مقاله پژوهشی

بهبود دقت سیستم‌های پیشنهاددهنده با تخمین اعتماد آگاه از زمان، مکان و زمینه بر اساس خوشه‌بندی و توزیع بتا

سمانه شیبانی، حسن شاکری و رضا شیبانی

چکیده: در دهه‌های اخیر، رویکرد محاسبه و اعمال اعتماد بین کاربران در طراحی سیستم‌های پیشنهاددهنده مورد توجه محققان قرار گرفته است. با وجود این، اغلب سیستم‌های پیشنهاددهنده مبتنی بر اعتماد فقط از یک فاکتور برای تخمین مقدار اعتماد استفاده می‌کنند. در این مقاله یک رویکرد چندفاکتوری برای تخمین اعتماد بین کاربران سیستم‌های پیشنهاددهنده ارائه می‌گردد که در طرح پیشنهادی، ابتدا کاربران سیستم بر اساس شباهت مبتنی بر مشخصات و تاریخچه ارزشیابی‌ها خوشه‌بندی می‌شوند. برای تخمین ارزشیابی کاربر فعال به یک آیتم خاص، مقدار اعتماد بین او و سایر کاربران هم‌خوشه‌اش با درنظرگرفتن فاکتورهای زمان، مکان و زمینه ارزشیابی محاسبه می‌شود. برای این منظور، ما الگوریتمی مبتنی بر توزیع بتا معرفی می‌کنیم و یک معیار مبتنی بر درخت جدید برای محاسبه شباهت معنایی بین زمینه‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. در نهایت، ارزشیابی کاربر فعال با استفاده از میانگین‌گیری وزنی تخمین زده می‌شود که مقادیر اعتماد به عنوان وزن در میانگین‌گیری منظور می‌شوند. طرح پیشنهادی بر روی سه مجموعه داده مطرح اجرا شده و ارزیابی و مقایسه نشان می‌دهد که این طرح، نتایج بهتری را از نظر ملاک‌های دقت و کارآمدی نسبت به روش‌های موجود ارائه می‌کند.

کلیدواژه: **اعتماد، پیشنهاد آگاه از زمینه، توزیع بتا، خوشه‌بندی، سیستم‌های پیشنهاددهنده.**

۱- مقدمه

در دهه‌های اخیر، توسعه و استفاده از سیستم‌های پیشنهاددهنده گسترش یافته است. این سیستم‌ها به کاربران کمک می‌کنند تا اقلام و خدمات مورد علاقه خود را در حوزه‌های کاربردی مختلف پیدا و انتخاب کنند. سیستم‌های پیشنهاددهنده از تکنیک‌های مبتنی بر هوش مصنوعی بهره می‌برند تا حدس بزنند که یک کاربر احتمالاً به چه اقلامی علاقه‌مند خواهد بود و سپس این اقلام را به کاربر پیشنهاد می‌کنند. همچنین این سیستم‌ها با دنبال‌کردن واکنش و بازخورد کاربران نسبت به اقلام پیشنهادی در مورد ترجیحات کاربران یاد می‌گیرند.

پالایش مشارکتی (CF)، یک رویکرد متداول مورد استفاده در سیستم‌های پیشنهاددهنده است. ایده اصلی در CF آن است که بر اساس شباهت‌های کاربر- کاربر و آیتم- آیتم، اقلامی به کاربر پیشنهاد شود [۱] تا [۵]. سیستم‌های پیشنهاددهنده مبتنی بر پالایش مشارکتی بر اساس رفتار گذشته کاربر هدف و سایر کاربران، یک مدل می‌سازند و سپس از این مدل برای پیش‌بینی علایق کاربر استفاده می‌کنند. اما به دلیل مشکلات خلوتی داده‌ها و شروع سرد، رویکرد CF یک راه حل بی‌عیب و بدون نقص برای ارائه توصیه‌های دقیق نیست [۶] تا [۹].

راه حل‌های مختلفی برای حل این مشکلات توسط پژوهشگران پیشنهاد شده است. یکی از موفق‌ترین تکنیک‌ها در این زمینه، واردکردن استنتاج اعتماد در رویکرد پالایش مشارکتی سنتی است [۱۰] تا [۱۲]. با وجود این، اغلب سیستم‌های پیشنهاددهنده مبتنی بر اعتماد فقط از یک فاکتور برای تخمین مقدار اعتماد استفاده می‌کنند.

از طرف دیگر، پیشرفت‌های اخیر در فناوری‌های موبایل و ردیابی موقعیت مکانی، امکان توسعه سیستم‌های پیشنهاددهنده مبتنی بر مکان را فراهم آورده‌اند. به عنوان نمونه در چند کار تحقیقاتی مختلف، راهکارهایی مبنی بر درنظرگرفتن مکان کاربر، اطلاعات جغرافیایی و حرکت کاربر پس از دریافت پیشنهادها به منظور بهبود صحت توصیه‌های سیستم‌های پیشنهاددهنده و حل مشکل شروع سرد ارائه شده است [۱۳] تا [۱۶].

یک زمینه تحقیقاتی دیگر در حوزه سیستم‌های پیشنهاددهنده، درنظرگرفتن پارامتر زمان برای شناسایی علایق کاربر است. در مدل ارائه‌شده برای اعمال پویایی زمانی ترجیحات کاربران از یک چارچوب تجزیه تنسور برای مدل‌سازی استفاده شده است [۱۷]. در این مدل، وزن ترجیحات و ارزشیابی‌های کاربر در گذشته بر مبنای یک ضریب فرسایش مبتنی بر زمان کاهش می‌یابد. همچنین در پژوهش دیگری، مؤلفان دو مدل را برای پیشنهاد POI ارائه کرده‌اند و هر دو فاکتور مکان و زمان را در نظر گرفته‌اند [۱۸].

همچنین برخی از کارهای تحقیقاتی اخیر از اعمال مفهوم زمینه و دسته (رده) اقلام و رابطه و شباهت بین زمینه‌ها به عنوان یک رویکرد کارآمد برای دستیابی به توصیه‌های دقیق‌تر استفاده می‌کنند. به عنوان نمونه در مدل ارائه‌شده برای سیستم پیشنهاددهنده مبتنی بر روابط معنایی [۱۹]، یک معیار شباهت معنایی برای یافتن همسایه‌های کاربر هدف و اقلام مورد علاقه وی پیشنهاد شده است.

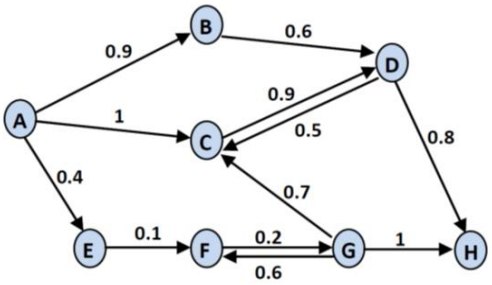
کارآمدی و دقت سیستم‌های پیشنهاددهنده مبتنی بر اعتماد با درنظرگرفتن پارامترهای مختلف در تخمین اعتماد می‌تواند بهبود یابد. مشخصاً درنظرگرفتن تأثیر فاصله مکانی، زمانی و زمینه‌ای در محاسبه اعتماد در این راستا می‌تواند مفید باشد. در این مقاله، یک رویکرد چندفاکتوری برای تخمین اعتماد بین کاربران سیستم‌های پیشنهاددهنده معرفی می‌شود. در طرح پیشنهادی، ابتدا کاربران سیستم بر اساس شباهت‌های آنها از نظر مشخصات و تاریخچه ارزشیابی‌ها، خوشه‌بندی

این مقاله در تاریخ ۱۹ خرداد ماه ۱۴۰۱ دریافت و در تاریخ ۱۳ مهر ماه ۱۴۰۱ بازنگری شد.

سمانه شیبانی، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران، (email: s.sheibani@mshdiau.ac.ir).

حسن شاکری (نویسنده مسئول)، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران، (email: shakeri@mshdiau.ac.ir).

رضا شیبانی، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران، (email: sheibani1063@mshdiau.ac.ir).



شکل ۱: یک شبکه اعتماد نمونه.

می‌شوند. برای تخمین ارزشیابی کاربر فعال به یک آیتم خاص، مقدار اعتماد بین او و سایر کاربران واقع در خوشه او با درنظرگرفتن فاکتورهای زمان، مکان و زمینه ارزشیابی‌ها محاسبه می‌شود. برای این منظور ما یک الگوریتم مبتنی بر توزیع بتا ارائه می‌کنیم. در آخرین مرحله، امتیاز کاربر فعال با میانگین‌گیری وزنی و با درنظرگرفتن مقادیر اعتماد به عنوان وزن تخمین زده می‌شود.

مهم‌ترین نوآوری‌های این مقاله به شرح زیر است:

- درنظرگرفتن فاکتورهای زمان، مکان و زمینه در تخمین اعتماد
- ارائه یک روش بهبودیافته مبتنی بر توزیع بتا برای محاسبه اعتماد
- بهره‌گیری از یک معیار جدید مبتنی بر درخت برای محاسبه شباهت معنایی بین زمینه‌ها در طرح پیشنهادی

در ادامه و در بخش ۲ کارهای مرتبط در زمینه سیستم‌های پیشنهاددهنده مبتنی بر اعتماد را بررسی می‌کنیم. سپس در بخش ۳ بیان مسأله مطرح می‌شود. در بخش ۴ رویکرد پیشنهادی را برای ارائه توصیه‌ها با اعمال اعتماد چندفاکتوری مبتنی بر توزیع بتا ارائه و توصیف می‌کنیم. بخش ۵ به ارائه و تحلیل نتایج آزمایش‌ها و ارزیابی روش پیشنهادی در مقایسه با چند روش موجود اختصاص دارد و نهایتاً در بخش ۶ نتیجه‌گیری و پیشنهادها برای کارهای آینده ارائه می‌شود.

۲- کارهای مرتبط

در این بخش، کارهای مرتبط در زمینه سیستم‌های پیشنهاددهنده مبتنی بر اعتماد، زمان، مکان و زمینه را بررسی و تحلیل می‌کنیم. الگوریتم‌های توصیه متعددی از سطح اعتماد بین کاربران برای مقابله با چالش‌های خلوتی داده‌ها و بهبود پیشنهادها استفاده می‌کنند. اعمال اعتماد می‌تواند فرایند تصمیم‌گیری را برای سیستم پیشنهاددهنده تسهیل کند. روابط اعتماد بین افراد در یک جامعه معمولاً با یک شبکه اعتماد نشان داده می‌شود که یک گراف جهت‌دار است که رأس‌های آن، افراد جامعه و یال‌های آن، روابط اعتماد بین افراد را نشان می‌دهند. معمولاً یال‌ها با مقادیر اعتماد (اغلب، اعداد حقیقی در بازه [۰،۱]) برچسب‌گذاری می‌شوند. شکل ۱ یک شبکه اعتماد نمونه را نشان می‌دهد.

برخی از کارهای تحقیقاتی از مدل‌های اعتماد پویا استفاده می‌کنند که یکی از این مدل‌ها مدل FJ نامیده می‌شود [۲۰]. در این مدل، نحوه تغییر و تحول نظرات افراد بر اساس نظرات قبلی آنها بررسی می‌شود. این بررسی بر اساس این فرض صورت می‌گیرد که افراد، نظراتشان را از طریق ترکیبی از نظرات خودشان و نظرات دیگران به‌روزرسانی می‌کنند و در این ترکیب، وزن هر نظر به صورت خودکار توسط فرد و با توجه به پاسخ او به نظرات سایر افراد تعیین می‌شود. بیان ریاضی ایده فوق در (۱) ارائه شده است

$$y(t+1) = (I_n - \delta)Wy(t) + \delta y(0) \ , \ t = 0,1,2,\ldots \qquad (1)$$

رابطه فوق برای تخمین نظرات اعتماد فرد در یک لحظه زمانی خاص ارائه شده که در آن $y(t)$ بردار نشان‌دهنده نظرات افراد در لحظه زمانی t، δ قابلیت کنشگرها برای نفوذهای بین فردی و I_n ماتریس همانی $n \times n$ است. منظور از کنشگرها افرادی هستند که نظرات آنها بر روی نظر فرد مورد بررسی تأثیر دارد و $W = (w_{ij})_{m \times m}$ اهمیت نسبی کنشگرها را بر روی ترجیحات هر کاربر نشان می‌دهد. به بیان دقیق‌تر، مقدار w_{ij} میزان اهمیتی است که فرد i برای نظر مطرح‌شده توسط فرد j قائل می‌شود. مقادیر عناصر ماتریس W به صورتی تنظیم می‌گردد که مجموع عناصر هر سطر ماتریس برابر با ۱ است.

در برخی منابع برای درنظرگرفتن پویایی روابط اعتماد از یک گراف با برچسب‌های یال متغیر با زمان برای بازنمایی شبکه اعتماد استفاده شده است [۲۱]. الگوریتم پیشنهادی در این مرجع که DyTrust نامیده می‌شود از یک رویکرد پویا برای محاسبه مقدار اعتماد غیرمستقیم بین دو کاربر بهره می‌برد؛ به‌گونه‌ای که در هر لحظه خاص، مسیرهای اعتماد قابل اتکا را شناسایی و انتشار اعتماد را بر اساس این مسیرها اعمال می‌کند.

در مدل انتشار اعتماد برای تشخیص هرزنامه [۲۲]، روابط بین نظرات یک کاربر درباره جنبه‌های مختلف رضایت از یک آیتم هدف در نظر گرفته می‌شود. این رویکرد می‌تواند به نوعی یک روش انتشار اعتماد مبتنی بر زمینه تلقی گردد. البته هیچ روش یا معیار مشخصی برای اندازه‌گیری سطح روابط بین نظرات کاربران ارائه نشده است.

کارهای تحقیقاتی مختلفی با هدف بررسی تأثیر روابط اجتماعی، زمان، مکان و زمینه بر کارایی سیستم‌های پیشنهاددهنده انجام شده است. به عنوان نمونه در یکی از کارهای تحقیقاتی در این زمینه، یک الگوریتم توصیه مبتنی بر مکان برای ارتقای صحت اقلام پیشنهادی بر اساس یادگیری با توجه به تحلیل پروفایل کاربر در شبکه‌های اجتماعی و موقعیت مکانی وی ارائه شده است [۴]. اگرچه این الگوریتم، نوعی زمینه را در نظر می‌گیرد ولی تلقی آن از مفهوم زمینه با آنچه در مدل پیشنهادی ما مد نظر است، متفاوت می‌باشد. در واقع در مدل مذکور، اصطلاح زمینه به شرایط و حس و حال کاربر اطلاق می‌شود؛ در حالی که در مدل پیشنهادی ما منظور از زمینه، حوزه و دامنه اقلام پیشنهادی به کاربر است.

الگوریتم پیشنهاد POI [۲۳] دو خاصیت زیر را برای پیشنهادهای POI بعدی در نظر می‌گیرد:

۱) احتمال‌های پیشرو و پسرو بین یک جفت POI که به صورت متوالی توسط کاربر مورد بازدید قرار می‌گیرند، نامتقارن هستند.

۲) کاربران معمولاً POIهای متوالی مختلفی را در زمان‌های مختلف ترجیح می‌دهند.

در پژوهشی دیگر، یک مدل گروه‌بندی کاربران ارائه شده تا اطلاعاتی در مورد کاربران از طریق یک شبکه اجتماعی مبتنی بر مکان (LBSN) به دست آید [۱۵]. ترجیحات این کاربران، نزدیکی موقعیت مکان‌های بازدیدشده توسط کاربران، روزهای فراغت کاربران و روابط اجتماعی بین آنها به صورت خودکار از سابقه مکان کاربران و پروفایل‌های آنها در شبکه اجتماعی استخراج می‌شود. با ترکیب این فاکتورها شباهت بین کاربران تعیین می‌گردد و کاربران به گروه‌هایی دسته‌بندی می‌شوند.

در رویکرد مدل‌سازی پویایی، ترجیحات کاربر در سیستم‌های پیشنهاددهنده بر اساس چارچوب تجزیه تنسور زوجی [۱۷] ترجیحات گذشته کاربر وزن‌دهی می‌شوند و اهمیت آنها به تدریج بر اساس یک فاکتور موسوم به ضریب فرسایش زمانی فردی کاهش می‌یابد. مقدار این فاکتور به نرخ پویایی ترجیحات کاربر بر اساس [۲۴] وابسته است که به صورت زیر محاسبه می‌شود

$$UPD_i = ۱ - \frac{\left|I^i_{prev} \cap I^i_{cur}\right|}{\left|I^i_{prev} \cup I^i_{cur}\right|} UPD_i = ۱ - \frac{\left|I^i_{prev} \cap I^i_{cur}\right|}{\left|I^i_{prev} \cup I^i_{cur}\right|} \quad (۲)$$

که I^i_{prev} و I^i_{cur} به ترتیب مجموعه‌های ژانرهای فیلم‌هایی است که کاربر در دوره زمانی گذشته و حال با آنها تعامل داشته است. همچنین مدل مذکور از مشخصات کاربران و شباهت‌های بین آنها به عنوان دانش پیشین درباره پویایی ترجیحات کاربر استفاده می‌کند.

در تحقیقی دیگر، دو مدل برای ارائه توصیه‌های نظرات و مکان‌ها با درنظرگرفتن فاکتورهای مکانی، متنی و زمانی نظرات کاربران و نیز تأثیر سابقه بازدید کاربران از مکان‌ها و نفوذ اجتماعی نظرات کاربران پیشنهاد شده [۲۴] که هر دو برای انتخاب مرتبط‌ترین کاربران از پیش‌پالایش اطلاعات [۲۵] استفاده می‌کنند. بر اساس تحقیقات صورت‌گرفته [۲۶] و [۲۷]، چهار دلیل اصلی تغییر ترجیحات کاربران یعنی کشف مکان‌های جدید، تجربه کاربر، محبوبیت و نفوذ اجتماعی در نظر گرفته شده‌اند.

در مدل‌سازی ترجیحات کاربر [۲۴]، مدل پالایش مبتنی بر آیتم به دو روش توسعه می‌یابد: ۱) اعمال فاکتور تقریب در محاسبه شباهت بین دو کاربر و ۲) درنظرگرفتن تاریخچه نظرات فقط کاربران نزدیک به جای کلیه نظرات.

در مرور مفهومی رویکردهای سیستم‌های پیشنهاددهنده مبتنی بر اعتماد [۲۸]، مطالعات اخیر بر روی این سیستم‌ها و همچنین تحلیلی از ملاک‌های اعتماد مورد استفاده در این حوزه ارائه گردیده است. مؤلفان نتیجه می‌گیرند که در ساختن ملاک اعتماد باید زمان ارزشیابی همراه با اطلاعات ارزشیابی آیتم در نظر گرفته شود تا ملاک‌های پویایی اعتماد، باکیفیت‌تر شود. آنها همچنین پیشنهاد می‌کنند که اطلاعات زمینه‌ای و رفتاری کاربران و اقلام در ملاک‌های اعتماد در نظر گرفته شوند تا معیارهای وابسته به زمینه تعیین گردند.

در رویکرد بین دامنه‌ای برای سیستم‌های پیشنهاددهنده گروهی [۲۹]، پیشنهادهای ارائه‌شده توسط کاربران قابل اعتماد و خوش‌نام در گروه، پذیرش توصیه‌ها را نسبت به پیشنهادهای سایر افراد گروه بهبود می‌دهد. سیستم به گونه‌ای طراحی شده که اطلاعات زیردامنه‌های مختلف دامنه گردشگری را در نظر می‌گیرد.

سیستم پیشنهاددهنده بین دامنه‌ای (CDRS) [۳۰] از داده‌های چندین دامنه برای کاهش مشکل خلوتی استفاده می‌کند. این سیستم اطلاعات اعتماد و بی‌اعتمادی را برای بهبود قابلیت اعتماد پیشنهادهای تولیدشده در نظر می‌گیرد.

در تحقیقی دیگر، یک رویکرد پس‌پالایش مبتنی بر اعتماد آگاه از زمینه برای غلبه بر مشکلات خلوتی داده‌ها و شروع سرد در سیستم‌های پیشنهاددهنده پیشنهاد گردیده است [۳۱] که از میانگین اختلاف نسبی بین زمینه‌ها استفاده می‌کند. مؤلفان در ابتدا میانگین امتیاز را برای هر شرایط زمینه‌ای محاسبه می‌کنند و همه ارزشیابی‌ها را بر اساس وضعیت زمینه‌ای هر چندگانه متوازن می‌نمایند. آنها همچنین از مفهوم اطمینان برای حذف کاربران غیرقابل اطمینان از شبکه اعتماد قبل از تولید پیش‌بینی‌ها استفاده می‌کنند.

در سیستم پیشنهاددهنده آگاه از زمینه [۳۲]، یک رویکرد معنایی برای پیشنهاد رستوران متناسب با علایق کاربر معرفی گردیده است. برای این منظور، نام غذاهای استخراج‌شده از نظرات کاربران خوشه‌بندی شده و احساسات آنها در مورد غذاها مورد تحلیل قرار گرفته است. زمان کار رستوران‌ها و ترجیحات کاربر، مؤلفه‌های اصلی اطلاعات زمینه‌ای هستند که در توصیه‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند.

رویکردهای مختلفی برای رفع مشکل تغییرات در ترجیحات کاربر در تحقیقات ارائه شده است؛ از جمله سیستم پیشنهاددهنده آگاه از زمان [۳۲] از یک فاکتور چندگذره و یک تابع زمانی فراموشی برای درنظرگرفتن تغییرات علایق کاربر استفاده می‌کند. سیستم مذکور همچنین از نظرات متنی بهره می‌گیرد و به صورت خودکار، فاکتورهای مخفی در هر دوره زمانی را دسته‌بندی می‌کند و روش گذار را برای عنوان نظرات مرتبط در نظر می‌گیرد.

سیستم پیشنهاددهنده مبتنی بر آنتولوژی سابقه زمینه [۳۳]، شباهت سابقه زمینه را با استفاده از روابط مترادف‌بودن و روابط مبتنی بر مفهوم کلاس اندازه‌گیری می‌کند. این سوابق، امکان ارائه پیشنهادهای شخصی‌تر را با توجه به ترجیحات ازپیش‌تعریف‌شده فراهم می‌آورند.

اعمال فاکتورهای زمان و مکان و زمینه به‌ویژه در حوزه پیشنهاد POI بسیار کارامد و در ارائه توصیه‌های مناسب مؤثر است. در این راستا چندین رویکرد در پژوهش‌های اخیر معرفی شده که از جمله می‌توان به تخصیص پنهان دیریکله (LDA) مبتنی بر اثر لنگری [۳۴]، طبقه‌بندی نوع مکان‌ها [۳۵]، درنظرگرفتن اطلاعات زمینه‌ای جغرافیایی در سطح سراسری [۳۶] و درج برچسب [۳۷] اشاره کرد.

از طرف دیگر، برخی از طرح‌های مدیریت اعتماد برای ارزیابی مقدار اعتماد بین دو گره از توزیع بتا استفاده می‌کنند. امید ریاضی مقدار توزیع بتا با استفاده از رابطه زیر به دست می‌آید

$$E(p) = \frac{\alpha}{\alpha + \beta} \quad (۳)$$

برخی از کارهای تحقیقاتی، مقدار اعتماد را بر اساس رابطه فوق محاسبه می‌کنند؛ به این ترتیب که α و β را به عنوان تابعی از تعداد تعاملات همکارانه و غیرهمکارانه در نظر می‌گیرند [۳۸] تا [۴۰]. برای این منظور رابطه زیر پیشنهاد شده است [۳۹]

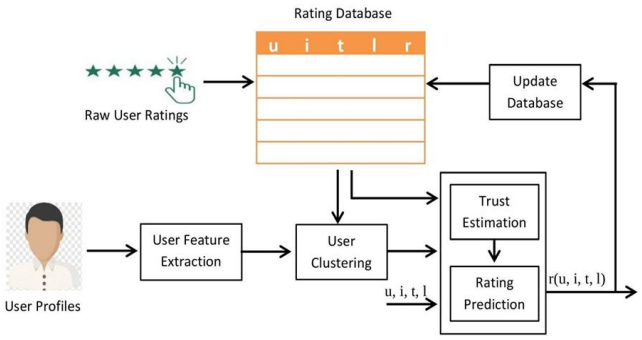
$$\begin{aligned} \alpha_k &= \alpha_{k-۱} + r_k \\ \beta_k &= \beta_{k-۱} + w_k \\ \alpha_۰ &= \beta_۰ = ۱ \end{aligned} \quad (۴)$$

که در آن r_k و w_k به ترتیب تعداد تعاملات خوب و بد در مرحله k را نشان می‌دهند. اعتماد به عنوان امید ریاضی $Beta(\alpha, \beta)$ در نظر گرفته می‌شود و بنابراین داریم

$$T = E(p) = \frac{r + ۱}{r + w + ۱} \quad (۵)$$

توزیع بتا به دلیل تطبیق‌پذیری و سادگی و در عین حال پایه قوی آماری آن به طور گسترده در تحلیل تعاملات بین افراد بر اساس مدارک و شواهد مورد استفاده قرار می‌گیرد [۳۸]. به کمک این توزیع بر اساس تعداد تعاملات همکارانه و غیرهمکارانه یک فرد می‌توان احتمال مشاهده رفتار همکارانه از فرد را محاسبه کرد. در تحقیقات ثابت گردیده که شهرت[1] یا خوش‌نامی یک فرد از تابع توزیع بتا تبعیت می‌کند [۳۹] و [۴۰]. در ساده‌ترین حالت، اگر تعداد تعاملات همکارانه و غیرهمکارانه یک فرد i به ترتیب با α_i و β_i نشان داده شود، شهرت فرد مذکور برابر با مقدار $Beta(\alpha_i + ۱, \beta_i + ۱)$ تخمین زده می‌شود. با وجود این، مدل‌های موجود برای محاسبه شهرت بر مبنای توزیع بتا عموماً تعاملات فرد مورد ارزیابی را به صورت دنباله‌ای از عملکردها در نظر می‌گیرند که ارزش دودویی (خوب یا بد و به عبارت دیگر رضایت‌بخش یا غیررضایت‌بخش) دارند

1. Reputation



شکل ۲: طرح کلی روش پیشنهادی.

[۳۹]. در حالی که در اغلب کاربردها از جمله در مبحث سیستم‌های پیشنهاددهنده، ارزشیابی‌ها به صورت چندسطحی (مثلاً پنج‌سطحی) در دسترس هستند. به همین دلیل مدل ارائه‌شده در این مقاله، راهکاری را برای محاسبه اعتماد بر مبنای بازخوردهای چندسطحی پیشنهاد می‌کند.

مؤلفان مقاله حاضر در سال ۱۳۹۵ یک مدل لایه‌ای اعتماد آگاه از اطمینان را برای بهبود دقت توصیه‌ها در سیستم‌های پیشنهاددهنده ارائه کرده‌اند [۴۱]. مدل مذکور از چهار لایه ارزشیابی، اعتماد مستقیم، اعتماد غیرمستقیم و پیشنهاد تشکیل شده و برای تخمین سطح اعتماد از ترکیب اعتماد ضمنی و صریح بر اساس مدل منطق ذهنی استفاده می‌کند. اگرچه مدل مذکور، پارامتر زمان را برای محاسبه سطح اطمینان به اعتماد محاسبه‌شده مورد توجه و استفاده قرار می‌دهد، اما پارامترهای مکان و زمینه در آن در نظر گرفته نشده است. به همین دلیل در این مقاله، مدل جدیدی ارائه می‌کنیم که این دو پارامتر را هم در ارزیابی اعتماد اعمال می‌کند. نوآوری دیگر این مدل جدید و وجه تمایز آن با مدل قبلی [۴۱]، رویکرد خوشه‌بندی کاربران بر اساس مشخصات و تاریخچه ارزشیابی‌ها و همچنین استفاده از توزیع بتا برای محاسبه اعتماد چندفاکتوری است.

۳- بیان مسأله

در این بخش، تعریفی فرمال از مسأله، ارائه و نمادهای مورد استفاده در ادامه مقاله تعریف می‌شود. به صورت فرمال، مسأله این تحقیق را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

ورودی

- u: شناسه کاربر فعال، یعنی کاربری که قرار است امتیاز او به آیتم هدف تخمین زده شود.
- i: شناسه آیتم هدف، یعنی آیتمی که پیش‌بینی امتیاز برای آن قرار است انجام شود.
- t: زمان فعلی
- l: موقعیت مکانی کاربر فعال

خروجی

- $r(u,i,t,l)$: مقدار تخمین‌زده‌شده برای امتیاز کاربر فعال (u) به آیتم هدف (i) در لحظه زمانی کنونی (t) و موقعیت مکانی فعلی (l) که به عنوان مقدار تابع r نشان داده می‌شود.

مفروضات

- پایگاه داده ارزشیابی‌های آگاه از زمان و مکان کاربران در دسترس است و یا در زمان شروع به کار سیستم، امکان ساختن آن از مجموعه ارزشیابی‌های خام کاربران وجود دارد. هر رکورد این پایگاه داده به شکل یک پنج‌تایی $\langle u,i,t,l,r \rangle$ است. این پنج فیلد به ترتیب شناسه کاربر، شناسه آیتم، زمان، مکان و مقدار ارزشیابی را نشان می‌دهند. البته مقدار r در بسیاری از رکوردهای پایگاه داده تهی (نامعلوم) است.
- پروفایل کاربران سیستم پیشنهاددهنده در شبکه‌های اجتماعی یا حداقل برخی از فیلدهای پروفایل آنها و نیز شبکه مقادیر اعتماد صریح بین کاربران ممکن است در دسترس باشد که در این صورت، دقت پیش‌بینی‌ها و پیشنهادها افزایش خواهد یافت.

٤- مدل پیشنهادی

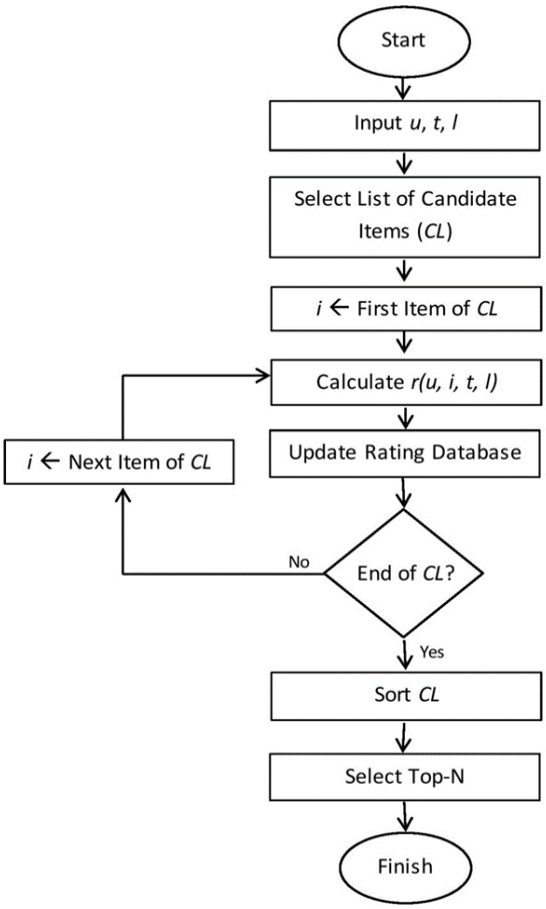
در این بخش، مدل پیشنهادی توصیف می‌شود. ابتدا در زیربخش ۴-۱ توصیف کلی مدل، روندنما و شبه‌کد رویکرد پیشنهادی را برای تخمین ارزشیابی و انتخاب N آیتم برتر، ارائه و سپس در زیربخش ۴-۲ ماژول تخمین ارزشیابی را با جزئیات بیشتر تشریح می‌کنیم.

٤-١ توصیف کلی مدل پیشنهادی

طرح کلی مدل پیشنهادی در شکل ۲ نشان داده شده است. همان طور که دیده می‌شود، در ابتدای کار مقدار ارزشیابی کاربران به صورت خام در دسترس است. چند گام پیش‌پردازش بر روی این داده‌های خام لازم است تا یک پایگاه داده ارزشیابی ساخت‌یافته ساخته شود. به عنوان نمونه، ارزشیابی‌های خام ممکن است در قالب متن باشند یا حتی ممکن است ارزشیابی‌ها صریحاً در دسترس نباشند؛ بلکه لازم باشد تا ارزشیابی‌های کاربران به صورت ضمنی بر اساس رفتار آنها با آیتم‌ها (مثلاً تعداد دفعات تماشای یک فیلم یا مدت زمان ماندن بر روی یک صفحه وب) تخمین زده شود. از طرف دیگر اگر پروفایل کاربران در دسترس باشد، داده‌های پروفایل می‌تواند مورد پردازش قرار گیرد تا ویژگی‌ها و مشخصات کاربر استخراج شود. این اطلاعات به عنوان یکی از مهم‌ترین پارامترها برای محاسبه شباهت‌ها بین کاربران و خوشه‌بندی آنها استفاده خواهد شد.

در گام بعدی، کاربران بر مبنای مقدار شباهت استخراج‌شده از پایگاه داده ارزشیابی و داده‌های پروفایل کاربر، خوشه‌بندی می‌شوند. برای این منظور هر الگوریتم خوشه‌بندی قابل استفاده است و ما از الگوریتم معروف K-means استفاده کردیم. برای تخمین ارزشیابی کاربر فعال به یک آیتم خاص، شناسه‌های کاربر و آیتم، زمان جاری و موقعیت مکانی کاربر به عنوان چهار پارامتر u، i، t و l به عنوان ورودی به سیستم وارد می‌شود. ابتدا در ماژول تخمین اعتماد، مقدار اعتماد بین کاربر فعال و هر یک از کاربران دیگر موجود در خوشه او با درنظرگرفتن سه فاکتور زمان، مکان و زمینه ارزشیابی‌ها محاسبه می‌شود. برای این منظور ما یک الگوریتم مبتنی بر توزیع بتا را ارائه می‌کنیم. سپس در ماژول تخمین ارزشیابی، مقدار $r(u,i,t,l)$ یعنی ارزشیابی کاربر فعال u به آیتم i در زمان و مکان فعلی با استفاده از میانگین‌گیری وزنی تخمین زده می‌شود که مقادیر اعتماد به عنوان وزن در نظر گرفته می‌شوند. در بخش بعدی عملکرد این ماژول‌ها را با جزئیات توصیف می‌کنیم.

خروجی تابع تخمین ارزشیابی برای به‌روزرسانی پایگاه داده ارزشیابی استفاده می‌شود و نیز به عنوان خروجی الگوریتم (جهت تعیین این که آیا آیتم i در بین N آیتم برتر جهت پیشنهاد به کاربر u قرار گیرد یا خیر) مورد استفاده قرار می‌گیرد. روندنمای فرایند تخمین اقلام مورد علاقه کاربر فعال در شکل ۳ آمده است. همان طور که مشاهده می‌شود، شناسه کاربر فعال (u)، زمان جاری (t) و موقعیت مکانی کاربر (l) به هنگام ورود او به سیستم دریافت می‌گردد. سپس باید اقلام کاندیدا برای ارائه به کاربر انتخاب شوند. این اقلام آنهایی هستند که محتمل است مورد علاقه



شکل ۳: روندنمای فرایند استخراج N آیتم برتر.

کاربر باشند. انتخاب اقلام کاندیدا در کارایی سیستم اهمیت زیادی دارد زیرا اگر قرار باشد که ارزشیابی کاربر به کل اقلام تخمین زده شود، این کار بسیار زمان‌بر خواهد بود. برای انتخاب اقلام کاندیدا پیشنهاد می‌کنیم که اقلام مشابه اقلام انتخاب‌شده توسط کاربر فعال و همچنین اقلامی که توسط کاربران مشابه کاربر فعال انتخاب شده‌اند در نظر گرفته شوند. به عبارت دیگر برای تعیین لیست اقلام پیشنهادی (CL)، ترکیب دو رویکرد کاربر- آیتم- آیتم و کاربر- کاربر- آیتم اعمال می‌شود.

در گام بعدی و در ماژول تخمین ارزشیابی، مقدار $r(u,i,t,l)$ برای هر یک از اقلام لیست کاندیدا محاسبه می‌شود و جزئیات بیشتر در مورد این ماژول بعداً در این فصل ارائه می‌گردد. بعد از محاسبه ارزشیابی تخمینی کاربر به اقلام کاندیدا، این ارزشیابی‌ها به عنوان رکوردهای جدید در پایگاه داده ارزشیابی‌ها درج می‌شوند. در مرحله بعد، CL بر اساس ترتیب نزولی مقادیر ارزشیابی (r) مرتب می‌گردد و بالاخره در آخرین گام، نخستین N سطر CL انتخاب و به عنوان N آیتم برتر به کاربر پیشنهاد می‌شود. شبه‌کد الگوریتم پیشنهادی در شکل ۴ آمده است.

۲-٤ تخمین اعتماد و پیش‌بینی ارزشیابی

همان گونه که قبلاً اشاره شد، مهم‌ترین بخش از مدل پیشنهادی، ماژول تخمین اعتماد و پیش‌بینی ارزشیابی است که هدف آن، تخمین مقدار $r(u,i,t,l)$ می‌باشد که نحوه عملکرد این ماژول در ادامه توضیح داده می‌شود.

شبه‌کد الگوریتم تخمین اعتماد و پیش‌بینی ارزشیابی کاربر فعال به یک آیتم مشخص در شکل ۵ نشان داده شده است. ورودی‌های این الگوریتم عبارت هستند از شناسه کاربر فعال (u) و شناسه آیتم مورد نظر (i). در

```
Input u,t,l
UP = Set of items close to u's preferences
UN = Set of items selected by u's neighbors
CL = UP ⋃ UN
For each item i ∈ CL
Begin
   Calculate r(u,i,t,l)
   Insert tuple ⟨u,i,t,l,r(u,i,t,l)⟩ into rating DB
End
Sort CL in descending order of the values of r
Recommend top N items in CL to u
```

شکل ۴: شبه‌کد الگوریتم پیشنهادی.

```
Function PredictRate (u,i)
Begin
   V ← Cluster_u ⋂ Raters_i
   For each user v ∈ V
   Begin
      α ← 1
      β ← 1
      For each item j ∈ RatedList_v
      Begin
         s ← ComputeSimilarity(i, j, l_0, l, t_0, t)
         p ← k/2 − |r_{u,i} − r_{v,i}|
         If p > 0 then
            α ← α + s.|p|
         If p < 0 then
            β ← β + s.|p|
      End
      T_{u,v} ← α/(α+β)
      r_{u,i} ← (Σ_{v∈V} T_{u,v} r_{v,i}) / (Σ_{v∈V} T_{u,v})
   End
   Return r_{u,i}
End
```

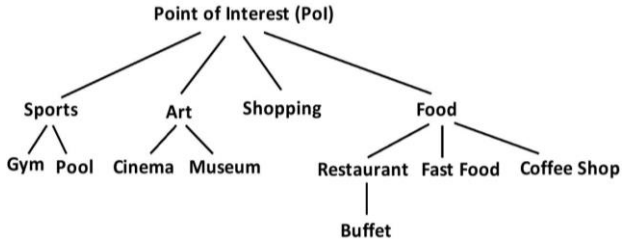
شکل ۵: شبه‌کد الگوریتم تخمین اعتماد و پیش‌بینی ارزشیابی کاربر فعال به یک آیتم مشخص.

اولین گام، اشتراک بین خوشه حاوی کاربر u با مجموعه کلیه کاربرانی که آیتم i را ارزشیابی کرده‌اند تعیین و به عنوان مجموعه V در نظر گرفته می‌شود. سپس برای هر کاربر v از مجموعه V، مقدار اعتماد u به v محاسبه می‌شود. برای این منظور، ما یک گونه بهبودیافته از روش ارائه‌شده قبلی [۳۹] را استفاده می‌کنیم. در ابتدا به پارامترهای توزیع بتا یعنی α و β مقدار اولیه ۱ داده می‌شود. سپس برای هر آیتم j که قبلاً توسط v ارزشیابی شده است، میزان شباهت اقلام i و j و شرایط ارزیابی آنها به عنوان s محاسبه می‌شود. روش محاسبه شباهت در ادامه بخش توضیح داده می‌شود.

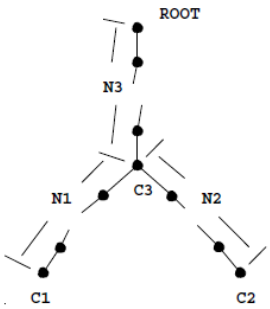
در گام بعدی، یک متغیر p که یک معیار نرمال‌شده فاصله بین ارزشیابی‌های u و v به j است به صورت زیر محاسبه می‌شود

$$p \leftarrow \frac{k}{۲} - |r_{u,i} - r_{v,i}| \qquad (۶)$$

که k تعداد سطوح ارزشیابی است. سپس مقدار $s.|p|$ بسته به مثبت یا منفی‌بودن مقدار p به α یا β افزوده می‌شود. لازم به ذکر است که در این گام اگر مقدار p صفر باشد، هیچ اقدامی صورت نمی‌گیرد. از آنجا



شکل ۶: یک درخت زمینه نمونه برای انتشار اعتماد مبتنی بر زمینه در سیستم‌های پیشنهاددهنده PoI.



شکل ۷: نمادگذاری مورد استفاده در معیار شباهت زمینه‌ای WuP [۴۲].

که در اغلب سیستم‌های ارزشیابی، تعداد سطوح ارزشیابی (k) برابر با ۵ است برای توضیح بیشتر این روال، پارامتر تغییریافته $(\alpha$ یا $\beta)$ و مقدار $|p|$ با فرض $k=5$ (به عنوان نمونه) در جدول ۱ نشان داده شده است. با استفاده از این تکنیک، هرچه ارزشیابی‌های u و v به j به هم نزدیک‌تر یا از هم دورتر باشند، مقادیر بزرگ‌تری به ترتیب به α یا β افزوده می‌گردد که این موضوع به نوبه خود منجر به اعتماد به ترتیب بیشتر یا کمتر بین u و v خواهد شد زیرا ما از امید ریاضی توزیع بتا بر اساس (۳) استفاده می‌کنیم. در نهایت، ارزشیابی کاربر فعال u به آیتم کاندیدای i با استفاده از میانگین‌گیری وزنی با درنظرگرفتن مقادیر اعتماد به عنوان وزن تخمین زده می‌شود

$$r_{u,i}=\frac{\sum_{v\in V}T_{u,v}r_{v,i}}{\sum_{v\in V}T_{u,v}} \qquad (۷)$$

۳-٤ محاسبه شباهت

برای محاسبه شباهت بین ارزشیابی‌ها، ما پارامترهای زمان، مکان و زمینه را در نظر می‌گیریم. شباهت مبتنی بر زمان و مکان بر اساس معیار فاصله اقلیدسی محاسبه می‌شود. برای محاسبه شباهت بین زمینه‌ها، پیشنهاد می‌کنیم که روابط بین زمینه‌ها در یک شکل سلسله‌مراتبی با استفاده از درختی به نام درخت زمینه، نمایش داده شود. به عنوان مثال برای سیستم‌های پیشنهاددهنده POI، درخت زمینه می‌تواند به صورت شکل ۶ باشد. با استفاده از درخت زمینه شکل ۶، اگر اعتماد از یک کاربر u_1 به کاربر u_2 در یک زمینه مشخص c داده شده باشد، برای تخمین مقدار اعتماد در زمینه جاری c ابتدا زوج گره متناظر با زمینه‌های c و c در درخت با توجه به نوع POIها (یا در حالت کلی آیتم‌ها) پیدا می‌شوند. سپس مقدار نزدیک‌بودن بین دو زمینه با استفاده از معیار فاصله (یا شباهت) محاسبه می‌گردد. هرچه زمینه‌های c و c نزدیک‌تر باشند، انتشار اعتماد از c به c قوی‌تر خواهد بود. برای محاسبه شباهت بین دو زمینه می‌توان از معیار شباهت WUP [۴۱] استفاده کرد. بر اساس این

1. Wu & Palmer

جدول ۱: پارامتر مورد تغییر $(\alpha$ یا $\beta)$ و مقدار $|p|$ به ازای $k=5$.

$r_{u,i}$ \ $r_{v,i}$	۱	۲	۳	۴	۵
۱	α,۲	α,۱	–	β,۱	β,۲
۲	α,۱	α,۲	α,۱	–	β,۱
۳	–	α,۱	α,۲	α,۱	–
۴	β,۱	–	α,۱	α,۲	α,۱
۵	β,۲	β,۱	–	α,۱	α,۲

معیار برای تعیین مقدار شباهت بین گره‌های C_1 و C_2 در درخت، ابتدا پایین‌ترین اَبَرمفهوم مشترک (LCS) گره‌های C_1 و C_2 به عنوان C_3 تعیین و سپس شباهت زمینه‌ای بین C_1 و C_2 به صورت رابطه زیر محاسبه می‌شود

$$ConSim(C_1,C_2)=\frac{2\times N_3}{N_1+N_2+2\times N_3} \qquad (۸)$$

همان طور که در شکل ۷ دیده می‌شود، N_1 تعداد گره‌های واقع در مسیر از C_1 به C_3، N_2 تعداد گره‌های واقع در مسیر از C_2 به C_3 و N_3 تعداد گره‌های واقع در مسیر از ریشه به C_3 است. علاوه بر WUP ما همچنین طول مسیر بین گره‌های C_1 و C_2 را به عنوان یک معیار شباهت جایگزین امتحان کردیم. برای داشتن یک معیار کارامدتر می‌توان به سطح‌ها و یال‌های درخت زمینه، برچسب‌های وزنی اختصاص داد.

۵- ارزیابی مدل پیشنهادی

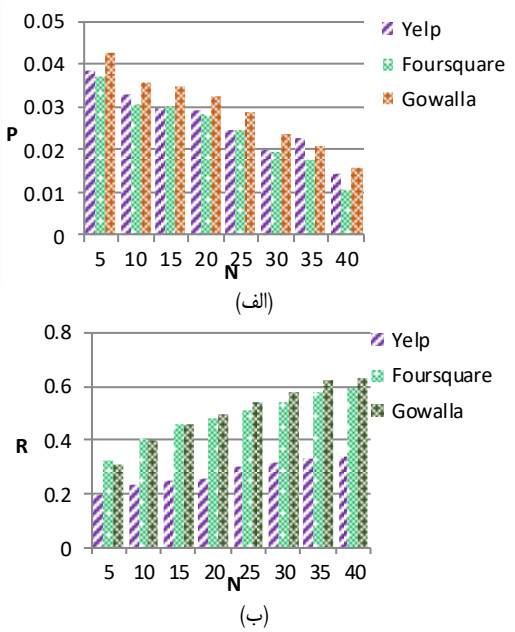
در این بخش، نتایج ارزیابی مدل پیشنهادی بر اساس آزمایش‌های مختلف را ارائه و تحلیل می‌کنیم. ابتدا در بخش ۵-۱ مجموعه داده‌های مورد استفاده را معرفی می‌کنیم. پس از آن در بخش ۵-۲ معیارهای ارزیابی و الگوریتم‌های مورد مقایسه توصیف می‌شوند. نهایتاً در بخش ۵-۳ نتایج ارزیابی رویکرد پیشنهادی را ارائه و با نتایج مربوط به چند روش موجود مقایسه می‌کنیم.

۵-۱ مجموعه داده‌ها

آزمایش‌ها بر روی سه مجموعه داده عمومی واقعی یعنی Yelp [۴۳]، Foursquare [۴۴] و Gowalla [۴۵] انجام شده‌اند. توصیف این سه مجموعه داده به شرح زیر است:

- Yelp: این مجموعه داده اطلاعاتی در مورد ارزشیابی‌ها و نظرات کاربران برای کسب‌وکارهایی از ۱۰ شهر را دربردارد.
- Foursquare: این مجموعه داده، داده‌های حضور کاربران را از ۱۲ آپریل ۲۰۱۲ تا ۱۶ فوریه ۲۰۱۳ در مکان‌های مورد علاقه در شهر نیویورک دربردارد. ما مانند [۲۳] برای دستیابی به داده‌های کاربردی‌تر POIهایی را انتخاب کردیم که حداقل توسط ۵ کاربر بازدید شده و کاربرانی که حداقل از ۱۰ مکان بازدید کرده‌اند.
- Gowalla: این مجموعه داده، اطلاعات حضور کاربران در شهرهای مختلف در مکان‌های مورد علاقه را در بازه زمانی فوریه ۲۰۰۹ تا اکتبر ۲۰۱۰ ارائه می‌کند. ما مشابه [۲۳] رکوردهای مربوط به POIهای کالیفرنیا را انتخاب کردیم و مکان‌های غیرمحبوب را که توسط کمتر از ۱۵ کاربر بازدید شده‌اند و همچنین کاربرانی را که کمتر از ۲۰ مکان را بازدید کرده‌اند فیلتر کردیم.

اطلاعات آماری پایه در مورد سه مجموعه داده مورد پردازش در جدول ۲ ارائه شده است.



شکل ۸: تحلیل حساسیت برای مقادیر مختلف N بر حسب (الف) دقت و (ب) فراخوانی.

جدول ۲: اطلاعات آماری مجموعه داده‌های ارزیابی.

Dataset	#Users	#POIs	#Check-ins	#Avg. check-ins per user
Yelp	۵۵۲۳۳۸	۷۷۰۷۸	۲۲۲۵۲۰۴	۴٫۰۳
Foursquare	۱۰۷۸	۲۹۴۴	۷۱۶۲۲	۶۶٫۴۴
Gowalla	۲۱۶۶	۴۰۴۷	۱۰۰۹۸۶	۴۶٫۶۲

۵-۲ معیارهای ارزیابی و الگوریتم‌های مورد مقایسه

ما سه معیار متداول را برای ارزیابی رویکرد پیشنهادی و مقایسه صحت و کارامدی آن با چند روش موجود مورد استفاده قرار دادیم:

$Precision@N$ (دقت): نسبت تعداد آیتم‌های مرتبط در لیست N آیتم برتر به N. به عبارت دیگر این معیار به صورت زیر تعریف می‌شود

$$Precision = \frac{Relevant \cap Retrieved}{Retrieved} \quad (۹)$$

$recall@N$ (فراخوانی/ بازخوانی/ یادآور/ یادآوری): نسبت تعداد آیتم‌های مرتبط در لیست N آیتم پیشنهادی به تعداد کل آیتم‌های مرتبط. به عبارت دیگر $recall$ از رابطه زیر تعیین می‌شود

$$Recall = \frac{Relevant \cap Retrieved}{Relevant} \quad (۱۰)$$

$F۱@N$: یک معیار برقراری توازن بین دقت و فراخوانی است که هر دو ملاک را در نظر می‌گیرد. این معیار به درک مصالحه بین صحت و پوشش کمک می‌کند و به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود

$$F-score = \frac{۲\times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (۱۱)$$

ما نتایج مدل پیشنهادی را با پنج کار تحقیقاتی مشابه موجود شامل USSTC [۱۸]، MEAP-T [۲۳]، anchor-LDA [۳۹]، AUC-MF [۳۶] و LOCABAL+ [۴۶] مقایسه کردیم.

۵-۳ نتایج و تحلیل

اولین آزمایش برای تحلیل حساسیت مدل پیشنهادی از نظر معیارهای دقت و فراخوانی نسبت به تغییرات مقدار N برای پیشنهاد N آیتم برتر

جدول ۳: مقدار $Precision@۱۰$ برای مجموعه داده‌های Yelp، Foursquare و Gowalla.

	Yelp	Foursquare	Gowalla
$USST_C$	۰٫۰۲۷۵	۰٫۰۳۰۷	۰٫۰۳۲۶
MEAP-T	۰٫۰۲۹۴	۰٫۰۳۳۶	۰٫۰۳۵۲
LOCABAL+	۰٫۰۳۱۷	۰٫۰۳۶۲	۰٫۰۳۸۰
anchor-LDA	۰٫۰۳۱۰	۰٫۰۳۴۹	۰٫۰۵۱۴
AUC-MF	۰٫۰۲۱۱	۰٫۰۳۵۳	**۰٫۰۵۸۶**
Proposed method	**۰٫۰۳۲۴**	**۰٫۰۳۸۱**	۰٫۰۵۳۸

جدول ۴: مقدار $Recall@۱۰$ برای مجموعه داده‌های Yelp، Foursquare و Gowalla.

	Yelp	Foursquare	Gowalla
$USST_C$	۰٫۱۹۴	۰٫۲۹۹	۰٫۳۰۳
MEAP-T	۰٫۲۳۴	۰٫۳۲۶	۰٫۳۳۰
LOCABAL+	۰٫۲۹۶	**۰٫۳۴۷**	۰٫۳۴۵
anchor-LDA	۰٫۳۴۰	۰٫۲۲۷	۰٫۱۰۶
AUC-MF	۰٫۰۴۹	۰٫۳۰۸	۰٫۰۷۸
Proposed method	**۰٫۵۰۷**	**۰٫۳۴۷**	**۰٫۳۵۳**

جدول ۵: مقدار $F۱@۱۰$ برای مجموعه داده‌های Yelp، Foursquare و Gowalla.

	Yelp	Foursquare	Gowalla
$USST_C$	۰٫۰۴۸۲	۰٫۰۵۵۷	۰٫۰۵۸۹
MEAP-T	۰٫۰۵۲۲	۰٫۰۶۰۹	۰٫۰۶۳۶
LOCABAL+	۰٫۰۵۷۳	۰٫۰۶۵۶	۰٫۰۶۸۵
anchor-LDA	۰٫۰۵۶۸	۰٫۰۶۰۵	۰٫۰۶۹۲
AUC-MF	۰٫۰۲۹۵	۰٫۰۶۳۳	۰٫۰۶۶۹
Proposed method	**۰٫۰۶۱۰**	**۰٫۰۶۸۷**	**۰٫۰۹۳۴**

انجام شد. شکل ۸ نتایج این آزمایش را برای مقادیر مختلف متغیر N شامل $N = ۵,۱۰,۱۵,۲۰,۲۵,۳۰,۳۵,۴۰$ بر روی سه مجموعه داده مورد استفاده نشان می‌دهد. همان طور که انتظار می‌رود با زیادشدن تعداد POIهای پیشنهادشده، دقت کاهش می‌یابد. این موضوع قابل درک است زیرا با افزایش POIهای بیشتر به کاربر، تعداد حالات منفی کاذب افزایش می‌یابد و از طرف دیگر با افزایش N، مقدار فراخوانی زیاد می‌شود. این موضوع به آن دلیل است که با پیشنهاد تعداد بیشتر POI، موارد مرتبط بیشتری هم به کاربر پیشنهاد می‌شوند. این موضوع به افزایش تعداد مثبت‌های درست و افزایش مقدار پارامتر دقت می‌انجامد.

آزمایش‌های دیگری برای ارزیابی کارایی روش پیشنهادی و مقایسه آن با روش‌های دیگر انجام شد که در این آزمایش‌ها $Precision@۱۰$، $Recall@۱۰$ و $F۱@۱۰$ اندازه‌گیری گردید. جدول ۳ خلاصه نتایج ارزیابی را بر حسب $Precision@۱۰$ نشان می‌دهد. همان گونه که مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی برای مجموعه داده‌های Foursquare و Yelp بهترین نتایج را و در مورد مجموعه داده Gowalla، روش LOCABAL+ بهترین مقادیر دقت را ارائه می‌کند. جدول ۴ نتایج $Recall@۱۰$ روش‌های مورد مقایسه را بر روی مجموعه داده‌های مختلف نشان می‌دهد. با توجه به جدول، روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های Yelp و Gowalla بهتر از روش‌های دیگر عمل می‌کند. البته در مورد مجموعه داده Foursquare نتیجه روش پیشنهادی با روش LOCABAL+ برابر است. نهایتاً در جدول ۵، مقادیر $F۱$ که بر

اساس (۱۱) برای کلیه حالت‌ها محاسبه شده، آمده است. مطابق آنچه که در جدول مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی، بهترین عملکرد کلی را بر حسب معیار $F1$ ارائه می‌کند.

٦- نتیجه‌گیری و کارهای آینده

این مقاله، یک رویکرد جدید را برای تخمین اعتماد بین کاربران سیستم‌های پیشنهاددهنده ارائه می‌دهد. مدل پیشنهادی، ۳ پارامتر مختلف شامل مکان، زمان و زمینه را در محاسبه مقدار اعتماد در نظر می‌گیرد. برای محاسبه اعتماد، الگوریتمی را مبتنی بر توزیع بتا ارائه کردیم. مدل ارائه‌شده از یک معیار مبتنی بر درخت برای محاسبه شباهت معنایی بین زمینه‌ها استفاده می‌کند. نهایتاً ارزشیابی کاربر فعال با استفاده از میانگین وزنی تخمین زده می‌شود که مقادیر اعتماد به عنوان وزن در این میانگین‌گیری در نظر گرفته می‌شوند.

برای کارهای آینده قصد داریم تا پارامتر عدم قطعیت را در محاسبه و بهره‌گیری از اعتماد در نظر بگیریم. یک ایده دیگر برای بسط و تکمیل این کار، استفاده یا ارائه معیارهای کارامدتر برای تخمین فاصله/ شباهت زمانی و مکانی است.

مراجع

[1] L. Yao, Z. Xu, X. Zhou, and B. Lev, "Synergies between association rules and collaborative filtering in recommender system: an application to auto industry," in *Data Science and Digital Business*, pp. 65-80, 2019.

[2] N. Rubens, *et al.*, "Active learning in recommender systems," Recommender Systems Handbook, Springer, pp. 809-846, 2015.

[3] Y. M. Li, C. T. Wu, and C. Y. Lai, "A social recommender mechanism for e-commerce: combining similarity, trust, and relationship," *Decision Support Systems*, vol. 55, no. 3, pp. 740-752, Jun. 2013.

[4] N. S. Savage, M. Baranski, N. E. Chavez, and T. Höllerer, "I'm feeling LoCo: a location based context aware recommendation system," *Advances in Location-Based Services: 8th Int. Symp. on Location-Based Services*, Vienna: Springer Science & Business Media, 2011, pp. 37-54.

[5] A. Bączkiewicz, *et al.*, "Methodical aspects of MCDM based E-commerce recommender system," *J. of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, vol. 16, no. 6, pp. 2192-2229, 2021.

[6] M. Elahi, M. Braunhofer, T. Gurbanov, and F.o Ricci, "User Preference Elicitation, Rating Sparsity and Cold Start," in Collaborative Recommendations, Ch.8, pp. 253-294, 2018.

[7] G. Antolić and L. Brkić, "Recommender system based on the analysis of publicly available data," in *Proc. 40th IEEE Int. Conv. on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics, MIPRO'17*, pp. 1379-1384, Opatija, Croatia, 22-26 May 2017.

[8] C. Wangwatcharakul and S. Wongthanavasu, "A novel temporal recommender system based on multiple transitions in user preference drift and topic review evolution," *Expert Systems with Applications*, vol. 185, Article ID: 115626, Dec. 2021.

[9] M. Nilashi, O. Ibrahim, and K. Bagherifard, "A recommender system based on collaborative filtering using ontology and dimensionality reduction techniques," *Expert Systems with Applications*, vol. 92, pp. 507-520, Feb. 2018.

[10] X. L. Zheng, *et al.*, "A hybrid trust-based recommender system for online communities of practice," *IEEE Trans. on Learning Technologies*, vol. 8, no. 4, pp. 345-356, Oct./Dec.. 2015.

[11] N. S. Sani and F. N. Tabriz, "A new strategy in trust-based recommender system using k-means clustering," *International J. of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 8, no. 9, pp. 152-156, Sept. 2017.

[12] V. Nobahari, M. Jalali, and S. J. S. Mahdavi, "ISoTrustSeq: a social recommender system based on implicit interest, trust and sequential behaviors of users using matrix factorization," *J. of Intelligent Information Systems*, vol. 52, no. 2, pp. 239-268, Jul. 2018.

[13] B. AlBanna, "Interest aware location-based recommender system using geo-tagged social media," *ISPRS International J. of Geo-Information*, vol. 5, no. 12, Article ID: 245, 2016.

[14] A. H. Celdrán, M. G. Pérez, F. J. García Clemente, and G. M. Pérez, "Design of a recommender system based on users' behavior and collaborative location and tracking," *J. of Computational Science*, vol. 12, pp. 83-94, Jan. 2016.

[15] E. Khazaei and A. Alimohammadi, "An automatic user grouping model for a group recommender system in location-based social networks," *ISPRS International J. of Geo-Information*, vol. 7, no. 2, Article ID: 67, 2018.

[16] H. Gao, *et al.*, "Content-aware point of interest recommendation on location-based social networks," *Proc. 29th AAAI Conf. on Artificial Intelligence*, vol. 29, no. 1, pp. 1721-1727, Feb. 2015.

[17] H. Tahmasbi, M. Jalali, and H. Shakeri, "Modeling temporal dynamics of user preferences in movie recommendation," in *Proc. 8th Int. Conf. on Computer and Knowledge Engineering, ICCKE'18*, pp. 194-199, Mashhad, Iran, 25-26 Oct. 2018.

[18] P. Kefalas and Y. Manolopoulos, "A time-aware spatio-textual recommender system," *Expert Systems with Applications*, vol. 78, pp. 396-406, Jul. 2017.

[19] K. B. Fard, *et al.*, "Recommender system based on semantic similarity," *International J. of Electrical & Computer Engineering*, vol. 3, no. 6, pp. 751-761, Dec. 2013.

[20] R. Urena, *et al.*, "A review on trust propagation and opinion dynamics in social networks and group decision making frameworks," *Information Sciences*, vol. 478pp. 461-475, Apr. 2019.

[21] M. Ghavipour and M. R. Meybodi, "A dynamic algorithm for stochastic trust propagation in online social networks: learning automata approach," *Computer Communications*, vol. 123, pp. 11-23, Jun. 2018.

[22] H. Xue, Q. Wang, B. Luo, H. Seo, and F. Li, "Content-aware trust propagation toward online review spam detection," *J. of Data and Information Quality*, vol. 11, no. 3, Article ID: 11, 31 pp., 2019.

[23] H. Ying, *et al.*, "Time-aware metric embedding with asymmetric projection for successive POI recommendation," *World Wide Web*, vol. 22, no. 5, pp. 2209-2224, Jun. 2019.

[24] D. Rafailidis and A. Nanopoulos, "Modeling users preference dynamics and side information in recommender systems," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, vol. 46, no. 6, pp. 782-792, Jun. 2015.

[25] G. Adomavicius and A. Tuzhilin, "Context-aware recommender systems," in *Recommender Systems Handbook, Springer*, pp. 191-226, 2011.

[26] N. Lathia, S. Hailes, L.Capra, and X. Amatriain, "Temporal diversity in recommender systems," in *Proc. of the 33rd Int.l ACM SIGIR Conf. on Research and Development in Information Retrieval*, pp. 210-217, Geneva Switzerland, 19-23 Jul. 2010.

[27] I. Xiong, *et al.*, "Temporal collaborative filtering with bayesian probabilistic tensor factorization," in *Proc. of the 2010 SIAM Int. Conf. on Data Mining*, pp. 211-222, Columbus, OH, USA, 29 Apr.-1 May 2010.

[28] F. Roy and Hasan, "Comparative analysis of different trust metrics of user-user trust-based recommendation system," *Computer Science*, vol. 23, no. 2, pp. 335-373, 2020.

[29] P. Bedi, "Combining trust and reputation as user influence in cross domain group recommender system (CDGRS)," *J. of Intelligent & Fuzzy Systems*, vol. 38, no. 5, pp. 6235-6246, 2020.

[30] A. Richa and P. Bedi, "Trust and distrust based cross-domain recommender system," *Applied Artificial Intelligence*, vol. 35, no. 4, pp. 326-351, Mar. 2021.

[31] Z. El Yebdri, S. M. Benslimane, F. Lahfa, M. Barhamgi, and D.Benslimane, "Context-aware recommender system using trust network," *Computing*, vol. 103, no. 9, pp. 1-19, Sept. 2021.

[32] E. Asani, H. Vahdat-Nejad, and J. Sadri, "Restaurant recommender system based on sentiment analysis," *Machine Learning with Applications*, vol. 6, Article ID: 100114, Dec. 2021.

[33] I. M. G. Cardoso, J. L. V. Barbosa, B. M. Alves, L. P. S. Dias, L. C. Nesi, "Vulcont: A Recommender System based on Contexts History Ontology," IET Software, vol. 16, no. 1, pp. 111-123, Feb. 2022.

[34] Y. D. Seo and Y. S. Cho, "Point of interest recommendations based on the anchoring effect in location-based social network services," *Expert Systems with Applications*, vol. 164, Article ID: 114018, Feb. 2021.

[35] V. Milias and A. Psyllidis, "Assessing the influence of point-of-interest features on the classification of place categories," *Computers, Environment and Urban Systems*, vol. 86, Article ID: 101597, Mar. 2021.

[36] P. Han, *et al.*, "Point-of-interest recommendation with global and local context," *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering*, vol. 34, no. 11, pp. 5484-5495, Nov. 2021.

[37] S. Agrawal, D. Roy, and M. Mitra, "Tag embedding based personalized point of interest recommendation system," *Information*

Processing & Management, vol. 58, no. 6, Article ID: 102690, Nov. 2021.
[38] W. Fang, *et al.*, "A resilient trust management scheme for defending against reputation time-varying attacks based on BETA distribution," *Science China Information Sciences*, vol. 60, no. 4, pp. 1-11, Apr. 2017.
[39] M. E. Moe, B. E. Helvik, and S. J. Knapskog, "Comparison of the beta and the hidden markov models of trust in dynamic environments," in *Proc. IFIP Inte. Conf. on Trust Management*, pp. 283-297, West Lafayette, IN, USA, 15-19, Jun. 2009.
[40] X. Wu, *et al.*, "BLTM: beta and LQI based trust model for wireless sensor networks," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 43679-43690, 2019.
[۴۱] س. شیبانی و ح. شاکری، "بهبود سیستم‌های پیشنهاددهنده با استفاده از یک مدل لایه‌ای اعتماد آگاه از اطمینان،" *مجله فناوری اطلاعات در طراحی مهندسی*، سال ۹، شماره ۲، صص. ۷۳-۶۲، پاییز و زمستان ۱۳۹۵.
[42] Z. Wu and M. Palmer, "Verbs semantics and lexical selection," in *Proc. of the 32nd Annual Meeting on Association for Computational Linguistics*, pp. 133-138, Las Cruces, NM, USA, Jun. 1994.
[43] Yelp, Yelp2018 Challenge Dataset, 2018.
[44] Y. Liu, T. –A. Nguyen Pham, G. Cong, and Q. Yuan, "An experimental evaluation of point-of-interest recommendation in location-based social networks," *Proceedings of the VLDB Endowment*, vol. 10, no. 10, pp. 1010-1021, Jun. 2017.
[45] E. Cho, S. A. Myers, and J. Leskovec, "Friendship and mobility: user movement in location-based social networks," in *Proc. of the 17th ACM SIGKDD Int. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 1082-1090, San Diego, CA, USA, 21-24 Aug. 2011.
[46] L. Ardissono and N. Mauro, "A compositional model of multi-faceted trust for personalized item recommendation," *Expert Systems with Applications*, vol. 140, Article ID: 112880, Feb. 2020.

سمانه شیبانی مدارک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی کامپیوتر به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۹۲ و ۱۳۹۵ دریافت نمود و هم‌اکنون دانشجوی دکتری رشته مهندسی کامپیوتر دانشگاه آزاد اسلامی مشهد می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از سیستم‌های پیشنهاددهنده، مدیریت اعتماد، شهر هوشمند و داده‌کاوی.

حسن شاکری مدارک کارشناسی، کارشناسی ارشد و دکتری خود را به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۴، ۱۳۷۶ و ۱۳۹۳ از دانشگاه‌های فردوسی مشهد، صنعتی شریف و فردوسی مشهد دریافت کرد و از سال ۱۳۷۷ به عنوان عضو هیأت علمی گروه کامپیوتر در دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد مشغول به کار است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارت است از امنیت سیستم‌های کامپیوتری، داده‌کاوی، سیستم‌های پیشنهاددهنده، مدل‌سازی و تحلیل شبکه‌های اجتماعی و مدیریت اعتماد.

رضا شیبانی مدرک دکتری خود را در رشته انفورماتیک پزشکی در سال ۱۳۹۵ از دانشگاه علوم پزشکی مشهد دریافت کرد و در حال حاضر عضو هیأت علمی و مدیر گروه مهندسی کامپیوتر دانشگاه آزاد اسلامی مشهد می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارت است از بیوانفورماتیک، سیستم‌های پیشنهاددهنده و داده‌کاوی.