل می‌شود. پس از این‌که اطلاعات مرتبط پالایش شد،

---

1. Tapestry
2. Goldberg et al.
3. K-Nearest Neighbor (K-NN)
4. The GroupLens Usenet
5. Resnick et al.
6. Shardanand & Maes
7. Hill et al.
8. Herlocker et al.

همچنان این سؤال وجود دارد که آیا این اطلاعات قابل‌اعتماد است یا خیر؟ در بسیاری از موارد پالایش، اطلاعات مرتبطی را نتیجه می‌دهد و مورد اعتمادترین منابع و محتوا محبوب هستند (آرتز و گیل، ۲۰۰۷[1]). سیستم‌های توصیه‌گر در وب رایج هستند و ممکن است اطلاعات را بر اساس پیشنهادها و امتیازات اعتماد پالایش کنند. (زیگلر[2]، ۲۰۰٤) مثالی از وب معنایی است که در آن از طبقه‌بندی[3] برای امتیازدهی به میزان شباهت مشخصات و سلایق کاربران استفاده می‌شود. مقادیر اعتماد یا پیشنهادها در گروهی از کاربران مشابه محاسبه می‌شود و اطلاعات حاصل بر این اساس پالایش می‌شوند.

ادبیات گذشته بررسی کرده که چگونه سیستم‌های توصیه‌گر بر رفتار مشتریان برخط تأثیر می‌گذارد. برای مثال کوزلی و همکارانش[4] در سال ۲۰۰۳ دریافتند هنگامی‌که از کاربران درخواست می‌شود بدون هیچ پیش‌بینی به فیلم‌ها امتیاز بدهند، کاربران سازگاری آزمون ـ بازآزمون بالاتری را نشان می‌دهند. بااین‌حال هنگامی‌که از کاربران درخواست شد تا یک فیلم در حال نمایش با یک امتیاز پیش‌بینی‌شده که به‌اندازه یک امتیاز از امتیاز اصلی آن‌ها بیش‌تر یا کم‌تر بود را دوباره امتیازدهی کنند، کاربران تمایل داشتند امتیاز بیش‌تر یا کم‌تری بدهند، درحالی‌که با یک گروه کنترلی که امتیازات دقیق دریافت می‌کنند، مقایسه می‌شوند. درنتیجه استحکام[5] می‌تواند روی امتیازات کاربران (بر اساس فراخوان اولویت[6]) برای فیلم‌هایی که درگذشته تماشا شده و اکنون ارزیابی می‌شوند، تأثیرگذار باشد (کوزلی و همکاران[7]، ۲۰۰۳ و ادومیَشز و همکاران[8]، ۲۰۱٤).

سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر زمینه[9] با تطابق خود نسبت به موقعیت زمینه‌ای کاربر، پیشنهادهای مرتبط‌تری را تولید می‌کنند. در مقاله (ادامویشز و توژیلینز[10]، ۲۰۱۱) بررسی می‌شود که چگونه اطلاعات زمینه‌ای برای ایجاد سیستم‌های توصیه‌گر مفید و هوشمند

1. Artz & Gil
2. Ziegler
3. taxonomy
4. Cosley et al.
5. Anchoring
6. Preference recall
7. Cosley et al.
8. Adomavicius et al.
9. Context-aware Recommender Systems
10. Adomavicius & Tuzhilin

استفاده می‌شوند. مروری بر مفهوم چندوجهی بودن زمینه است که در مورد روش‌های استفاده از اطلاعات زمینه‌ای در فرآیند پیشنهاد بحث می‌کند و استفاده از این روش‌ها در زمینه‌های کاربردی متفاوت که زمینه‌های متفاوتی در آن استفاده شده است را نشان می‌دهد.

بسیاری از سیستم‌های توصیه‌گر پالایش همکارانه امتیازات کاربران را به‌تنهایی درون ماتریس کاربر ـ محصول نگهداری می‌کنند. پالایش همکارانه چندمعیاره[1] امکان فراهم کردن پیشنهادها دقیق با در نظر گرفتن ترجیحات کاربران در جنبه‌های متفاوت از محصولات را در نظر گرفته است. در این سیستم‌ها، کاربران امتیازات را روی جنبه‌های متفاوت از یک محصول در یک بعد جدید جمع‌آوری می‌کنند. در مقاله (نیلاشی و همکاران[2]، ۲۰۱٤) مدل جدیدی از پالایش همکارانه چندمعیاره با استفاده از سیستم استنتاج عصبی ـ فازی تطبیقی[3] در ترکیب با خوشه‌بندی کاهشی[4] و تجزیه مقدار منفرد مرتبه بالاتر[5] ارائه‌شده است که دقت پیش‌بینی کیفیت پیشنهادهای پالایش همکارانه چندمعیاره را بالا برده است.

اعتماد مفهومی اجتماعی با وجوهی متفاوت است که روابط ناهمگون بین کاربران را نشان می‌دهد. به دلیل وجود شبکه اعتمادی بزرگ برای یک کاربر برخط، ضروری است که اعتماد چندوجهی بین کاربران مشخص شود. در مقاله (تنگ و همکاران[6]، ۲۰۱۲) نشان داده‌شده است که کاربران در وجوه متفاوت به شکلی متفاوت به سایر کاربران اعتماد خواهند کرد و عملکرد سیستم توصیه‌گر با در نظر گرفتن اعتماد به‌صورت چندوجهی بهبود خواهد یافت.در زندگی حقیقی، اعتماد نقش مهمی را در تصمیم‌گیری‌های مربوط به منابعی که توسط بشر جهت دریافت پیشنهادها استفاده می‌شوند، بازی می‌کند. در مقاله (بدی و آگروال، ۲۰۱۳[7]) یک سیستم توصیه‌گر موبایل مبتنی بر اعتماد چندجنبه‌ای ارائه‌شده است که توصیه‌های قابل‌اعتماد بر اساس ترجیحات کاربران و اطلاعات جمعیت‌شناسی آن‌ها مانند موقعیت و زمان و ... تولید می‌کند.

---

1. Multi-criteria Recommender System
2. Nilashi et al.
3. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)
4. Subtractive clustering
5. Higher Order Singular Value Decomposition (HOSVD)
6. Tang et al.
7. Bedi & Agarwal

روش‌شناسی پژوهش

در این تحقیق از دو روش تخمین‌گر پایه‌ای و پالایش همکارانه جهت تخمین امتیازات استفاده خواهد شد و بررسی می‌شود هرکدام از این روش‌ها در حالت چندوجهی به چه صورت ترجیحات کاربران را پیش‌بینی می‌کنند.

وجه در بازدید محصولات به‌عنوان مجموعه‌ای از محصولات که با یکدیگر مشابه هستند، تعریف می‌شود. در سایت‌های بازدید محصولات، واژه طبقه‌بندی برای سازمان‌دهی محصولات استفاده می‌شود و محصولاتی که در طبقه‌بندی مشابهی هستند مشخصات مشابهی دارند. محصولات معمولاً توسط بازدیدکنندگان در طبقه‌بندی‌های متفاوتی قرار می‌گیرند. بر اساس این حقایق، در تحقیق ما، طبقه‌بندی‌ها به‌عنوان وجه در نظر گرفته می‌شوند (تنگ و همکاران، ۲۰۱۲).

پیش‌بینی کننده پایه‌ای چندوجهی

این روش برای ایجاد روش‌های پایه‌ای غیرشخصی که با الگوریتم‌های شخصی قابل‌مقایسه هستند، به‌اندازه پیش‌پردازش و نرمال‌سازی داده‌ها برای استفاده بیش‌تر در الگوریتم‌های پیچیده مفید است. الگوریتم‌های پایه‌ای که به امتیازات کاربران بستگی ندارند، می‌توانند برای ارائه پیش‌بینی برای کاربران جدید نیز مفید باشند. ما پیش‌بینی پایه‌ای کاربر u و محصول i را با $b_{u,i}$ نمایش می‌دهیم (اکسترند و همکاران[1]، ۲۰۱۱؛ ۸۹).

ساده‌ترین پایه پیش‌بینی امتیاز میانگین تمام امتیازات موجود در سیستم است: $b_{u,i} = \mu$ (که μ میانگین کل امتیازات است). این می‌تواند یا به محاسبه میانگین امتیازات یک کاربر یا میانگین امتیازات یک محصول ارتقاء پیدا کند: $b_{u,i} = \bar{r}_u$ یا $b_{u,i} = \bar{r}_i$.

روش پایه‌ای با ترکیب میانگین امتیازات کاربران با انحراف از میانگین امتیاز میانگین کاربر برای یک محصول خاص هم قابل ارتقاء است. به‌طورکلی، یک پیش‌بینی کننده پایه‌ای به‌صورت زیر می‌تواند استفاده شود:

$$b_{u,i} = \mu + b_u + b_i \quad \text{رابطه ۱)}$$

b_u و b_i پیش‌بینی کننده پایه‌ای کاربر و محصول هستند. آن‌ها به‌راحتی با استفاده از

1. Ekstrand et al.

انحرافات میانگین، محاسبه اثرات بعدی از باقیمانده اثرات قبلی، به‌صورت زیر قابل‌تعریف هستند (بل و کورن، ۲۰۰۷[1]؛ پاتر[2]، ۲۰۰۸؛ هرلاکر و همکاران[3]، ۲۰۰۲):

$$b_u = \frac{1}{|I_u|}\sum_{i\epsilon I_u}(r_{u,i} - \mu) \quad \text{رابطه۲)}$$

$$b_i = \frac{1}{|U_i|}\sum_{u\epsilon U_i}(r_{u,i} - b_u - \mu) \quad \text{رابطه۳)}$$

همان‌طور که می‌دانیم مدل تخمین‌گر پایه شامل تمایلات کاربر نسبت به امتیاز متوسط (b_u)، تمایلات محصول در دریافت امتیاز نسبت به امتیاز متوسط (b_i) و امتیاز متوسط (μ) است. امتیاز متوسط می‌تواند در هر وجه متفاوت باشد پس در مدل پایه چندوجهی می‌توان از $\mu(k)$ به‌عنوان جایگزین μ در حالت چندوجهی استفاده کرد. با توجه به این‌که تمایلات کاربر نسبت به امتیاز میانگین در وجه‌های متفاوت می‌تواند مقادیر متفاوتی داشته باشد، چندوجهی بودن روی این مؤلفه نیز قابل‌اعمال است ($b_{u,k}$) و به شکل زیر محاسبه خواهد شد:

$$b_{u,k} = \frac{1}{|I_{u,k}|}\sum_{i\epsilon I_{u,k}}(r_{u,i} - \mu_k) \quad \text{رابطه٤)}$$

که $I_{u,k}$ تعداد محصولاتی است که توسط کاربر u از وجه k امتیازدهی می‌شود.

به دلیل اعمال نشدن چندوجهی بودن روی تمایلات محصولات به دریافت امتیاز از کاربران نسبت به امتیاز میانگین، رابطه مربوط به این مؤلفه تغییر نخواهد کرد و به همان صورت در مدل تخمین‌گر پایه استفاده خواهد شد. درنهایت مدل تخمین‌گر پایه به شکل زیر قابل‌تعمیم است:

$$\hat{R}(u,i) = b_i + \frac{\sum_k PF(i,k)(\mu(k)+b_{u,k})}{\sum_k PF(i,k)} \quad \text{رابطه۵)}$$

که PF یک ماتریس دودویی است و درایه PF(i,k) تعلق یا عدم تعلق محصول i به وجه k را مشخص می‌کند.

1. Bell & Koren
2. Potter
3. Herlocker et al.

مدل پالایش همکارانه چندوجهی مبتنی بر همبستگی پیرسون

پالایش همکارانه کاربر ـ کاربر جزء اولین روش‌های پالایش همکارانه خودکار به‌حساب می‌آید. این روش یک تفسیر الگوریتمی سرراست از فرض بنیادی پالایش همکارانه است: پیدا کردن کاربرانی که رفتار امتیازدهی گذشته آن‌ها با کاربر فعلی مشابه است و استفاده از امتیازات آن‌ها به اقلام دیگر برای پیش‌بینی این‌که کاربر فعلی چه اقلامی را دوست دارد.

در کنار ماتریس R (ماتریس امتیازات کاربران به محصولات)، یک سیستم پالایش همکارانه کاربر ـ کاربر به یک تابع شباهت $s: U \times U \to \mathbb{R}$ جهت محاسبه شباهت بین دو کاربر و یک روش برای استفاده از امتیازات و شباهت‌ها جهت تولید پیش‌بینی‌ها نیازمند است (اکسترند، ریدل و کنستان، ۲۰۱۱؛ ۹۱).

برای تولید پیش‌بینی‌ها یا توصیه‌ها برای یک کاربر u، ابتدا پالایش همکارانه کاربر ـ کاربر از s برای محاسبه یک همسایه $N \subseteq U$ از همسایگان کاربر u استفاده می‌کند. وقتی N محاسبه شد، سیستم امتیازات کاربران موجود در N را برای پیش‌بینی ترجیح کاربر u نسبت به محصول i ترکیب می‌کند. این عموماً با محاسبه میانگین وزن‌دار امتیازات کاربران همسایه به محصول i با استفاده از شباهت یا اعتماد به‌عنوان وزن است:

رابطه۶)
$$p_{u,i} = \bar{r}_u + \frac{\sum_{u' \in N} s(u,u')\left(r_{u',i} - \bar{r}_{u'}\right)}{\sum_{u' \in N} |s(u,u')|}$$

که $s(u,u')$ میزان تعامل کاربر u و u' را مشخص می‌کند. $r_{u',i}$ و $\bar{r}_{u'}$ امتیاز کاربر u' به محصول i و متوسط امتیازات کاربر u' است.

در روش پالایش همکارانه کاربر-کاربر، جهت تخمین امتیاز کاربر u به محصول i، به امتیازات همسایگان این کاربر به محصول موردنظر نیاز خواهیم داشت. درنتیجه ابتدا باید بدانیم چه کاربرانی را به‌عنوان همسایگان کاربر u در نظر بگیریم. در این مقاله یک کاربر در صورتی به‌عنوان همسایه کاربر u در نظر گرفته می‌شود که جزء کاربران مشابه یا مورد اعتماد وی باشد.

یک تصمیم‌گیری طراحی مهم در پیاده‌سازی پالایش همکارانه کاربرـ کاربر، انتخاب تابع

شباهت است. توابع شباهت متفاوتی از قبیل همبستگی پیرسون[1]، همبستگی رتبه اسپیرمن[2]، شباهت کسینوسی[3] و ... در روش‌های پالایش همکارانه مورداستفاده قرار می‌گیرد. تابع شباهت مورداستفاده در این مقاله همبستگی پیرسون است. این روش همبستگی آماری بین امتیازات مشترک دو کاربر را جهت مشخص کردن شباهت آن‌ها محاسبه می‌کند. گروپلنز و بلکور هر دو از این روش استفاده می‌کنند (رزنیک، لاکوو، سوچاک، برگ استروم و ریدل، ۱۹۹٤، هیل، استید، رزن‌استین و فرنس، ۱۹۹۵). همبستگی به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$s(u,v)=\frac{\sum_{i\in I_u\cap I_v}(r_{u,i}-\bar{r}_u)(r_{v,i}-\bar{r}_v)}{\sqrt{\sum_{i\in I_u\cap I_v}(r_{u,i}-\bar{r}_u)^2}\sqrt{\sum_{i\in I_u\cap I_v}(r_{v,i}-\bar{r}_v)^2}} \quad \text{رابطه۷)}$$

که I_u و I_v مجموعه محصولاتی است که کاربران u و v امتیازدهی کرده‌اند.

در همبستگی پیرسون جهت محاسبه شباهت بین دو کاربر میزان امتیازات هر یک از دو کاربر به محصولات مشترک و متوسط امتیازات آن‌ها حائز اهمیت است. درنتیجه چندوجهی در نظر گرفتن این همبستگی به بررسی محصولات مشترکی که توسط هر دو کاربر در هر وجه امتیازدهی شده است و متوسط امتیازات آن‌ها در وجه‌های موردنظر بستگی دارد و نهایتاً همبستگی پیرسون در حالت چندوجهی به شکل زیر خواهد شد:

$$s(u,v,k)=\frac{\sum_{i\in I_{u,k}\cap I_{v,k}}(r_{u,i}-\bar{r}_{u,k})(r_{v,i}-\bar{r}_{v,k})}{\sqrt{\sum_{i\in I_{u,k}\cap I_{v,k}}(r_{u,i}-\bar{r}_{u,k})^2}\sqrt{\sum_{i\in I_{u,k}\cap I_{v,k}}(r_{v,i}-\bar{r}_{v,k})^2}} \quad \text{رابطه۸)}$$

که $I_{u,k}$ مجموعه محصولاتی از وجه k است که کاربر u امتیازدهی کرده است و $\bar{r}_{u,k}$ متوسط امتیازات کاربر u به محصولات وجه k است.

مدل پالایش همکارانه مبتنی بر اعتماد چندوجهی

از دیگر تعاملات کاربران با یکدیگر میزان اعتمادی است که بین آن‌ها وجود دارد. کاربران مورد اعتماد یک کاربر نیز می‌توانند به‌عنوان همسایگان وی در نظر گرفته شوند،

1. Pearson correlation
2. Spearman rank correlation
3. Cosine similarity

زیرا قطعاً یک کاربر سلیقه کاربران مورد اعتماد خود را بیش از کاربران دیگر می‌پسندد؛ اما اعتماد چیست و چگونه مشخص می‌شود؟

اعتماد یک زمینه اجتماعی است و معمولاً به وضعیتی اشاره دارد که یک اعتماد کننده[1] تمایل دارد تا به فعالیت‌های یک اعتماد شونده[2] اعتماد کند. همچنین به روابط بین افراد یا بین گروه‌های اجتماعی از قبیل خانواده‌ها، دوستان، اجتماعات، سازمان‌ها، یا شرکت‌ها نسبت داده می‌شود. درواقع یکی از عوامل اصلی ایجاد رضایت و تکرار استفاده کاربران از خدمات برخط است. اعتماد رابطه‌ای دوطرفه، پیچیده و کمتر درک شده افراد در شبکه اجتماعی است، ابعاد بسیاری دارد و در شکل‌گیری اجتماعات پایدار، ارزیابی اعتبار و کیفیت اطلاعات و چگونگی جریان آن‌ها در شبکه، تأثیر شایان توجهی می‌گذارد. در سیستم‌های توصیه‌گر، اعتماد بر اساس توانایی کاربران برای تأمین توصیه‌های باارزش تعریف می‌شود (عباسی و همکاران[3]، ۲۰۱٤، حقیقی و منتظر، ۱۳۹٤).

هر کاربر ورودی جدید در سیستم باید یک شبکه اعتماد برای خود در نظر بگیرد که این شبکه مشخص می‌کند کاربر موردنظر به چه کاربرانی در سیستم اعتماد دارد. اعتماد درواقع درجه اعتبار کاربران برای یک کاربر با توجه به رفتار و تعاملاتشان در سیستم است. اگر این ارتباط توسط خود کاربر مشخص شود، مقادیر اعتماد دودویی صریح بین کاربران را خواهیم داشت که با به‌کارگیری روش‌های متفاوت می‌توان وزن این مقادیر اعتماد را به دست آورد. درصورتی‌که کاربر شبکه اعتماد خود را مشخص نکرده باشد باید از روش‌های ضمنی مثل محاسبه شباهت بین کاربران، کاربران مورد اعتماد وی مشخص شود.

با توجه به این‌که در مجموعه داده‌ها این شبکه اعتماد برای هر کاربر مشخص‌شده است در نظر داریم هر ارتباط موجود در این شبکه اعتماد را به‌صورت چندوجهی در نظر بگیریم و از تعاملات حاصل برای تخمین مدل همسایگی چندوجهی مبتنی بر اعتماد استفاده کنیم.

در این مقاله دو مدل جهت تخمین اعتماد چندوجهی در نظر گرفته‌شده است.

---

1. trustor
2. trusttee
3. Abbasi et al.

۱. مدل بر اساس امتیازدهی
۲. مدل بر اساس میانگین امتیازدهی

در روش اول ابتدا با در نظر گرفتن شبکه اعتماد کاربران، برای هر رابطه در هر وجه در نظر می‌گیریم فرضاً کاربر اعتماد کننده u چه تعداد از محصولات وجه k را امتیازدهی کرده است ($I_{u,k}$). در ادامه باید در نظر بگیریم که کاربر اعتماد شونده v چه تعداد از محصولات وجه k را که توسط کاربر اعتماد کننده u امتیازدهی شده است، امتیازدهی کرده است. اختلاف امتیازات محصولات مشترک امتیازدهی شده در وجه k محاسبه‌شده ($dif_i(u,v)$) و با تقسیم اختلاف حاصل بر ۵ آن را به بازه [0,1] نگاشت می‌کنیم (تعاملات کاربران معمولاً در بازه [0,1] در نظر گرفته می‌شود درنتیجه چون بازه امتیازت [0,5] است برای نگاشت آن به بازه [0,1] باید بر ۵ تقسیم شود). درنهایت مدل موردنظر از روابط زیر به دست خواهد آمد:

$$t(u,v,k) = \frac{\sum_{i \in N_k(u,v)} Q_i(u,v)}{I_{u,k}}$$ رابطه۹)

$$Q_i(u,v) = 1 - \left(\frac{dif_i(u,v)}{5}\right)$$ رابطه۱۰)

$$dif_i(u,v) = |r_u(i) - r_v(i)|$$ رابطه۱۱)

که t(u,v,k) و $Q_i(u,v)$ میزان اعتماد کاربر u به کاربر مورد اعتماد خود v در وجه k و تشابه کاربر u و v در وجه k را مشخص می‌کند.

در روش دوم تنها با در نظر گرفتن میانگین امتیازات کاربر اعتماد کننده u و کاربر اعتماد شونده v در یک وجه و نگاشت اختلاف آن‌ها به بازه [0,1]، می‌توانیم میزان اعتماد کاربر u به کاربر v را در هر وجه به دست آوریم.

$$t(u,v,k) = 1 - \frac{|\bar{r}_{u,k} - \bar{r}_{v,k}|}{5}$$ رابطه۱۲)

که $\bar{r}_{u,k}$ متوسط امتیازات کاربر u به محصولات وجه k را مشخص می‌کند.

پس از در نظر گرفتن تعاملات کاربران به‌صورت چندوجهی، حال می‌توان از این تعاملات جهت تخمین مدل همسایگی چندوجهی استفاده کرد. درنتیجه مدل همسایگی چندوجهی به صورت رابطه ۱۳، خواهد بود:

$$\hat{R}(u,i) = \bar{r}_{u,k} + \frac{\sum_{k=1}^{K}\sum_{u' \in N(u,i)} PF(i,k)s(u,u',k)\left(r_{u',i} - \bar{r}_{u',k}\right)}{\sum_{k=1}^{K}\sum_{u' \in N(u,i)} PF(i,k)s(u,u',k)}$$ رابطه۱۳)

ارزیابی

پس از معرفی مدل‌هایی که در این مقاله به‌صورت عمومی و به‌صورت چندوجهی در نظر گرفته‌شده است، حال باید بررسی شود که مدل‌های ذکرشده از سیستم‌های توصیه‌گر به چه صورت ارزیابی می‌شوند. روش‌های متفاوتی جهت ارزیابی دقت سیستم‌های توصیه‌گر مورداستفاده قرار می‌گیرد. در این مقاله دقت مدل‌های تخمین‌گر پایه و همسایگی توسط متوسط مربعات خطا[1] ارزیابی می‌شود:

$$\text{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{u,i}\left(\hat{R}(u,i) - R(u,i)\right)^2}$$ رابطه۱٤)

که $\hat{R}(u,i)$ امتیاز کاربر u به محصول i است که توسط سیستم توصیه‌گر محاسبه‌شده باشد و $R(u,i)$ امتیاز واقعی کاربر u به محصول i را مشخص می‌کند.

یافته‌های پژوهش

در بخش روش‌شناسی به معرفی مدل‌های پایه و همسایگی پرداختیم. سپس با در نظر گرفتن تعاملات و ترجیحات کاربران به‌صورت چندوجهی و ارائه دو روش جهت تخمین اعتماد چندوجهی، مدل‌های مذکور را به‌صورت چندوجهی در نظر گرفتیم و درنهایت روش ارزیابی منتخب متوسط مربعات خطای ریشه را معرفی نمودیم. حال باید بررسی شود که آیا در نظر گرفتن ترجیحات و تعاملات کاربران به‌صورت چندوجهی قابل توجیه است؟ سپس مدل‌های معرفی‌شده را در حالت کلی و در حالت چندوجهی مورد ارزیابی قرار دهیم و مشخص کنیم آیا با چندوجهی در نظر گرفتن مدل‌های موردنظر و لحاظ کردن مؤلفه اعتماد به‌صورت چندوجهی با دو روشی که پیش‌تر ذکرشده می‌توان عملکرد سیستم توصیه‌گر را بهبود بخشید یا خیر؟

1. Root Mean Square Error (RMSE)

مجموعه داده‌ها

برای این تحقیق، مجموعه داده‌ای از سایت epinions در ماه می سال ۲۰۱۱ توسط (تنگ، گاو و لیو، ۲۰۱۲) استخراج‌شده است. این مجموعه داده از دو قسمت تشکیل‌شده است. بخش اول مربوط به امتیازات کاربران است و مشخص می‌کند هر کاربر با شناسه مشخص به چه محصولی از چه وجهی چه امتیازی را داده است. فراوانی موارد ذکرشده در جدول زیر مشخص‌شده است. بخش دوم داده‌ها مربوط به روابط اعتماد بین کاربران است که مشخص می‌کند هر کاربر به چه کاربرانی اعتماد دارد که تعداد این روابط اعتماد هم در جدول زیر مشخص‌شده است.

جدول ۱. مجموعه داده‌ها

	Epinions
تعداد کاربران	۲۲۱۶۶
تعداد محصولات	۲۹۶۲۷۷
تعداد وجه‌ها	۲۲
تعداد امتیازات	۹۱۲۵۶۶
تعداد روابط اعتماد	۳۵۵۸۱۳

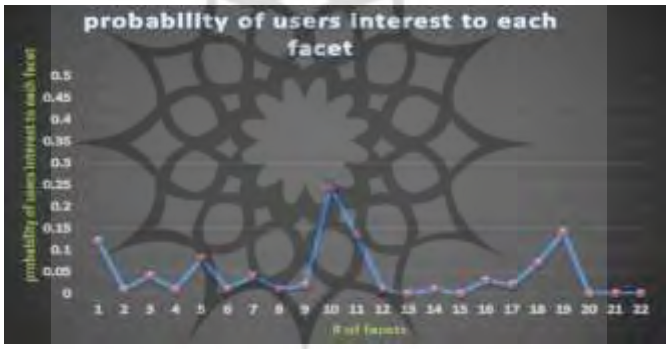
علاقه چندوجهی

فرض کنیم $fd_i(k)$، احتمال علاقه کاربر i به وجه k باشد که به‌صورت رسمی به شکل زیر تعریف‌شده است:

رابطه۱۵)
$$fd_i(k) = \frac{n_i(k)}{n_i}$$

که $n_i(k)$ تعداد محصولات امتیازدهی شده از وجه k توسط کاربر i و n_i تعداد کل محصولات امتیازدهی شده توسط کاربر i است. با در نظر گرفتن ترجیحات کاربران در وجه‌های متفاوت $fd_i(k)$ یکنواخت نخواهد بود. در دو نمودار زیر دو کاربر به‌صورت تصادفی انتخاب‌شده و نمودار احتمال علاقه چندوجهی آن‌ها در وجه‌های متفاوت نمایش داده‌شده است که نوسانی بودن ترجیحات کاربران در وجه‌های متفاوت، توجیهی برای چندوجهی در نظر گرفتن مدل پایه است.

شکل ۲. احتمال علاقه کاربر به هر وجه



شکل ۳. احتمال علاقه کاربر به هر وجه

با توزیع وجه برای هر کاربر، تفاوت سلایق چندوجهی (f_{dist}) بین دو کاربر i و j می‌تواند بر اساس واگرایی جانسون ـ شانون[1] بین دو توزیع وجه fd_i و fd_j اندازه‌گیری شود.

رابطه۱۶)
$$f_{dist}=\sqrt{2 * D_{JS}(i,j)}=\sqrt{D_{KL}(fd_i \| m) + D_{KL}(fd_j \| m)}$$

که m میانگین دو توزیع است ($\frac{1}{2}\left(fd_i + fd_j\right)$). D_{KL} واگرایی کولباک-لیبلر[2] است که به‌صورت زیر است:

رابطه۱۷)
$$D_{KL}(fd_i \| m) = \sum_k fd_i(k)\, log \frac{fd_i(k)}{m(k)}$$

1. Jensen-Shannon Divergence
2. Kullback-Leibler Divergence

برای هر کاربر i دو توزیع f_{dist} محاسبه می‌شود، یک توزیع مربوط به میانگین f_{dist} کاربر i و کاربران مورد اعتماد یا مشابه آن ($s_t(i)$) و توزیع مربوط به میانگین f_{dist} کاربر i و کاربرانی که در شبکه اعتماد وی قرار ندارند یا مشابه وی نیستند ($s_r(i)$) و به‌صورت تصادفی انتخاب‌شده‌اند (که البته باید تعدادشان با تعداد کاربران مورد اعتماد i برابر باشد).

یک نمونه آزمون t روی دو بردار s_t و s_r در نظر می‌گیریم. فرضیه صفر برابر $H_0: s_t = s_r$ و فرضیه متغیر برابر است با $H_1: s_t < s_r$. برای مجموعه داده‌های epinions فرضیه صفر در $\alpha = 0.01$ با p-value = 6.1e-7 رد می‌شود. نتیجه حاصل نشان می‌دهد که به‌احتمال‌زیاد، کاربران با روابط اعتماد f_{dist} کم‌تری نسبت به دیگر کاربران دارند.

ارتباط اعتماد چندوجهی

جهت بررسی روابط کاربران، نیاز است اطلاعاتی بر اساس تجربیات پیشین و فعلی کاربران جمع‌آوری شود. افراد با تجربیات مشابه، بیشتر به یکدیگر شبیه هستند و به‌احتمال‌زیاد بیش‌تر به یکدیگر اعتماد دارند. در این بخش می‌خواهیم شباهت امتیازات کاربران را در هر وجه بررسی کنیم. به دلیل همبستگی قوی که بین شباهت کاربران و اعتماد وجود دارد، اعتماد چندوجهی می‌تواند با شباهت وجه‌ها مشخص شود.

٦ وجه از بین ۲۲ وجهی که در مجموعه داده epinions داریم انتخاب می‌کنیم که اطلاعات آماری مربوط به این ٦ وجه در جدول ۲ ذکرشده است. برای هر کاربر، میانگین و واریانس شباهت آن با کاربران مورد اعتماد وی و کاربرانی که به‌صورت تصادفی انتخاب‌شده‌اند، برای هر وجه محاسبه می‌شود. شباهت امتیازات هر وجه از طریق روش شباهت کسینوسی محاسبه می‌شود. $S_t(i,k)$ و $S_r(i,k)$ میانگین شباهت چندوجهی کاربر i با کاربران مورد اعتماد وی و کاربران تصادفی (غیرقابل‌اعتماد) وی را در وجه k مشخص می‌کند. به همین صورت $V_t(i,k)$ و $V_r(i,k)$ هم واریانس آن‌ها هستند.

جدول۲. آمار وجه‌های انتخاب‌شده

facets	# of products	# of ratings	Ave score
Electronics	۱۵۶۳۹	٤٥١٦٢	۳/۹۹
Home & Garden	۲۰۱۵۹	٤٥٠٢٢	٤/۱۱
Computer Hardware	۱۲۳۸۳	۳۲۹۸۹	٤/۰۳
Hotels & Travel	۱۵٤۲۱	٥٧٩٤٠	٤/۰٦
Restaurants	١٦٦٤٢	٤٧٨٢٧	۳/۸۷
Kids & Family	٢٤١٢٤	٨٤٨٦٤	٤/۰٦

فرض $\bar{s}_t(k)$ میانگین شباهات چندوجهی کاربران مورد اعتماد تمام کاربران را در وجه k نشان می‌دهد که به شکل زیر تعریف می‌شود:

رابطه۱۸)
$$\bar{s}_t(k) = \frac{\sum_{i=1}^{n} s_t(i,k)}{n}$$

که n تعداد کاربران است. فرض $\bar{s}_r$ میانگین شباهت چندوجهی با کاربران تصادفی باشد، $\bar{v}_t$ و $\bar{v}_r$ میانگین واریانس آن‌ها باشد. جدول۳ نتایج حاصل از داده‌های epinions را نشان می‌دهد.

$\bar{s}_t$ همیشه از $\bar{s}_r$ بزرگ‌تر است. این بدین معنی است که برای هر وجه، کاربران با روابط اعتماد شباهت امتیازدهی بیش‌تری نسبت به بقیه کاربران دارند. بزرگ‌تر بودن $\bar{v}_t$ از $\bar{v}_r$ نشان می‌دهد کاربران به‌صورت متفاوت به دوستان خود اعتماد می‌کنند و به برخی دوستان خود نسبت به دوستان دیگر اعتماد بیش‌تری دارند. واریانس شباهت چندوجهی به‌طور مستقیم نشان می‌دهد که وزن روابط اعتماد بین کاربران متفاوت است.

جدول۳. متوسط میانگین و واریانس شباهت چندوجهی در Epinions

facets	Trust Network		Random	
	$\bar{s}_t$	$\bar{v}_t$	$\bar{s}_r$	$\bar{v}_r$
Electronics	۰/۰۰۱۹	٥/٩٤e-٠٤	٤/٨٥e-٠٤	١/٩٦e-٠٤
Home & Garden	۰/۰۰۱٥	٤/٨١e-٠٤	٥/٣٠e-٠٤	٢/٤٨e-٠٤
Computer Hardware	۰/۰۰۱٨	٥/٩٥e-٠٤	٥/٠٤e-٠٤	١/٩٧e-٠٤
Hotels &	۰/۰۰٢٤	٨/١٥e-٠٤	۰/۰۰۱۱	٣/٣٣e-٠٤

facets	Trust Network		Random	
	$\bar{s}_t$	$\bar{v}_t$	$\bar{s}_r$	$\bar{v}_r$
Travel				
Restaurants	۰/۰۰۳٤	۹/۲٤e-۰٤	۰/۰۰۲۰	٦/٥٦e-۰٤
Kids & Family	۰/۰۰۲٤	٦/۲۱e-۰٤	۰/۰۰۱٤	۲/۹۹e-۰٤

شکل٤. مقایسه مقادیر $\bar{s}_t$ و $\bar{s}_r$

شکل۵. مقایسه مقادیر $\bar{v}_t$ و $\bar{v}_r$

همچنین می‌خواهیم بررسی کنیم که آیا توزیع شباهت چندوجهی هم متفاوت است یا

خیر بنابراین برای هر جفت از وجه‌های $(i_s j)$ یک آزمون کولموگروف–اسمیرنف[1] دو نمونه‌ای روی شباهت چندوجهی آن‌ها در نظر می‌گیریم (برای مثال $S_t(:,i)$ و $S_t(:,j)$). P-value در جدول ٤ نمایش داده‌شده است. ستاره کنار p-value گواهی قوی بر متفاوت بودن توزیع دو نمونه است ($p < 0.01$).

جدول ٤ نشان می‌دهد که p-value تمام جفت وجه‌ها نزدیک به صفر است. این نشان می‌دهد که متفاوت بودن توزیع‌ها برای وجه‌های متفاوت روابط اعتماد چندوجهی در سایت‌های بازید کالا را نشان می‌دهد.

جدول ٤. آمار شباهت چندوجهی برای جفت وجه‌ها

Epinions(p-value)					
	۲	۳	٤	٥	٦
۱	*۱٦۰e-۲/۳۹	*۱/۲٥e-٤۹	*٤/٦٥e-۲٤	*۱/۳٥e-۱۷۹	*۳/۱۲e-۱۸۸
۲	-	*۹/٥۲e-۳۷	*٤/۲۰e-۱۰	*۳/٦۹e-۱۲	*۷/۹۷e-۱۹
۳	-	-	*۲/۸۰e-۱۲	*۱/۳٦e-٦۸	*۳/٥۰e-٦۰
٤	-	-	-	*۲/٤٦e-۸۳	*۹/٤۷e-۸۰
٥	-	-	–	-	*٥/٦٦e-۲٤

در این تحقیق بخشی از داده‌ها جهت آموزش پارامترها (٦۰ درصد) و بخشی جهت آزمون مدل در نظر گرفته‌شده است (٤۰ درصد) زیرا ارزیابی مدل‌ها با تمام داده‌های موجود موجب بیش برازش سیستم توصیه‌گر موردنظر ما نشود. جدول٥ نتایج ارزیابی مدل‌های موردنظر در حالت کلی و در حالت چندوجهی به روش تصدیق متقابل را نشان می‌دهد. با توجه به نتایج حاصل، کاهش خطا برای هر مدل در نظر گرفته‌شده در حالت چندوجهی قابل‌مشاهده است. علاوه بر این مدل همسایگی مبتنی بر دو روش تخمین اعتماد چندوجهی مورد ارزیابی قرارگرفته است و نتایج حاصل بهبود مدل مبتنی بر اعتماد را نسبت به حالت کلی نشان می‌دهد.

1. Kolomogorov-Smirnov (KS)

جدول۵. جدول ارزیابی مدل‌ها بر اساس معیار RMSE

	مدل کلی	مدل چندوجهی	میزان کاهش خطا
مدل پایه	۱/۰۳٤۰	۰/۹۹۰۰	٤/۲۵ درصد
مدل پالایش همکارانه مبتنی بر اعتماد ۱	۱/۰۹۳۳	۰/۸٦۳۸	۲۱ درصد
مدل پالایش همکارانه مبتنی بر اعتماد ۲	۱/۰۷٦۱	۰/۸۳۹٤	۲۲ درصد
مدل پالایش همکارانه مبتنی بر شباهت	۱/۱۱۲۱	۰/۸۸۹۷	۲۰ درصد

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

اعتماد روابط ناهمگون بین کاربران است. در نتیجه در نظر گرفتن آن در وجوه متفاوت، با دقت بیش‌تری به تعاملات بین کاربران خواهد پرداخت. در این تحقیق ابتدا وجود رابطه اعتماد چندوجهی بین کاربران مورد اثبات قرار گرفت و نشان دادیم کاربران در وجوه متفاوت به‌صورت متفاوت به یکدیگر اعتماد خواهند داشت. در ادامه ترجیحات کاربران و تعاملات بین آن‌ها در حالت چندوجهی در نظر گرفته شد و پس از ارائه مدل‌های پیش‌بینی کننده پایه و همسایگی به‌صورت چندوجهی و با اعمال روش شباهت همبستگی پیرسون به‌صورت چندوجهی و دو روش اعتماد چندوجهی روی مدل پالایش همکارانه توسط معیار ارزیابی متوسط مربعات خطای ریشه روی مجموعه داده Epinions مورد ارزیابی قرار گرفتند. درنهایت نتایج حاصل از ارزیابی مدل‌های ارائه‌شده در حالت کلی و در حالت چندوجهی با یکدیگر مقایسه شد و ثابت کردیم چندوجهی در نظر گرفتن مدل‌ها در کاهش خطای مدل‌ها نسبت به حالت کلی تأثیرگذار است و دو روش اعتماد چندوجهی ارائه‌شده در بهبود عملکرد مدل همسایگی مبتنی بر اعتماد تأثیر به سزایی داشته است زیرا با اعمال هر یک از دو روش ارائه شده روی مدل پالایش همکارانه مبتنی بر اعتماد خطا حدوداً ۲۰ درصد کاهش یافته است.

در نظر گرفتن مؤلفه زمان در تخمین مدل‌های ذکرشده نیز می‌تواند روی نتیجه ارزیابی تأثیرگذار باشد زیرا کاربران با گذر زمان ترجیحات متفاوتی خواهند داشت و تعاملاتشان با دیگر افراد متفاوت خواهد بود. استفاده از روش‌های بهینه‌سازی همچون الگوریتم ژنتیک نیز ممکن است تأثیر قابل‌توجهی در تخمین بهتر وزن اعتماد چندوجهی بین افراد و بهبود عملکرد مدل پالایش همکارانه مبتنی بر اعتماد داشته باشد.

منابع

حقیقی، الهام؛ و منتظر، غلامعلی. (۱۳۹٤)، شناسایی عوامل مؤثر بر اعتمادسازی در شبکه‌های اجتماعی برخط به کمک روش الکترهٔ فازی، *نشریه مدیریت فناوری اطلاعات*، دوره ۷، شماره ٤، زمستان ۱۳۹٤، صفحه ۷۱۵-۷٤۰.

روشنی، سعید. رضایی نیک، نفیسه؛ و شجاعی، محمدحسین. (۱۳۹۲)، مطالعه مقایسه‌ای قابلیت سازی و جامعه‌پذیری شبکه‌های اجتماعی عمومی و تخصصی، *نشریه مدیریت فناوری اطلاعات*، **دوره ۲، شماره ۵**، تابستان ۱۳۹۲، صفحه ۹۷-۱۳۲.

کریمی علویجه، محمدرضا. عسکری، شیوا؛ و پرسته، سیروان. (۱۳۹٤)، فروشگاه اینترنتی هوشمند: سیستم پیشنهاددهندهٔ مبتنی بر تحلیل رفتار کاربران، *نشریه مدیریت فناوری اطلاعات*، دوره ۷، شماره ۲، تابستان ۱۳۹٤، صفحه ۳۸۵-٤۰٦.

مطهری نژاد، مریم. ذوالفقار زاده، محمدمهدی؛ و خدنگی، احسان. (۱۳۹۵)، طراحی مدلی برای بهبود سیستم‌های پیشنهاددهندهٔ بانکی بر اساس پیش‌بینی علایق مشتریان: کاربرد روش‌های داده‌کاوی، *نشریه مدیریت فناوری اطلاعات*، دوره ۸، شماره۲، تابستان ۱۳۹۵، صفحه ۳۹۳-۳۱٤.

Abbasi, M. A. Tang, J. & Liu, H. (2014). Trust-aware recommender systems. Machine Learning book on computational trust, *Chapman & Hall/CRC Press*.

Adomavicius, G. Bockstedt, J. Curley, S. & Zhang, J. (2014, September). De-biasing user preference ratings in recommender systems. *In RecSys 2014 Workshop on Interfaces and Human Decision Making for Recommender Systems* (IntRS 2014), Foster City, CA, USA (pp. 2-9).

Adomavicius, G. & Tuzhilin, A. (2011). Context-aware recommender systems. *In Recommender systems handbook* (pp. 217-253). Springer US.

Artz, D. & Gil, Y. (2007). A survey of trust in computer science and the semantic web. Web Semantics: Science, *Services and Agents on the World Wide Web*, 5(2), 58-71.

Bedi, P. & Agarwal, S. K. (2013). Aspect-Oriented trust based mobile recommender system. *International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications*, 5, 354-364.

Bell, R. M. & Koren, Y. (2007, October). Scalable collaborative filtering with jointly derived neighborhood interpolation weights. *In Seventh IEEE International Conference on Data Mining* (ICDM 2007) (pp. 43-52). IEEE.

Cosley, D. Lam, S. K. Albert, I. Konstan, J. A. & Riedl, J. (2003, April). Is seeing believing? how recommender system interfaces affect users' opinions. *In Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems* (pp. 585-592). ACM.

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.

Goldberg, D. Nichols, D. Oki, B. M. & Terry, D. (1992). Using collaborative filtering to weave an information tapestry. *Communications of the ACM*,35(12), 61-70.

Herlocker, J. L. Konstan, J. A. Borchers, A. & Riedl, J. (1999, August). An algorithmic framework for performing collaborative filtering. *InProceedings of the 22nd annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval* (pp. 230-237). ACM.

Herlocker, J. Konstan, J. A. & Riedl, J. (2002). An empirical analysis of design choices in neighborhood-based collaborative filtering algorithms.*Information retrieval*, 5(4), 287-310.

Hill, W. Stead, L. Rosenstein, M. & Furnas, G. (1995, May). Recommending and evaluating choices in a virtual community of use. *InProceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems* (pp. 194-201). ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co...

Nilashi, M. bin Ibrahim, O. & Ithnin, N. (2014). Multi-criteria collaborative filtering with high accuracy using higher order singular value decomposition and Neuro-Fuzzy system. *Knowledge-Based Systems*, 60, 82-101.

Potter, G. (2008, August). Putting the collaborator back into collaborative filtering. *In Proceedings of the 2nd KDD Workshop on Large-Scale Recommender Systems and the Netflix Prize Competition* (p. 3). ACM.

Resnick, P. Iacovou, N. Suchak, M. Bergstrom, P. & Riedl, J. (1994, October). GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews. *In Proceedings of the 1994 ACM conference on Computer supported cooperative work* (pp. 175-186). ACM.

Shardanand, U. & Maes, P. (1995, May). Social information filtering: algorithms for automating "word of mouth". *In Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems* (pp. 210-217). ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co...

Tang, J. Gao, H. & Liu, H. (2012, February). mTrust: discerning multi-faceted trust in a connected world. *In Proceedings of the fifth ACM international conference on Web search and data mining* (pp. 93-102). ACM.

Ziegler, C. N. (2004, March). Semantic web recommender systems. *InInternational Conference on Extending Database Technology* (pp. 78-89). Springer Berlin Heidelberg.