

توصیه مکان‌های جذاب با استفاده از ابرگراف در شبکه‌های اجتماعی مکان مبنا

مهری داوطلب^{۱*}، علی اصغر آل شیخ^۲

^۱ دانشجوی دکتری سیستم‌های اطلاعات مکانی - دانشکده نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
mehri.davtalab@email.kntu.ac.ir

^۲ استاد دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
alesheikh@kntu.ac.ir

(تاریخ دریافت دی ۱۳۹۹، تاریخ تصویب اسفند ۱۳۹۹)

چکیده

توصیه مکان جذاب یکی از کاربردهای مهم شبکه‌های اجتماعی مکان مبنا برای کاربران و مدیران کسب و کارهای مختلف به شمار می‌رود. شبکه‌های اجتماعی مکان مبنا شامل ارتباطات پیچیده و گسترده‌ای از قبیل ارتباطات میان مکان‌های مختلف، کاربران مختلف، ارتباط میان کاربران و مکان‌ها و دیگر ارتباطاتی از این دست می‌باشد که بررسی و مدلسازی دقیق آنها می‌تواند منجر به توصیه سازی بهتری در این حوزه شود. از آنجایی که این روابط عموماً روابط ساده‌ی دو به دویی نیستند نمی‌توان آنها را با استفاده از گراف معمول به درستی مدلسازی کرد. این مقاله سعی دارد تا با استفاده از ساختار ابرگراف مدلی برای محاسبه شباهت مکان‌ها و کاربران ارائه دهد و با اعمال آن در روش پالایه مشارکتی باعث بهبود توصیه سازی آن شود. نتایج حاصل از این تحقیق بر روی داده‌های شبکه اجتماعی مکان مبنای Foursquare نشان می‌دهد که صحت روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های موفق پیشین حدود ۲,۷٪ بیشتر است. در واقع نتایج حاصله گواه آن است که به کارگیری روابط درجه بالا میان کاربران و مکان‌ها می‌تواند به بهبود عملکرد توصیه‌سازی کمک نماید. علاوه بر این، نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که اعمال روش محاسبه شباهت پیشنهاد شده در روش پالایه مشارکتی در مقایسه با روش‌های رایج محاسبه شباهت، صحت را در حدود ۳۳٪ افزایش می‌دهد.

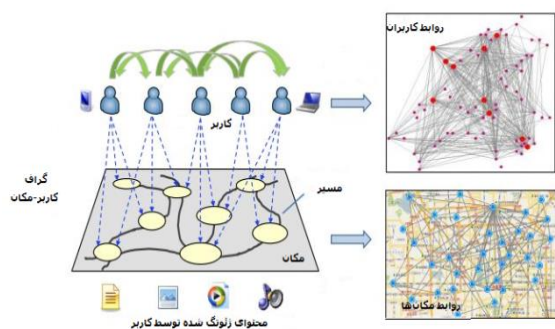
واژگان کلیدی: توصیه مکان جذاب، شبکه‌های اجتماعی مکان مبنا، روش پالایه مشارکتی، ابرگراف

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

در سال‌های اخیر، شبکه‌های اجتماعی مکان مبنا^۱ همگام با رشد سریع ارتباطات و دستگاه‌های همراه، شاهد افزایش مقبولیت و محبوبیت بوده است. کاربران شبکه‌های اجتماعی به تعداد زیادی از مکان‌ها^۲ و نقاط جذاب^۳ دسترسی داشته و می‌توانند نظرات و تجربیات خود را درباره هر مکان از طریق امتیازدهی و ارائه دیدگاه^۴ با سایر کاربران به اشتراک بگذارند [۱]. شبکه اجتماعی ساختار خلاصه‌ای از کاربرانی است که به واسطه‌ی یک یا چند رابطه مختلف از قبیل رابطه دوستی، علایق مشترک و یا دانش به اشتراک گذاشته شده با یکدیگر در ارتباط هستند. یک سرویس شبکه اجتماعی در واقع نمایشی رقمی^۵ مشارکتی از دنیای واقعی شبکه‌های اجتماعی است. هرچند این سرویس‌ها نشان‌دهنده‌ی شبکه‌های اجتماعی کاربران هستند اما از طریق به اشتراک گذاری نظرات، علایق، رویدادها و فعالیت‌ها می‌توانند رشد و بهبود این شبکه‌ها را نیز در پی داشته باشند. اضافه کردن مکان به شبکه‌های اجتماعی موجود می‌تواند موجب مستحکم‌تر شدن خدمات شبکه‌های اجتماعی و شبکه‌های اجتماعی دنیای واقعی شود. بر اساس تعریف ارائه شده توسط ژنگ، شبکه اجتماعی مکان مبنا به معنای اضافه کردن مکان به شبکه‌های اجتماعی موجود به منظور به اشتراک گذاری اطلاعات مکانی نشانده^۶ شده، توسط کاربران این شبکه‌ها نیست بلکه ساختار اجتماعی جدیدی است که در آن افراد به واسطه وابستگی متقابلی که برآمده از موقعیتشان در دنیای واقعی و یا محتوای رسانه‌ای با برچسب‌گذاری مکانی^۷ از قبیل عکس‌ها، فیلم و متن است با یکدیگر در ارتباط اند [۲، ۳] (شکل ۱). در اینجا، موقعیت افراد می‌تواند به صورت یک مکان در یک لحظه زمانی و یا دنباله‌ای از موقعیت‌ها در یک بازه زمانی باشد. در شبکه‌های اجتماعی مکان مبنا، مکان نه تنها امکان به اشتراک گذاری اطلاعات را از طریق برچسب‌های مکانی^۸ میسر می‌سازد بلکه یک ساختار اجتماعی جدید را فراهم می‌کند که در

آن روابط میان رسانه‌ها (عکس، فیلم و متن) و افراد با مکان‌ها برقرار می‌شود. بررسی روابط میان افراد نه تنها اطلاعات صریحی همچون بررسی تاریخچه مکان‌های طی شده توسط دو کاربر را در بر می‌گیرد بلکه شامل اطلاعات ضمنی از قبیل علایق و فعالیت‌های آنها نیز می‌باشد.



شکل ۱- شبکه اجتماعی مکان مبنا [۱]

سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر شبکه‌های اجتماعی مکان مبنا که با ادغام مکان و شبکه‌های اجتماعی در سیستم‌های توصیه‌گر مرسوم به نتایج دقیقی در توصیه‌سازی دست یافته‌اند، یکی از زمینه‌های تحقیقاتی در سال‌های اخیر به شمار می‌آیند. یکی از انواع توصیه‌ها در این سیستم‌ها توصیه مکان جذاب به کاربران در راستای ترجیحات شخصی آنها است که هدف اصلی این تحقیق می‌باشد. ترجیحات شخصی کاربران عموماً از تاریخچه مشاهدات کاربر و با مدنظر قرار دادن زمان بازدید، روابط اجتماعی، معنا^۹ و تعداد دفعات بازدید حاصل می‌شود [۴-۶]. در شبکه‌های اجتماعی مکان مبنا کاربر می‌تواند در هر مکان و هر زمان وارد سیستم شود و پس از بازدید مکان مورد نظر تجربیاتش را با سایر کاربران به اشتراک بگذارد. به طور کلی، رفتار کاربران در شبکه‌های اجتماعی مکان مبنا نشان می‌دهد که کاربران عموماً مکان‌های اندکی را در دفعات زیاد و مکان‌های زیادی را در دفعات کم بازدید می‌کنند [۷]. به دیگر بیان، کاربران در اکثر مواقع تمایل دارند که مکان‌های جدید را بازدید کنند. با توجه به این که اکثر مطالعات به توصیه مکان‌هایی پرداخته‌اند که در آنها، سابقه پروفایل کاربر دارای اطلاعات کافی است لذا در هنگام مواجه شدن با مکان جدید دچار ناکارآمدی و رایج سرویس‌های غیرمرتبط می‌شوند. از این رو، بهبود سیستم‌های توصیه‌گر در این حوزه حائز اهمیت می‌باشد.

^۱ Location-based social network (LBSN)

^۲ Venue

^۳ Point of interest

^۴ Comment

^۵ Digital

^۶ Location-embedded Information

^۷ Location-tagged media content

^۸ Geo-tags

^۹ Semantic

یکی از روش‌های محبوب توصیه مکان جذاب روش پالایه مشارکتی^۱ است که در آن از شباهت اقلام مشابه با اقلام مورد علاقه کاربر یا از نظرات کاربران مشابه با کاربر برای توصیه‌سازی استفاده می‌شود [۸، ۹]. به طور کلی روش پالایه مشارکتی به دو گروه به شرح ذیل تقسیم بندی می‌شود:

الف) روش پالایه مشارکتی اقلام مبنا: این روش با بررسی امتیازدهی کاربر روی اقلام مختلف شباهت میان اقلام را استنتاج کرده و بر اساس این شباهت‌ها اقلام مرتبط را پیشنهاد می‌دهد [۹]. ب) روش پالایه مشارکتی کاربر مبنا: این روش با بررسی امتیازدهی کاربران روی اقلام مختلف شباهت میان کاربران را استنتاج کرده و بر اساس این شباهت‌ها، اقلام مرتبط را پیشنهاد می‌دهد [۸]. هسته اصلی روش پالایه مشارکتی محاسبه شباهت است. با توجه به اینکه کاربران در سیستم‌های توصیه‌گر مرسوم علایق خود را با امتیازدهی مستقیم نشان می‌دهند شباهت کاربران و اقلام به راحتی قابل محاسبه است. بر خلاف اقلام رایج در سیستم‌های توصیه‌گر مرسوم، توصیه مکان دارای ویژگی‌های منحصر به فردی است که چالش‌هایی را بوجود می‌آورد. نخست آنکه، فرایند توصیه‌سازی مکان دارای پیچیدگی‌های به مراتب بیشتری نسبت به اقلام رایج است. دلیل اصلی این پیچیدگی را می‌توان در ضمنی بودن علاقه‌مندی کاربر یافت [۱۰]. بدین معنا که در سیستم‌های مرسوم ترجیحات کاربر از امتیازدهی مستقیم وی بر اقلام مختلف استخراج می‌شود در حالیکه در شبکه‌های مکان مبنا علاقه‌مندی کاربر از اطلاعات دیگری از جمله تاریخچه بازدیدهای وی استنتاج می‌گردد. دیگر آنکه، در توصیه‌سازی مکان می‌بایست اطلاعات مکانی و زمانی را در نظر گرفت چرا که حرکت کاربران در دنیای واقعی در فضای مکان و زمان محدود است [۱۱].

اگرچه توصیه مکان‌های جذاب بر اساس روابط ساده کاربر-مکان که عموماً از تاریخچه بازدیدهای^۲ کاربران استخراج می‌شود یکی از رایج‌ترین راه‌کارهای استخراج ترجیحات افراد به شمار می‌رود، اما به نظر می‌رسد که روابط حاکم میان کاربر و مکان دارای پیچیدگی‌های بیشتری است که مدلسازی آن می‌تواند به توصیه‌سازی

دقیق‌تری منجر شود. همانطور که پیشتر بدان اشاره شد در نظر گرفتن عوامل مکانی-زمانی یکی از عواملی است که منجر به این پیچیدگی‌ها می‌شود [۱۲، ۱۳]. به طور مثال، اگرچه رابطه دوستی یکی از ارتباطات اجتماعی میان کاربران است اما با استفاده از مفهوم مکان و زمان می‌توان به روابط دیگری از قبیل روابط اجتماعی ناشی از هم مکان بودن، روابط اجتماعی ناشی از هم زمان بودن علاقه‌مندی‌ها و روابطی از این دست اشاره کرد. پرداختن به روابط سطح بالاتر می‌تواند مدلسازی را به دنیای واقعی نزدیک کرده و به تبع آن منجر به توصیه‌سازی بهتری شود [۱۴].

این مقاله سعی دارد تا در راستای رفع مشکلات ذکر شده که عموماً ناشی از مدلسازی سطح پایین روابط ضمنی کاربران و مکان‌ها است، مدلی برای محاسبه شباهت بر اساس ابرگراف^۳ ارائه دهد. ابرگراف تعمیمی از گراف ساده است که در آن ابريال‌ها به عنوان مجموعه ای غیر تهی از گره‌ها برای مدلسازی روابط درجه بالای گره‌ها تعریف و تشکیل می‌شوند [۱۵]. اگرچه به دلیل ویژگی‌های منحصر به فرد شبکه‌های اجتماعی مکان مبنا (ویژگی مکانی، زمانی و روابط ضمنی میان موجودیت‌ها) تاکنون مدلی واحد برای ابرگراف این شبکه‌ها ارایه نشده است اما این مقاله سعی دارد تا با تاکید بیشتر بر روی معیار مکانی-زمانی کاربران و مکان‌ها به مدلسازی روابط پرداخته و مدلی برای محاسبه شباهت مکان‌ها و کاربران ارایه دهد تا با اعمال آن در روش پالایه مشارکتی موجب بهبود عملکرد این روش در توصیه مکان جذاب گردد.

نوآوری دیگر این تحقیق آنست که در آن ویژگی‌های شبکه‌های اجتماعی مکان مبنا در محاسبه شباهت مد نظر قرار داده شده است. چرا که در روش پالایه مشارکتی مرسوم شباهت دو آیت $sim(l_k, l_j)$ از طریق امتیاز مستقیم بدست می‌آید اما در شبکه‌های اجتماعی مکان مبنا امکان دسترسی به امتیاز مستقیم وجود ندارد. همچنین در شبکه‌های اجتماعی مکان مبنا روابط اجتماعی پیچیده‌ای فراتر از روابط دوستانه دارند که بایستی آنها را در محاسبه شباهت کاربران $sim(u_i, u_e)$ مدنظر قرار داد.

^۱ Collaborative Filtering

^۲ Check in

^۳ Hypergraph

با این مقدمه، بخش ۲ به مروری بر تحقیقات پیشین می‌پردازد. در این بخش تحقیقات مربوط به توصیه مکان جذاب، توصیه روش گراف مبنا و همچنین روش پالایه مشارکتی معرفی می‌شوند. بخش ۳ به بیان مفاهیم نظری ابرگراف می‌پردازد. در بخش ۴ مدل پیشنهادی به تفصیل تشریح می‌گردد. بخش‌های ۵ و ۶ به ارایه نتایج تحقیق، ارزیابی آن، نتیجه‌گیری و پیشنهادات آتی اختصاص می‌یابد.

۲- مروری بر تحقیقات پیشین

در این بخش به مروری بر تعدادی از تحقیقات مرتبط پیشین پرداخته می‌شود که به صورت کلی در سه گروه توصیه مکان جذاب، توصیه‌سازی گراف مبنا و پالایه مشارکتی ارائه می‌شود.

۲-۱- توصیه مکان جذاب

در سال‌های اخیر بخش قابل توجهی از تحقیقات به استخراج ویژگی مکانی-زمانی رفتار کاربران در توصیه سازی مکان جذاب پرداخته‌اند. به طور مثال، Cai و همکاران، با استفاده از روش فاکتورگیری ماتریس به طور همزمان معیارهای جغرافیایی، اجتماعی و زمانی را در توصیه سازی مکان به کار گرفتند [۱۱]. نتایج تحقیق آنها نشان داد که هرچند به کارگیری اطلاعات ضمنی مکانی و زمانی می‌تواند موجب بهبود عملکرد توصیه سازی شود اما تاثیر اطلاعات ضمنی مکانی از تاثیرات زمانی بیشتر است. Liu و همکارانش با در نظر گرفتن عوامل موثر بر تصمیم‌گیری کاربر در انتخاب مکان‌های مورد علاقه، چارچوبی برای یادگیری تاثیر مکان در توصیه مکان جذاب پیشنهاد دادند [۱۶]. Gao و همکاران، با ارائه مدل فاکتورگیری ضمنی معیارهای مختلفی از قبیل ترجیحات کاربر، محبوبیت مکان‌های مختلف، نوع مکان‌ها، تاثیر همسایگی جغرافیایی و همچنین روابط دوستانه کاربر را برای توصیه مکان جذاب در نظر گرفتند [۱۷]. داوطلب و آل شیخ، برای توصیه مکان جذاب از تلفیق معیارهای مکانی، زمانی و اجتماعی در روش فاکتورگیری ماتریس احتمالاتی استفاده کردند. در روش پیشنهادی آنها، ابتدا مدلی برای محاسبه شباهت بر اساس معیارهای مکانی، زمانی، ترجیحات کاربر و روابط اجتماعی ارائه شد. سپس روش فاکتورگیری ماتریس احتمالاتی با اعمال مولفه محاسبه شباهت پیشنهادی توسعه داده شد [۱۴].

۲-۲- توصیه سازی گراف مبنا

روش‌های گراف مبنا به دلیل توانایی در نمایش ساختار اطلاعاتی [۱۸، ۱۹] یکی از روش‌های رایج در توصیه مکان جذاب به شمار می‌روند [۲۰، ۲۱]. Hu و همکارانش مدلی گراف مبنا با در نظر گرفتن همزمان تاثیرات جغرافیایی، تواتر، زمانی و معنایی ارائه دادند که در آن روابط مکان-مکان، مکان-ناحیه، مکان-زمان و مکان-کلمه مورد بررسی قرار گرفته است [۲۱]. در این مدل اطلاعات ناهمگن اولیه از طریق برداری با مولفه‌های مکان، ناحیه، زمان و محتوای متنی/کلمه به فضایی با روابطی درجه پایین‌تر تبدیل می‌شود. با توجه به گستردگی و پیچیدگی‌های شبکه‌های اجتماعی مکان مبنا، تحقیقات اندکی در زمینه به کارگیری ابرگراف‌ها برای توصیه مکان جذاب انجام شده است. Yang و همکارانش مدلی ابر گراف مبنا به نام LBSN2Vec را پیشنهاد دادند که در آن به طور همزمان ابريال بازديد کاربران (از طريق تاريخچه حرکت) و ابر يال روابط اجتماعي (از طريق روابط دوستانه) در نظر گرفته شده است [۲۲]. Gui و همکارانش ابرگرافی برای داده‌های رویداد ناهمگن پیشنهاد دادند که در آن هر ابر يال مجموعه‌ای از موجودیت‌های دخیل در یک رویداد معین است [۲۳].

۲-۳- پالایه مشارکتی

روش پالایه مشارکتی ابتدا به تحلیل ترجیحات کاربر مورد نظر پرداخته و سپس کاربران مشابه با وی را پیدا می‌کند. بر اساس امتیازدهی کاربران مشابه روی اقلام، امتیاز کاربر مورد نظر برای آن اقلام پیش‌بینی می‌گردد [۲۴-۲۶]. به دیگر بیان، روش پالایه مشارکتی با تحلیل کردن شباهت میان اقلام امتیاز داده شده توسط کاربران و سایر اقلام، لیستی از اقلام مرتبط را به کاربر توصیه می‌کند. Geng و همکارانش، الگوریتمی برای توصیه مکان جذاب ارائه کردند که در آن نخست مکان‌های محتمل مورد علاقه کاربر از طریق پالایه مشارکتی کاربر مبنا استخراج شده و سپس با کمک روش بهینه سازی چندهدفه مکان‌های یافته شده بر اساس ترجیحات کاربر رتبه بندی شدند [۲۷].

علی‌رغم سادگی و سهولت در فهم روش پالایه مشارکتی که منجر به کاربرد گسترده آن در سیستم‌های

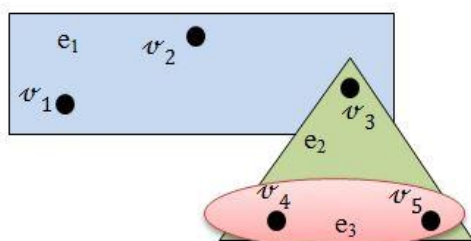
که در آن $w(e)$ بیانگر وزن ابريال e و $h(v, e)$ بیانگر مشمولیت گره v به ابريال e است. درجه هر ابريال برابر تعداد گره‌های موجود در آن يال است که به صورت زیر تعريف می‌شود:

$$\delta(e) = \sum_{v \in V} h(v, e) \quad (3)$$

در این رابطه $h(v, e)$ بیانگر مشمولیت گره v به ابريال e است.

به طور مثال، شکل ۲ نمونه ای از یک ابرگراف با مجموعه گره V و مجموعه ابريال E را نشان می‌دهد.

$$\begin{aligned} V &= \{v_1 \ v_2 \ v_3 \ v_4 \ v_5\} \\ E &= \{e_1 \ e_2 \ e_3\} \\ &= \{\{v_1 \ v_2 \ v_3\}, \{v_3 \ v_4 \ v_5\}, \{v_4 \ v_5\}\} \end{aligned}$$



شکل ۲- مثالی از یک ابرگراف

همانطور که در شکل ۲ ملاحظه می‌شود برای نمایش ارتباط گره‌های مرتبط، به جای يال از ابريال استفاده شده است. در این شکل ابر يال‌های e_1, e_2, e_3 با رنگ‌ها و اشکال مختلف از یکدیگر متمایز شده‌اند. ابرگراف این امکان را فراهم می‌سازد که روابط گره‌ها در فضاهای مختلف و با استفاده از ابريال‌ها بیان شود.

۴- مدل پیشنهادی

در این بخش جزئیات روش پیشنهادی به تفصیل بیان می‌شود. زیربخش اول به معرفی گره‌ها و ابريال‌ها می‌پردازد. در ادامه روش محاسبه شباهت مکان‌ها و کاربران بیان شده و در پایان روش محاسبه امتیاز نهایی کاربر برای مکان معین بیان می‌گردد.

۴-۱- گره‌ها و ابريال‌ها

تعیین گره‌ها و ابريال‌های موثر در یافتن اقلام و کاربران یکی از نوآوری‌های این تحقیق به شمار می‌آید.

توصیه گر شده است این روش با مشکل شروع سرد مواجه است. مکان‌های جدیدی که به سیستم اضافه می‌شوند امتیازات اندکی به آنها تعلق می‌گیرد و در نتیجه هیچ‌گاه در اولویت برای توصیه شدن قرار نمی‌گیرند. از طرفی دیگر، برای کاربران تازه وارد که از مکان‌های کمی بازدید کرده‌اند به سختی می‌توان کاربران مشابه را یافت.

روش پالایه مشارکتی را از منظری دیگر می‌توان به دو دسته روش‌های حافظه مبنا و مدل مبنا نیز در نظر گرفت. در روش‌های حافظه مبنا که عموماً به صورت همسایه مبنا هستند از امتیازدهی کاربر به اقلام مختلف که به صورت ماتریس کاربر-آیتم ذخیره شده برای پیش بینی اقلام جدید استفاده می‌شود [۲۸]. در روش‌های مدل مبنا عموماً از الگوریتم‌های یادگیری اکتشاف و هم‌تایابی جهت آموزش مدل‌های احتمال برای الگوهای مختلف استفاده می‌شود. روش‌های مدل مبنا می‌توانند با کاهش ابعاد ماتریس کاربر-اقلام، زمان پردازش برخط را کاهش دهند. همچنین، این روش‌ها می‌توانند المان‌های پنهان در علاقه-مندی‌های کاربران را کشف کرده و موجب بهبود توصیه سازی شوند [۲۹].

۳- مبانی ابرگراف

در این بخش، مقدماتی در خصوص ابرگراف، درجه يال و درجه ابر يال بیان می‌شود.

بر اساس تعاریف رایج ارایه شده برای ابرگراف [۳۰]، $\mathcal{G}(V, E, w)$ یک ابرگراف است به طوری که V مجموعه ای متناهی از گره‌ها، E مجموعه ای از ابر يال‌ها بر اساس V و w تابع وزن به صورت $w: E \rightarrow \mathbb{R}$ می‌باشد. هر ابر يال $e \in E$ شامل فهرستی از گره‌هایی است که متعلق به V می‌باشد.

اگر گره v مرتبط با ابريال e باشد $h(v, e) = 1$ در غیر اینصورت $h(v, e) = 0$ بدین ترتیب یک ماتریس مشمولیت $H \in \mathbb{R}^{|V| \times |E|}$ را می‌توان به صورت زیر تشکیل داد:

$$H = h(v_i, e_j) = \begin{cases} 1, & \text{if } v_i \in e_j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

درجه‌ی گره $v \in V$ که به صورت $d(v)$ بیان می‌شود برابر است با:

$$d(v) = \sum_{e \in E} w(e) h(v, e) \quad (2)$$

برای این منظور، چهار موجودیت کاربر U، آیتم I (در اینجا نقاط جذاب)، مکان S و زمان T به عنوان گره‌ها و ۹ رابطه‌ی پیچیده بین آنها به عنوان ابريال به صورت زیر در نظر گرفته شده است:

UIU: رابطه کاربر-کاربر بیانگر روابط اجتماعی میان کاربران است. در این گروه روابط دوستی میان کاربران در نظر گرفته می‌شود (R1).

II: رابطه آیتم-آیتم بیانگر روابط میان اقلام مختلف است. در این تحقیق مکان‌هایی که دارای کاربری یکسان هستند در یک گروه قرار می‌گیرند. به طور مثال تمامی رستوران‌ها و کافی‌شاپ‌ها و مواردی از این دست هم گروه هستند (R2).

UI: رابطه کاربر-آیتم که در این تحقیق ارتباط میان کاربر و مکان‌های مختلف است و از طریق سابقه بازدید کاربران از مکان‌های مختلف به دست می‌آید (R3).

ISI: رابطه آیتم-مکان-آیتم بیانگر مکان‌هایی است که از نظر جغرافیایی در نزدیکی یکدیگر واقع شده اند. به طور مثال تمامی مکان‌هایی که در یک خیابان قرار دارند از حیث نزدیکی به هم دارای روابط معناداری با هم هستند (R4).

USU: رابطه کاربر-مکان-کاربر بیانگر کاربرانی است که در نزدیکی هم قرار دارند. گاهی اهمیت کاربرانی که به لحاظ جغرافیایی در فاصله نزدیکی از کاربر قرار دارند از دوستان وی بیشتر می‌شود. اهمیت این مساله در مواقعی که کاربر وارد شهری جدید می‌شود و شناخت دقیقی از محیط ندارد نمود بیشتری دارد (R5).

UIIU: رابطه کاربر-آیتم-کاربر که در این تحقیق به عنوان ارتباط میان کاربران مختلف به واسطه حضور در مکان‌های مشترک تعلق می‌گیرد. به طور مثال کاربرانی که در یک سالن تئاتر قرار دارند از حیث علاقه‌مندی به تئاتر ارتباط معناداری با یکدیگر دارند. در این تحقیق برای کاهش حجم محاسبات، فرکانس بازدید کاربران نیز مدنظر قرار داده شده است چرا که بسیاری از کاربران ممکن است مکانی را به صورت اتفاقی بازدید نمایند و از این حیث نمی‌توان آنها را با کاربرانی که مکانی را در دفعات زیادتری بازدید می‌کنند یکسان دانست (R6).

IUI: رابطه آیتم-کاربر-آیتم که به ارتباط مکان‌های مختلف به واسطه حضور کاربران مشترک در نظر گرفته می‌شود. به دیگر بیان، دو مکان که کاربران مشترک زیادی دارند به عنوان دو مکان رابطه مند در نظر گرفته می‌شوند.

با توجه به اینکه حضور کاربران در مکان‌های مختلف ممکن است تصادفی بوده و همیشه به معنای علاقه‌مندی به مکان خاصی نیست برای این دسته از روابط نیز می‌توان فرکانس بازدید کاربران را مدنظر قرار داد. بدین ترتیب، کاربرانی که مکانی را فقط یک بار بازدید کرده‌اند در محاسبات این گروه جایی ندارند (R7).

USI: ارتباط کاربر-مکان-آیتم که به معنای نزدیکی جغرافیایی کاربر به مکان‌های اطراف خود می‌باشد. این گروه از ارتباطات از اهمیت بالایی برخوردار هستند چرا که کاربران اغلب تمایل دارند تا از مکان‌های نزدیکتر بازدید نمایند (R8).

ITI: ارتباط آیتم-زمان-آیتم بیانگر ارتباط میان مکان‌های مختلفی است که ساعت کاری یکسانی دارند. به طور مثال موزه‌ها و اماکن سیاحتی ساعت کاری مشخصی دارند لذا توصیه‌ی این مکان‌ها در خارج از ساعت کاری مشخص منجر به ارائه خدمات نامرتبط به کاربران می‌شود. لذا در این تحقیق با تقسیم روز به سه بخش صبح، ظهر و شب ارتباط زمانی مکان‌ها استخراج می‌شود (R9).

در تحقیق حاضر، روابط R9 و R7، R2، R4 برای بررسی شباهت مکان-مکان و روابط R8 و R6، R3، R5، R1 برای یافتن مشابهت کاربر-کاربر به کار می‌رود که در ادامه به تشریح آنها پرداخته می‌شود.

۴-۲- محاسبه شباهت مکان-مکان و کاربر-کاربر

در این تحقیق برای استخراج تشابه مکان‌های مختلف از اشتراک ابريال‌های مختلف استفاده می‌شود. بدین ترتیب که برای یافتن مکان‌های مشابه با مکان z تمامی ابريال‌های مرتبط با این گره مشخص شده و سپس گره‌ها به تناسب حضور خود در ابريال‌ها وزن دهی می‌شوند. برای این امر ابتدا تمامی ابريال‌های غیر مرتبط با z حذف می‌شود. سپس درجه هر گره $d(k)$ بر اساس ابريال‌های موجود تعریف می‌شود. بدین ترتیب میزان تشابه دو آیتم z و k به صورت زیر پیشنهاد داده می‌شود:

$$sim_{j,k} = \frac{d(k)}{\sum \delta(e_j)} \quad (4)$$

در این رابطه $sim_{j,k}$ بیانگر شباهت دو مکان k و z و $\sum \delta(e_j)$ بیانگر مجموع درجه تمامی ابريال‌های دربرگیرنده z است.

نشان می‌دهد. $Re_{i,j}$ امتیاز کاربر e روی آیت j است. این روش امتیاز مستقیم کاربر را در نظر نمی‌گیرد و از امتیاز کاربران مشابه بهره‌مند می‌شود.

لذا به منظور بهره‌مندی از خواص دو روش قبلی میانگین آنها به عنوان امتیاز کاربر در نظر گرفته می‌شود (رابطه ۸).

$$P_{i,j} = \frac{P_{i,j}' + P_{i,j}''}{2} \quad (۸)$$

با توجه به عدم دسترسی به امتیاز مستقیم کاربران می‌توان از فرکانس بازدید آنها استفاده کرد.

۵- نتایج و بحث‌ها

در این بخش نخست به معرفی داده‌های مورد استفاده و نحوه انجام روش پیشنهادی پرداخته سپس نتایج بدست آمده مورد بحث و بررسی قرار می‌گیرد.

۵-۱- داده‌های تحقیق

در تحقیق حاضر از داده‌های شبکه اجتماعی Foursquare^۱ استفاده شده است. Foursquare، یکی از محبوب‌ترین شبکه‌های اجتماعی مکان مبنا با بیش از ۵۵ میلیون کاربر فعال است که به طور متوسط روزانه ۹ میلیون بازدید در آن انجام می‌شود. در این تحقیق برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی از داده‌های مربوط به شهر نیویورک و در بازه زمانی ۱۰ ماهه از ۱۲ آوریل ۲۰۱۲ تا ۱۶ فوریه ۲۰۱۳ استفاده شده است. این مجموعه داده شامل ۲۲۷,۴۲۸ بازدید و اطلاعاتی از قبیل مکان‌های بازدید شده توسط کاربران، موقعیت مکان‌های مختلف، زمان بازدید، تعداد دفعات بازدید و روابط دوستانه است. تعداد کاربران و مکان‌ها پس از حذف کاربران با تعداد بازدیدهای کم و مکان‌ها با کاربری‌های نامعتبر به ترتیب ۸۲۴ کاربر و ۳۸,۳۳۶ مکان است.

۵-۲- سنجه ارزیابی

در این تحقیق برای ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی در توصیه مکان جذاب از سنجه ارزیابی $Accuracy@N$ که از سنجه‌های رایج در توصیه مکان جذاب به شمار می‌رود، استفاده می‌شود [۲۱]:

^۱ <https://foursquare.com>

روش محاسبه شباهت کاربر-کاربر نیز روندی مشابه را داشته با این تفاوت که گره محاسباتی کاربر i است. با این مقدمه میزان تشابه دو کاربر i و m به صورت زیر پیشنهاد داده می‌شود:

$$sim_{i,m} = \frac{d(m)}{\sum \delta(e_i)} \quad (۵)$$

در این رابطه $sim_{i,m}$ بیانگر شباهت دو کاربر i و m ، $d(m)$ بیانگر درجه گره m و $\sum \delta(e_i)$ مجموع درجه تمامی ابريال‌های دربرگیرنده i است.

۴-۳- محاسبه امتیاز کاربر بر اساس روش پالایه مشارکتی

در این بخش به نحوه محاسبه امتیاز کاربر بر روی مکان فاقد امتیاز l_j می‌پردازیم. برای این منظور می‌توان از فرمول رایج پیش‌بینی امتیاز کاربر از روش پالایه مشارکتی استفاده کرد. با توجه به اینکه هر کدام از روش‌های پالایه مشارکتی اقلام مبنا و کاربر مبنا مزایای خاص خود را دارد در این تحقیق از ترکیب هر دو روش استفاده می‌شود. اگر امتیاز کاربر u_i را بر روی مکان l_j با استفاده از روش اقلام مبنا و کاربر مبنا به ترتیب، $P_{i,j}'$ و $P_{i,j}''$ بنامیم می‌توان از میانگین این دو به روش واقعی تری در محاسبه ترجیحات کاربر دست یافت چرا که در روش اقلام مبنا مکان‌های مرتبط و در روش کاربر مبنا کاربران موثر انتخاب شده و این ترکیب معنای واقعی تری از مشارکت را نتیجه می‌دهد. بدین ترتیب، تحقیق حاضر پیشنهاد می‌دهد تا امتیاز نهایی کاربر $P_{i,j}$ (رابطه ۸)، از میانگین روابط ۶ و ۷ محاسبه گردد. جزئیات روابط در ادامه توضیح داده می‌شود.

$$P_{i,j}' = \frac{\sum_{k \in L \wedge k \neq j} sim(l_k, l_j) R_{i,k}}{\sum_{k \in L \wedge k \neq j} |sim(l_k, l_j)|} \quad (۶)$$

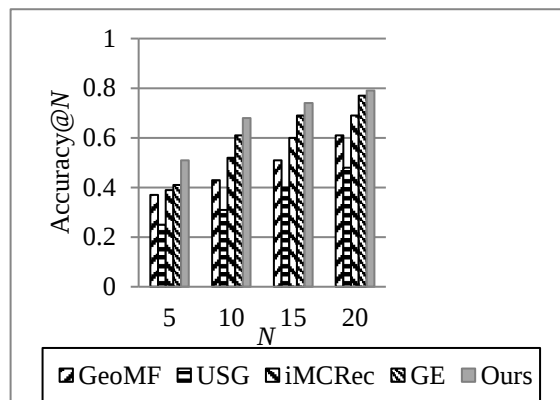
در این رابطه $P_{i,j}'$ امتیاز پیش‌بینی شده‌ی کاربر i برای آیت l_j است [۹]. همچنین $sim(l_k, l_j)$ شباهت دو آیت l_j و l_k را که از طریق بررسی امتیازدهی مستقیم کاربر i استخراج شده نشان می‌دهد. $R_{i,k}$ امتیاز کاربر i برای آیت k است. این روش امتیاز کاربران مشابه را در نظر نمی‌گیرد.

$$P_{i,j}'' = \frac{\sum_{u_e \in U \wedge i \neq e} sim(u_i, u_e) R_{e,j}}{\sum_{u_e \in U \wedge i \neq e} |sim(u_i, u_e)|} \quad (۷)$$

در این رابطه $P_{i,j}''$ امتیاز پیش‌بینی شده‌ی کاربر i برای آیت j است [۸]. همچنین $sim(u_i, u_e)$ شباهت دو کاربر i و e را که از طریق روابط دوستانه بدست آمده

۵-۴- توصیه مکان جذاب

در این بخش عملکرد روش پیشنهادی در توصیه مکان جذاب در مقایسه با سایر روش‌ها مورد بحث قرار می‌گیرد. شکل ۳ عملکرد روش پیشنهادی را برای سنجه $Accuracy@N$ و برای N مکان برتر نشان می‌دهد.



شکل ۳- مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با سایر روش‌ها

در این شکل $Accuracy@N$ بیانگر صحت و N معرف تعداد مکان‌های برتر است. مطابق شکل ۳، صحت تمامی روش‌ها با افزایش تعداد اقلام توصیه شده افزایش می‌یابد. صحت GeoMF از USG بالاتر است چرا که بازدهی کاربر را به عنوان امتیاز ضمنی کاربر در نظر می‌گیرد و این امر نقش مهمی در سیستم‌های توصیه‌گر مکانی دارد. صحت iMCRc از GeoMF بیشتر است زیرا ترجیحات کاربر را با توجه به معیارهای جغرافیایی، کاربری مکان و مشخصات آن استخراج می‌کند. روش GE صحت بهتری از روش‌های پیشین دارد چرا که روابط پیچیده کاربران و مکان‌ها را در فضاهای مختلف بر اساس ساختار گراف استخراج می‌کند که اهمیت پرداختن به روابط درجه بالای موجودیت‌های مختلف را نشان می‌دهد. روش پیشنهادی این مطالعه با در نظر گرفتن روابط معنادار بیشتری که با استفاده از ساختار ابرگراف و از درون ابر یال‌های مکانی، زمانی و اجتماعی استخراج شده‌اند از صحت بهتری نسبت به سایر روش‌ها برخوردار است. صحت روش پیشنهادی در مقایسه با بهترین روش پیشین یعنی GE حدود ۲,۷٪ بیشتر است. تحقیق حاضر نشان می‌دهد اگرچه کاربران و مکان‌ها به عنوان گره‌های اصلی در گراف شبکه‌های اجتماعی به شمار می‌روند اما یافتن روابط موثر می‌تواند به نتایج بهتری در توصیه مکان جذاب بینجامد.

$$Accuracy@N = \frac{\#hit@N}{|D_{test}|} \quad (9)$$

در این رابطه $|D_{test}|$ تعداد داده‌های تست و $\#hit@N$ مجموع تعداد hit ها در داده تست را بیان می‌کند. برای این منظور ۲۰ درصد داده‌ها به صورت تصادفی به عنوان داده تست در نظر گرفته می‌شود. سپس در مجموعه تست، برای کاربر u در POI بازدید شده l_v توسط وی، تعدادی POI بازدید نشده را به صورت تصادفی انتخاب می‌کنیم. در ادامه، برای تمامی POI های تصادفی و l_v امتیاز کاربر را بر اساس معادله ۸ محاسبه می‌کنیم. پس از محاسبه و رتبه بندی آنها بر اساس امتیاز محاسبه شده، اگر l_v جز لیست N تایی برتر باشد $hit=1$ و در غیراینصورت $hit=0$ در نظر می‌گیریم. این روند برای تمامی کاربران مجموعه تست تکرار شده و $Accuracy@N$ نهایی بدست می‌آید.

۵-۳- مقایسه عملکرد مدل پیشنهادی

به منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، تعدادی از روش‌های پیشین در توصیه مکان جذاب در نظر گرفته می‌شود که جدول ۱ به طور مختصر به توضیح آنها می‌پردازد.

جدول ۱- روش‌های پیشین برای مقایسه عملکرد

(۱)	Geo-MF : روشی بر مبنای فاکتورگیری ماتریس است که از بردار ویژگی ضمنی کاربر، مکان، ناحیه فعالیت‌های کاربران و نواحی موثر نقاط جذاب برای توصیه مکان استفاده می‌کند [۳۱].
(۲)	USG : یک روش پالایه مشارکتی است که از معیارهایی از قبیل ترجیحات کاربر، تأثیرات اجتماعی و مکانی در توصیه‌سازی مکان جذاب استفاده می‌کند [۱۲].
(۳)	iMCRc : یک روش تصمیم‌گیری چند معیاره است که در آن ترجیحات کاربر از طریق معیارهای مکانی، کاربری و ویژگی‌های مکان‌های بازدید شده توسط وی استخراج می‌شود [۳۲].
(۴)	GE : روشی گراف مبناست که در آن روابط پیچیده میان اقلام و مکان‌ها از طریق گراف‌های دوبخشی به روابط کم مرتبه تر در فضای جغرافیایی، زمانی تبدیل می‌شود [۲۱].

۵-۵- مقایسه محاسبه‌ی شباهت

با توجه به اینکه محاسبه شباهت یکی از مهم ترین بخش‌های روش پالایه مشارکتی به شمار می‌رود لازم است تا میزان اثربخشی روش پیشنهادی در محاسبه شباهت مکان‌ها و کاربران نیز مورد ارزیابی قرار گیرد.

به منظور ارزیابی تاثیر روش محاسبه شباهت، تمام بخش‌های مدل پیشنهادی از جمله یافتن کاربران و مکان‌های موثر را ثابت در نظر گرفته و فقط در بخش محاسبه شباهت سه حالت مختلف را در نظر می‌گیریم. حالت اول بر اساس روش ارائه شده در این تحقیق و دو روش دیگر را بر اساس روش‌های رایج محاسبه شباهت در سیستم‌های پالایه مشارکتی یعنی COS و $ACOS$ در نظر گرفته می‌شود [۳۳].

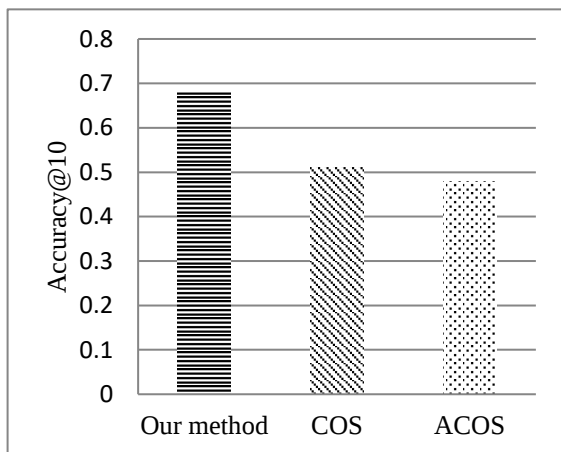
$$COS = sim(u_x, u_y) = \frac{\sum_{h=1}^{n'} r_{u_x, i_h} r_{u_y, i_h}}{\sqrt{\sum_{h=1}^{n'} r_{u_x, i_h}^2} \sqrt{\sum_{h=1}^{n'} r_{u_y, i_h}^2}} \quad (10)$$

$$ACOS = sim(i_x, i_y) = \frac{\sum_{j=1}^{m'} (r_{u_j, i_x} - \bar{r}_{u_j})(r_{u_j, i_y} - \bar{r}_{u_j})}{\sqrt{\sum_{j=1}^{m'} (r_{u_j, i_x} - \bar{r}_{u_j})^2} \sqrt{\sum_{j=1}^{m'} (r_{u_j, i_y} - \bar{r}_{u_j})^2}} \quad (11)$$

در معادله‌های ۱۰ و ۱۱، $r_{u,i}$ بیانگر امتیاز کاربر u برای آیتم i است. در معادله ۱۰، n' بیانگر تعداد اقلام مشترک بین دو کاربر می‌باشد. همچنین در معادله ۱۱، $\bar{r}_{u_j}$ میانگین امتیاز کاربر u بر روی تمام آیتم‌های امتیاز داده توسط وی و m' بیانگر تعداد کاربرانی است که به هر دو آیتم امتیاز داده باشند.

شکل ۴ نتایج حاصل از سه روش را برای $Accuracy@10$ نشان می‌دهد. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که محاسبه شباهت از طریق روش پیشنهادی عملکرد سیستم را در حدوداً ۳۳٪ بهبود می‌بخشد. دلیل اصلی برتری روش محاسبه شباهت پیشنهادی بر سایر روش‌ها سازگاری بهتر با شرایط شبکه‌های اجتماعی مکان مبنا است. بدان معنا که در محاسبه شباهت، از عوامل متعدد تاثیر گذار در یادگیری شباهت‌ها استفاده شده در حالی که دو روش دیگر صرفاً متکی به امتیاز کاربر یا کاربران هستند. وابستگی مستقیم به امتیاز کاربر آن هم در شرایطی که امتیاز کاربران در این شبکه‌ها به صورت ضمنی است، از کارآمد بودن روش‌های مرسوم می‌کاهد.

یکی دیگر از دلایل برتری روش محاسبه شباهت بر روش‌های دیگر اینست که درجه گرہ‌ها در محاسبه شباهت لحاظ شده است و بدین ترتیب مکان‌ها و کاربرانی که روابط بیشتری با کاربر و مکان هدف دارند از وزن بیشتری در محاسبات برخوردار شده‌اند.



شکل ۴- مقایسه روش‌های مختلف محاسبه شباهت

۶- نتیجه گیری و پیشنهادات

توصیه مکان جذاب یکی از کاربردهای مهم شبکه‌های اجتماعی مکان مبناست و ارائه‌ی خدمات مرتبط با ترجیحات کاربران همواره مدنظر تحقیقات این حوزه بوده است. در این تحقیق محاسبه شباهت مکان-مکان و کاربر-کاربر با استفاده از ساختار ابرگراف مدلسازی شده و روابط پیچیده و ضمنی مکان‌ها و کاربران با استفاده از ابريال‌ها استخراج گردید. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی برای محاسبه شباهت در مقایسه با روش‌های رایج از عملکرد بهتری برخوردار است. همچنین نتایج تحقیق نشان می‌دهد با اعمال مولفه محاسبه شباهت در روش پالایه مشارکتی می‌توان صحت توصیه سازی را افزایش داد. ادغام دو روش پالایه مشارکتی اقلام مبنا و کاربر مبنا به منظور بهره مندی از تاثیرات اقلام مرتبط و کاربران موثر از دیگر مشارکت‌های این تحقیق است که موجب بهبود عملکرد روش پیشنهادی شد.

با توجه به اینکه شبکه‌های اجتماعی مکان مبنا شامل موجودیت‌ها و روابط دیگری است به عنوان پیشنهادی برای تحقیقات آتی، می‌توان از موجودیت‌های دیگری مانند رسانه‌ها (فیلم، متن و عکس) و از بافت‌ها و رویدادها برای ساختن ابريال‌های متنوع‌تر و بیشتر برای استخراج مکان‌ها و کاربران موثر استفاده کرد. پیشنهاد می‌شود در تحقیقات

آتی ابريال‌های مكاني با استفاده از اطلاعات بافتي و مي‌شود با وزن دادن به ابريال‌های مختلف، روش ارايه شده برچسب‌های مكاني توسعه داده شوند. همچنين پيشنهاده در اين تحقيق بهبود داده شود.

مراجع

- [1] J. Bao, Y. Zheng, D. Wilkie, and M. F. Mokbel, 2013, "A survey on recommendations in location-based social networks," *ACM Transaction on Intelligent Systems and Technology*, pp. 1-30.
- [2] Y. Zheng, L. Zhang, Z. Ma, X. Xie, and W.-Y. Ma, 2011, "Recommending friends and locations based on individual location history," *ACM Transactions on the Web (TWEB)*, vol. 5, p. 5.
- [3] Y. Zheng, 2012, "Tutorial on location-based social networks," in *Proceedings of the 21st international conference on World wide web ,WWW*.
- [4] H. Gao, J. Tang, and H. Liu, 2015, "Addressing the cold-start problem in location recommendation using geo-social correlations," *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 29, pp. 299-323.
- [5] H. Gao, J. Tang, X. Hu, and H. Liu, 2013, "Exploring temporal effects for location recommendation on location-based social networks," in *Proceedings of the 7th ACM conference on Recommender systems*, pp. 93-100.
- [6] Y. Lyu, C.-Y. Chow, R. Wang, and V. Lee, 2014, "Using multi-criteria decision making for personalized point-of-interest recommendations," in *Proceedings of the 22nd ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems*, pp. 461-464.
- [7] H. Gao, J. Tang, and H. Liu, 2012, "Exploring social-historical ties on location-based social networks," in *lcwsm*.
- [8] P. Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, and J. Riedl, 1994, "GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews," in *Proceedings of the 1994 ACM conference on Computer supported cooperative work*, pp. 175-186.
- [9] B. M. Sarwar, G. Karypis, J. A. Konstan, and J. Riedl, 2001, "Item-based collaborative filtering recommendation algorithms," *Www*, vol. 1, pp. 285-295.
- [10] Y. Liu, W. Wei, A. Sun, and C. Miao, 2014, "Exploiting geographical neighborhood characteristics for location recommendation," in *Proceedings of the 23rd ACM International Conference on Conference on Information and Knowledge Management*, pp. 739-748.
- [11] L. Cai, J. Xu, J. Liu, and T. Pei, 2018, "Integrating spatial and temporal contexts into a factorization model for POI recommendation," *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 32, pp. 524-546.
- [12] M. Ye, P. Yin, W.-C. Lee, and D.-L. Lee, 2011, "Exploiting geographical influence for collaborative point-of-interest recommendation," in *Proceedings of the 34th international ACM SIGIR conference on Research and development in Information Retrieval*, pp. 325-334.
- [13] X. Xiong, S. Qiao, N. Han, F. Xiong, Z. Bu, R.-H. Li, et al., 2020, "Where to go: An effective point-of-interest recommendation framework for heterogeneous social networks," *Neurocomputing*, vol. 373, pp. 56-69.
- [14] M. Davtalab and A. A. Alesheikh, 2020, "A POI recommendation approach integrating social spatio-temporal information into probabilistic matrix factorization," *Knowledge and Information Systems*, pp. 1-21.
- [15] J. Bu, S. Tan, C. Chen, C. Wang, H. Wu, L. Zhang, et al., 2010, "Music recommendation by unified hypergraph: combining social media information and music content," in *Proceedings of the 18th ACM international conference on Multimedia*, pp. 391-400.
- [16] B. Liu, Q. Meng, H. Zhang, K. Xu, and J. Cao, 2020, "VGMF: Visual contents and geographical influence enhanced point-of-interest recommendation in location-based social network," *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, p. e3889.
- [17] K. Gao, X. Yang, C. Wu, T. Qiao, X. Chen, M. Yang, et al., 2020, "Exploiting Location-Based Context for POI Recommendation When Traveling to a New Region," *IEEE Access*, vol. ,^, pp. 52404-52412.
- [18] C. Wang, C. Wang, Z. Wang, X. Ye, J. X. Yu, and B. Wang, 2018, "Deepdirect: Learning directions of social ties with edge-based network embedding," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 31, pp. 2277-2291.
- [19] M. Xie, H. Yin, H. Wang, F. Xu, W. Chen, and S. Wang, 2016, "Learning graph-based poi embedding for location-based recommendation," in *Proceedings of the 25th ACM International on Conference on Information and Knowledge Management*, pp. 15-24.

- [20] H. Yin ,L. Zou, Q. V. H. Nguyen, Z. Huang, and X. Zhou, 2018,"Joint event-partner recommendation in event-based social networks," in 2018 IEEE 34th International Conference on Data Engineering (ICDE), pp. 929-940.
- [21] X. Hu, J. Xu, W. Wang, Z. Li, and A. Liu ,2020, " A graph embedding based model for fine-grained POI recommendation," Neurocomputing ,
- [22] D. Yang, B. Qu, J. Yang, and P. Cudre-Mauroux, 2019,"Revisiting user mobility and social relationships in lbsns: a hypergraph embedding approach," in The World Wide Web Conference, pp. 2147-2157.
- [23] H. Gui, J. Liu, F. Tao, M. Jiang, B. Norick, and J. Han, 2016,"Large-scale embedding learning in heterogeneous event data," in 2016 IEEE 16th International Conference on Data Mining (ICDM), pp. 907-912.
- [24] T .Q. Lee, Y. Park, and Y.-T. Park, 2008, "A time-based approach to effective recommender systems using implicit feedback," Expert systems with applications, vol. 34, pp. 3055-3062.
- [25] G. Linden, B. Smith, and J. York, 2003, "Amazon. com recommendations: Item-to-item collaborative filtering," IEEE Internet computing, vol. 7, pp. 76-80.
- [26] B. Sarwar, G. Karypis, J. Konstan, and J. Riedl, 2001,"Item-based collaborative filtering recommendation algorithms," in Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web, pp. 285-295.
- [27] B. Geng, L. Jiao, M. Gong, L. Li, and Y. Wu, 2019, "A two-step personalized location recommendation based on multi-objective immune algorithm," Information Sciences, vol. 475, pp. 161-181.
- [28] D. H. Park, H. K .Kim, I. Y. Choi, and J. K. Kim, 2012, "A literature review and classification of recommender systems research," Expert Systems with Applications, vol. 39, pp. 10059-10072.
- [29] C. Desrosiers and G. Karypis, 2011, "A comprehensive survey of neighborhood-based recommendation methods," in Recommender systems handbook, ed: Springer, pp. 107-144.
- [30] D. Zhou, J. Huang, and B. Schölkopf, 2006, "Learning with hypergraphs: Clustering, classification, and embedding," Advances in neural information processing systems, vol. 19, pp. 1601-1608.
- [31] D. Lian, C. Zhao, X. Xie, G. Sun, E. Chen, and Y. Rui, 2014,"GeoMF: joint geographical modeling and matrix factorization for point-of-interest recommendation," in Proceedings of the 20th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, pp. 831-840.
- [32] Y. Lyu, C.-Y. Chow, R. Wang, and V. C. Lee, 2019, "iMCRec: A multi-criteria framework for personalized point-of-interest recommendations," Information Sciences, vol. 483, pp. 294-312.
- [33] H. J. Ahn, 2008, "A new similarity measure for collaborative filtering to alleviate the new user cold-starting problem," Information sciences, vol. 178, pp. 37-51.