Archive of SID

نشریه علمی - پژوهشی علوم و فنون نقشه برداری، دوره پنجم، شماره ۱، مرداد ماه ۱۳۹۴

ارائه سیستم توصیه‌گر زمانمند، ترجیح آگاه و مکان آگاه در شبکه اجتماعی مکان‌مبنا

رویا شورونی*[۱]، محمدرضا ملک[۲]

[۱]دانشجوی کارشناسی ارشد سیستم‌های اطلاعات مکانی- دانشکده مهندسی نقشه‌برداری- دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
royashurouni@gmail.com

[۲]دانشیار گروه سیستم‌های اطلاعات مکانی - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی (قطب علمی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی)
mrmalek@kntu.ac.ir

(تاریخ دریافت دی ۱۳۹۳، تاریخ تصویب خرداد ۱۳۹۴)

چکیده

رشد سریع شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا به‌واسطه‌ی جذب میلیون‌ها کاربر، نشان از محبوبیت زیاد آن‌ها در مدت‌زمانی کوتاه دارد. با تجزیه‌وتحلیل داده‌های این شبکه‌ها درزمینه‌ی مکانی، زمانی و اجتماعی، می‌توان سرویس‌های متنوع مکان‌مبنا ارائه کرد. سیستم‌های توصیه‌گر ازجمله سرویس‌های مکان‌مبنای محبوب این شبکه‌ها محسوب می‌شود. سیستم‌های توصیه‌گر، با بهره‌گیری از تکنیک‌های آماری و تکنیک‌های کشف دانش، به توصیه مکان‌های جدید و کاهش مشکلات ناشی از حجم زیاد داده‌ها می‌پردازند. هدف پژوهش حاضر، ارائه روش ترکیبی برای توصیه مکان‌های جدید به کاربران بر اساس پیشینه مکانی آن‌ها است. روش ارائه‌شده، مجموعه‌ای از مکان‌های نزدیک به موقعیت کاربر را با در نظر گرفتن شرایط زمانی، فاصله جغرافیایی بین کاربران و همچنین ترجیحات مکانی کاربر که به‌طور خودکار از پیشینه مکانی او به دست می‌آید، پیشنهاد می‌دهد. در این روش، از پالایش محتوای اطلاعاتی، در راستای برآورد میزان علاقه کاربر به مکان‌های بازدید شده استفاده می‌شود. از پالایش مشارکتی نیز برای محاسبه مشابهت بین کاربران و پیش‌بینی میزان علاقه کاربر به مکان جدید، بر اساس تجمیع امتیازات داده‌شده توسط کاربران مشابه، استفاده می‌شود. درنهایت ترکیب این دو روش، امکان ارائه مکان‌های دیدنی را در نزدیکی کاربر سواره در بازه زمانی فعلی فراهم می‌سازد. در این مقاله از داده‌های نقطه-مکان شبکه Gowalla مربوط به شهر پکن چین در بازه زمانی بین اکتبر ۲۰۱۱ تا نوامبر ۲۰۱۱ استفاده‌شده است. به‌منظور بررسی عملکرد روش مورداستفاده، نتایج حاصله ازاین‌روش با نتایج دو روش پایه در سیستم توصیه‌گر مقایسه شد. درنهایت توصیه مکان توسط این روش، نسبت به پالایش مشارکتی و GM-FCF، به ترتیب حدود ۱۵ و۱۲ درصد افزایش دقت را نشان می‌دهد.

واژگان کلیدی: شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا، پیشینه مکانی، سیستم توصیه‌گر

* نویسنده رابط

www.SID.ir

Archive of SID

۱- مقدمه

در سال‌های اخیر شبکه‌های اجتماعی[۱] با هدف ایجاد ارتباطات بین افراد [۱]، جوابگویی به حس گرایش انسان‌ها نسبت به هم و ایجاد زمینه اطلاعاتی [۲] به وجود آمد. با رشد سریع این شبکه‌ها، افراد تمایل زیادی به تبادل داده و به اشتراک‌گذاری متن‌ها و تصاویر با دیگر کاربران پیدا کردند. در این شبکه‌ها هر کاربر نه‌تنها مصرف‌کننده‌ی اطلاعات، بلکه تولیدکننده داده نیز است. در این شبکه‌ها سعی می‌شود به‌نوعی ارتباطات در دنیای واقعی شبیه‌سازی شود [۲]. با گستردگی ارتباطات در این شبکه‌ها، تحلیلگران نیاز دارند تا مطالعات خود را فراتر از بررسی و شناخت کاربران به‌صورت انفرادی پیش ببرند. آن‌ها با بررسی روابط اجتماعی بین افراد، به کشف الگوهای برجسته مانند ردیابی جریان اطلاعاتی و کاوش تأثیر این شبکه‌ها بر روی روابط بین افراد می‌پردازند [۳].

تجزیه‌وتحلیل فضا و مکان در دو دهه گذشته، به‌عنوان یکی از اجزای کلیدی پژوهش‌های علوم اجتماعی شده است و این را می‌توان به تحول فضای اجتماعی در سراسر جهان، به همراه تغییرات در نظریه‌پردازی علوم اجتماعی نسبت داد. یکی از این تغییرات، تحت عنوان مفهوم "فشرده‌سازی فضا و مکان" انجام گرفت و نتایج آن باعث تغییرات وسیعی در فن‌آوری اطلاعات و ارتباطات شد [۳]. درگذشته توجه به بعد مکانی در زمینه علوم اجتماعی، نامشهود بوده؛ اما در سال‌های اخیر احیای آن در حال وقوع است. به‌عنوان‌مثال، بسیاری از دانشمندان علوم اجتماعی، از فن‌آوری‌های تجزیه و تحلیل مکانی جدید مانند سیستم‌های اطلاعات مکانی و سنجش‌ازدور در کارهای تجربی خود بهره می‌برند و در چارچوب نظری توجه زیادی به تعاملات مکانی می‌کنند.

با اضافه شدن بعد مکان به شبکه‌های اجتماعی، شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا به منصه ظهور رسید. داده‌های مکانی مکان در شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا، ارتباطات و اطلاعات موجود در فضای مجازی را با ایجاد یک پل ارتباطی با دنیای فیزیکی به واقعیت نزدیک‌تر می‌کند. با توسعه سرویس‌های مبتنی بر شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا ازجمله Foursquare, Loopt و GeoLife، کاربران به‌راحتی می‌توانند تجربه‌های زندگی‌شان از جهان فیزیکی را از طریق تجهیزات همراه به اشتراک بگذارند [۴].

نتیجه عملکرد سرویس‌های مبتنی بر شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا، دست‌یابی به مجموعه بزرگی از داده است که پیشینه مکانی[۲] ساختار روابط اجتماعی، رفتار حرکتی و ویژگی‌های کاربران از آن قابل استخراج است. این منابع غنی اطلاعاتی، توانایی بالایی در شناخت کاربران دارد. زیرا که پیشینه مکانی یک فرد در دنیای واقعی، تا حدی نشان‌دهنده علایق و رفتار او است. بر این اساس، افرادی که پیشینه مکانی مشابهی دارند، به احتمال زیاد سلایق و رفتار مشترکی دارند. برآورد میزان مشابهت بین کاربران، منجر به ارائه سرویس‌ها و سیستم‌هایی جدید و ابتکاری می‌شود که یکی از مهم‌ترین آن‌ها سیستم‌های توصیه‌گر است.

سیستم توصیه‌گر یا سامانه پیشنهادگر با تحلیل رفتار کاربر، اقدام به پیشنهاد مناسب‌ترین اقلام مانند داده، مکان یا کالا می‌نماید. این سیستم رویکردی است که برای مواجهه با مشکلات ناشی از حجم فراوان و رو به رشد اطلاعات ارائه‌شده است و به کاربر کمک می‌کند تا در میان حجم عظیم اطلاعات سریع‌تر به هدف خود نزدیک شود. ازاین‌رو برخی سیستم توصیه‌گر را پالایش گروهی[۳] می‌دانند [۴]. برای ارائه توصیه‌های شخصی به کاربران با توجه به پیشینه مکانی آن‌ها، روش‌های گوناگونی بر اساس اختلاف در الگوریتم پیشنهادات وجود دارد که می‌توان آن‌ها را به چهار دسته کلی پالایش مشارکتی، پالایش محتوا محور،[۴] دانش‌محور[۵] و بافت آگاه[۶]تقسیم کرد.

علاوه بر این با ترکیب این روش‌ها می‌توان تکنیک‌های مختلف دیگری ارائه داد [۵]. در این تحقیق از دو روش پالایش محتوا محور و پالایش مشارکتی به‌عنوان عمومی‌ترین تکنیک‌های توصیه، برای توصیه مکان استفاده شده است.

هدف تحقیق حاضر، ارائه یک سیستم توصیه‌گر مکان، بر مبنای داده‌های نقطه-مکان به اشتراک گذاشته‌شده توسط کاربران در شبکه اجتماعی مکان‌مبنا است. در

۱ Social Network

۲ Location History
۳ Collaborativ Filtering
٤ Content-Based Filtering
٥ Knowledge-Base Filtering
٦ Context-Aware Recommender Systems

www.SID.ir

Archive of SID

راستای رسیدن به این هدف، دو گام اساسی انجام می-پذیرد. گام نخست محاسبه امتیازات داده‌شده به مکان‌ها با به‌کارگیری تکنیک پالایش محتوا محور است. مرحله بعد اجرای پالایش مشارکتی بر مبنای امتیازات محاسبه‌شده، برای محاسبه مشابهت بین کاربر هدف به دیگر کاربران و پیشنهاد مکان به کاربر هدف است.

ادامه مقاله در چهار بخش به شرح زیر تدوین‌شده است: در بخش دوم یک مرور کلی بر شبکه‌های اجتماعی و شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا انجام می‌شود؛ سپس سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر شبکه‌های اجتماعی مکان-مبنا بررسی قرار می‌شود. در بخش سوم مفاهیم موردنیاز برای ارائه روش پیشنهادی بیان می‌شد. بخش چهارم به معرفی داده‌های مورداستفاده و منطقه موردمطالعه و همچنین روش اجرای الگوریتم پیشنهادی می‌پردازد. درنهایت نتیجه‌گیری و ارزیابی در بخش پنجم ارائه‌شده است.

۲- پیشینه تحقیق

شبکه اجتماعی یک ساختار اجتماعی از افراد در ارتباط باهم، توسط یک یا چند نوع وابستگی متقابل ازجمله دوستی و علایق و سلایق مشابه است. شبکه اجتماعی، سازنده و منعکس‌کننده روابط اجتماعی میان مردم در زندگی واقعی و هم‌چنین ارائه‌دهنده راه‌کارهایی به کاربران برای به اشتراک‌گذاری ایده‌ها، فعالیت‌ها، رویدادها، و علایق آن‌ها از طریق اینترنت است [۱].

از طرف دیگر پیشرفت در ارتباطات بی‌سیم و فن‌آوری‌های اخذ مکان قابلیت مناسبی را برای ارائه‌ی سرویس‌های مختلف ازجمله سرویس‌های مکان آگاه برای کاربران به وجود آورده است که افراد را قادر به اضافه کردن بعد مکان به شبکه‌های اجتماعی کرده و نتیجه‌ی آن ارائه‌ی سرویس‌های متنوع مکانی- اجتماعی می‌باشد. ترکیب اطلاعات عمومی کاربران با اطلاعات مکانی و تحلیل آن‌ها این امکان را فراهم می‌کند تا بتوانیم به کشف بهتر فعالیت‌های روزانه، روابط اجتماعی و الگوهای رفتاری کاربران بپردازیم. به‌عنوان‌مثال، کاربر می‌تواند با یک تلفن همراه نظرات خود را نسبت به یک رستوران در یک شبکه اجتماعی آنلاین به اشتراک بگذارد تا مردم بتوانند در زمان بازدید از رستوران به آن‌ها رجوع کنند.

ازنظر تحقیقاتی بر روی شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا و سرویس‌های مبتنی بر آن مطالعات زیادی انجام‌شده است و به‌طور فزاینده‌ای موردتوجه محققان دانشگاهی و صنعتی برای رسیدن به اهدافشان قرارگرفته است. در سال‌های اخیر ارائه‌ی سیستم‌های توصیه‌گر مکانی بر مبنای داده‌های این شبکه‌ها توجه بسیاری از محققین را به سمت خود جلب کرده و تحقیقات متفاوتی انجام‌شده است. اساس این تحقیقات استفاده از داده‌های گروهی کاربران برای ارائه‌ی پیشنهادهای مکانی است. Bao و همکاران [۶]، طی یک بررسی جامع، به مطالعه چالش‌ها و فرصت‌های جدیدی که موقعیت مکانی برای توصیه در شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا به ارمغان می‌آورد، پرداختند. آن‌ها سیستم‌های توصیه‌گر را بر اساس داده‌ها، الگوریتم‌های توصیه و هدف توصیه در سه دسته کلی قراردادند. منظور از داده‌ها پروفایل کاربر، مکان‌های بازدید شده توسط کاربران و خط سیر[۱] کاربران است. هدف توصیه می‌تواند شامل مکان‌ها، کاربران، فعالیت‌ها و رسانه‌های اجتماعی باشد و روش‌های به کار گرفته‌شده می‌تواند روش‌های مبتنی بر محتوا، روش‌های مبتنی بر تجزیه‌وتحلیل روابط، و روش‌های مبتنی بر پالایش مشارکتی باشد. از اولین تحقیقاتی که در زمینه‌ی استفاده از پیشینه‌ی مکانی برای ارائه‌ی پیشنهادات انجام‌شده، می‌توان به تحقیق صورت گرفته توسط Park و همکاران در سال ۲۰۰۷، اشاره کرد. هدف آن‌ها ارائه‌ی پیشنهاد مکان بر اساس ترجیحات و خصوصیات استنباط شده‌ی کاربران از پیشینه‌ی مکانی آن‌ها بوده است [۷]. احتمالاً جامع‌ترین تحقیقات را در زمینه‌ی شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا، Zheng و همکاران در بخش تحقیقات شرکت مایکروسافت انجام داده‌اند [۸]. آن‌ها بر اساس پیشینه مکانی کاربران با استفاده از خط سیر جمع‌آوری‌شده از GPS علاوه بر توصیه مکان، به پیشنهاد فعالیت به کاربران شبکه اجتماعی پرداختند.

می‌توان گفت در اکثر تحقیقات، پیشینه مکانی کاربران از داده‌های حرکتی GPS استخراج‌شده و داده‌های نقطه_مکان[۲] کمتر موردتوجه قرارگرفته است، درحالی‌که این نوع داده از امنیت بالاتری برخوردار است. داده‌های

۱ Trajectory
۲ Check-in

www.SID.ir

Archive of SID

نقطه_مکان شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا را می‌توان به روش‌های مختلف برای سیستم‌های مختلف مکانی استفاده می‌شود. YE و همکاران [۹]، تعداد دفعات بازدید از مکان‌ها را که به‌صورت داده نقطه_مکان می‌باشد، به یک فرمت دوتایی کاربر و مکان جهت امتیازدهی به مکان‌های مورد بازدید کاربران تبدیل کردند. سپس، این امتیازها را برای محاسبه وزن مشابهت میان کاربران مورداستفاده قراردادند. در اینجا ارائه‌ی پیشنهاد به مسئله‌ی تخمین امتیاز برای موارد اطلاعاتی که توسط کاربر بازدید نشده است، تقلیل می‌یابد. واضح است این تخمین عموماً بر اساس امتیازات داده‌شده از طرف کاربر به موارد اطلاعاتی دیگر صورت می‌گیرد .وقتی‌که ما بتوانیم امتیازاتی را از طرف کاربر برای موارد اطلاعاتی برآورد کنیم، می‌توانیم موارد اطلاعاتی با بالاترین امتیاز را که از پیشینه مکانی کاربران مشابه به‌دست‌آمده, نیز به کاربر پیشنهاد کنیم. Zheng و همکاران در سال ۲۰۱۱ [۱۰]، با توجه به این واقعیت که دوستان اجتماعی نسبتاً موارد اطلاعاتی مشابهی را به اشتراک می‌گذارند؛ روش پالایش مشارکتی حافظه مبنا را بعنوان یک الگوریتم ابتکاری برای به پیش‌بینی امتیازها بر اساس امتیازهای پیشین کاربران به‌کار برد.

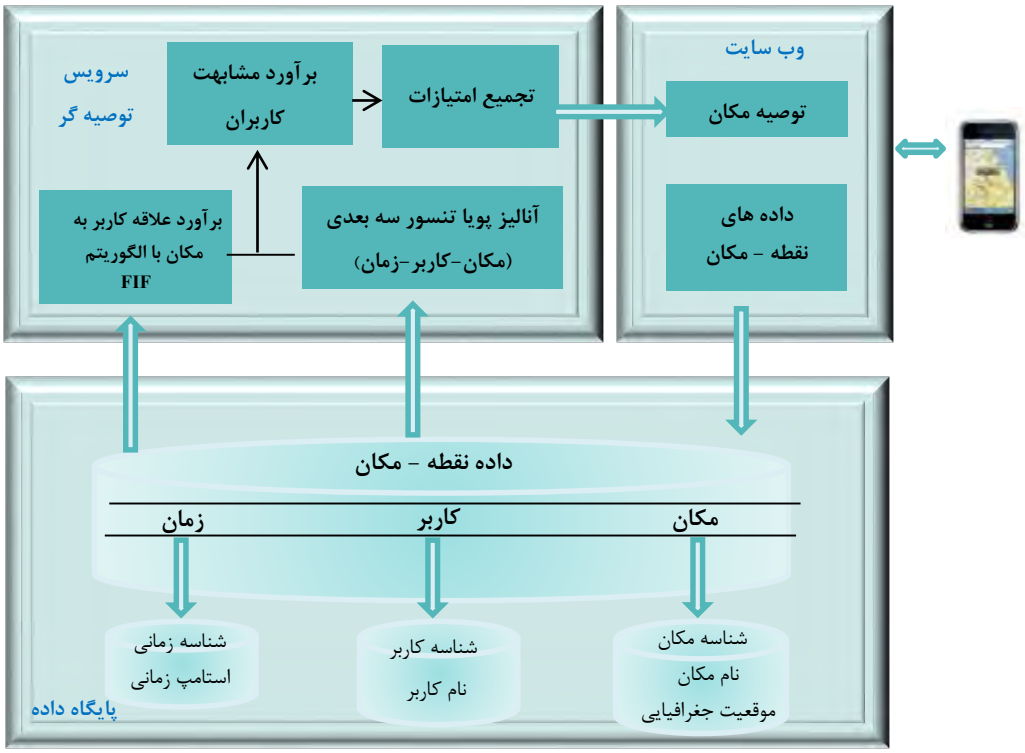
Wang و همکاران در تحقیق خود مشکل توصیه مکان جدید به کاربران شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا را بررسی کردند [۱۱]. آن‌ها با در نظر گرفتن چهار فاکتور رفتار کاربر(مکان‌های بازدید شده)، روابط اجتماعی بین کاربران، شباهت بین کاربران و موقعیت مکان‌ها، الگوریتم‌هایی برای توصیه مکان ارائه دادند. ایده اصلی این مطالعات، کسب علائق مشابه از طریق روابط اجتماعی میان دوستان به منظور ارتقاء توصیه‌های شخصی و قابل اطمینان است. به‌طور کلی می‌توان نتیجه گرفت که تمرکز عمده مطالعات پیشین بر روی توصیه‌های متداول در شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا بوده است. تفاوت اصلی فعالیت حاضر با بقیه فعالیت‌های انجام‌شده، بهره‌برداری از هر دو ملاک نزدیکی مکان‌ها و مشابهت کاربران برای توصیه است. بررسی‌ها نشان می‌دهد که افراد نزدیک بهم با احتمال بسیار بالاتری مکان‌های مشترک را بازدید میکنند. به‌طور خلاصه می‌توان دریافت که فعالیت‌های اجتماعی کاربران در واقعیت تا حد زیادی تحت تأثیر مجاورت مکانی قرار می‌گیرد.

۳- روش پیشنهادی

در این فصل، ضمن بیان مبانی نظری روش‌های مورداستفاده، مدل پیشنهادی را با هدف توسعه یک سرویس توصیه‌گر با در نظر گرفتن تأثیر بافت‌های مکانی، زمانی، فردی را شرح می‌دهیم. در مرحله نخست، تأثیر پارامتر فاصله بین کاربران در میزان اشتراک کاربران در بازدید از مکان‌ها بررسی می‌شود. سپس با ایجاد ماتریس کاربر- مکان در چهار بازه زمانی مربوط به یک روز و استفاده از پالایش محتوا محور، میزان علاقه‌ی کاربران به مکان‌ها برآورد و ماتریس کاربر-مکان مجدداً ساخته می‌شود. در مرحله بعد با در اختیار داشتن موقعیت فعلی کاربر، مجموعه‌ی مکان‌ها با توجه به فاصله‌ی آن‌ها از کاربر محدود می‌شود. این کار علاوه بر اینکه سرعت محاسبات و پردازش‌ها را بالا می‌برد، باعث افزایش دقت و صحت پیشنهادها نیز می‌شود. در نهایت با استفاده از یک تابع ابتکاری، مشابهت بین کاربر هدف با دیگر کاربران بر اساس ترکیب فاصله بین آن‌ها و امتیازاتی که به مکان‌ها داده‌اند، برآورد می‌شود. امتیاز مکان‌ها برای کاربر هدف، بر اساس تجمیع امتیازات داده‌شده توسط کاربران مشابه محاسبه می‌گردد. درنهایت مکان‌هایی که دارای بیشترین وزن هستند، به کاربر هدف توصیه می‌شوند. مراحل اجرای مدل مورد استفاده در شکل ۱ مشاهده می‌شود.

www.SID.ir

Archive of SID

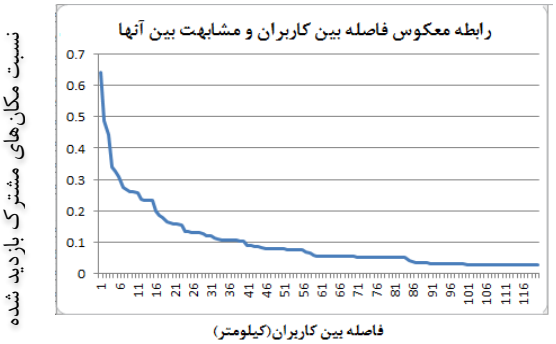


شکل ۱- روند کلی تحقیق

این سرویس قابلیت یافتن k مکان که بیشترین ارتباط را با کاربر بر اساس معیارهای موقعیت کاربر، زمان و علایق کاربر دارد، فراهم می‌کند.

۳-۱- تأثیر فاصله‌ی جغرافیایی در مشابهت کاربران

با توجه به قانون اول جغرافیا "همه‌چیز به همدیگر وابسته هستند؛ اما چیزهایی که در فواصل نزدیک به هم قرار دارند، نسبت به فواصل دورتر بیشتر باهم در ارتباط‌اند." [۱۲]. برای اثبات ارتباط بین فاصله کاربران و مشابهت آن‌ها در شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا، آنالیزهایی بر روی داده‌های آزمایشی صورت گرفت. این آنالیزها عبارت‌اند از محاسبه میزان اشتراک کاربران در مکان‌های بازدید شده و برآورد فاصله بین کاربران. برای بررسی اشتراک کاربران در بازدید از مکان‌ها، از نسبت $\frac{|L_i \cap L_j|}{|L_i \cup L_j|}$ استفاده می‌کنیم که در آن L_i و L_j مجموعه مکان‌هایی است که توسط کاربران u_i و u_j بازدید شده است و منظور از قدر مطلق تعداد است. همان‌طور که در شکل ۲ نشان داده‌شده است پس از نگاشت فاصله بین کاربران و اشتراک کاربران در مکان‌های موردبازدید، دریافتیم افراد نزدیک به هم تمایل زیادی در بازدید مکان‌های مشترک دارند و پارامتر فاصله معیار مؤثری در اندازه‌گیری شباهت بین کاربران است. در شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا منظور از فاصله جغرافیایی، فاصله اقلیدسی است.

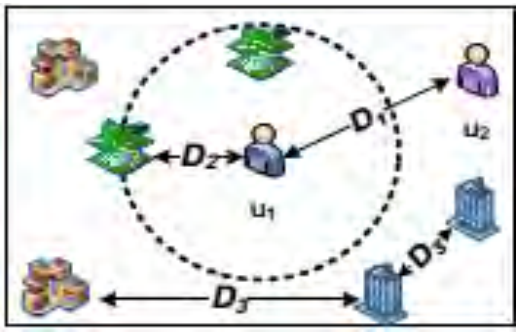


شکل ۲- رابطه بین فاصله اقلیدسی بین کاربران و اشتراک مکان‌های بازدید شده

ارتباط دنیای واقعی با دنیای مجازی از طریق شبکه اجتماعی مکان‌مبنا، منجر به ایجاد سه رابطه مکانی جدید فاصله بین مکان‌های کاربران مختلف (D_1)، فاصله بین یک کاربر و یک مکان (D_2)، و فاصله بین دو مکان مختلف (D_3) شده است[۴] که در شکل ۳ مشاهده می‌شود.

www.SID.ir

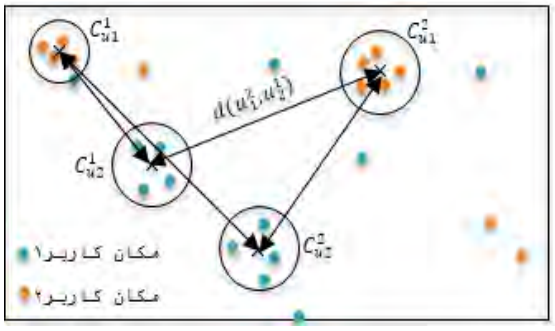
Archive of SID



شکل ۳- انواع فاصله در شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا [۴]

نخست فاصله بین کاربران که شباهت بین آن‌ها را تحت تأثیر قرار می‌دهد. به‌عنوان‌مثال کاربرانی که نزدیک به هم زندگی می‌کنند، با احتمال بیشتری از مکان‌های مشابه که در نزدیکی آن‌ها است، بازدید می‌کنند. دومین فاصله، فاصله بین مکان‌ها و کاربران است که احتمال بازدید کاربر از یک مکان را تحت تأثیر قرار می‌دهد. سوم، فاصله بین مکان‌ها که ارتباط بین آن‌ها را تحت تأثیر قرار می‌دهد.

در اینجا برای محاسبه میزان مشابهت بین کاربران، نحوه محاسبه فاصله بین کاربران را شرح می‌دهیم. همان‌طور که در شکل ۴ نشان داده‌شده فاصله بین کاربر u_i و u_j، از میانگین فاصله بین مرکز مکان‌های اکتشافی از پیشینه مکانی آن‌ها به‌دست می‌آید.



شکل ۴- فاصله بین کاربران شبکه اجتماعی مکان‌مبنا

نقاط قرمز و آبی‌رنگ شکل، داده‌های ثبت‌شده توسط کاربران و دوایر سیاه‌رنگ، مکان‌های اکتشافی از خوشه‌بندی است. برای کشف مکان‌ها، نقاط ثبت شده کاربر را با استفاده از الگوریتم Mean-Shift خوشه‌بندی می‌کنیم. تنها پارامتر ورودی الگوریتم Mean-Shift شعاع خوشه‌ها است که در اینجا با مقایسه نقاط مکانی به اشتراک گذاشته‌شده توسط کاربران با مجموعه داده‌ی واقعی مربوط به مکان‌ها، دریافتیم نقاطی را که در فاصله ۱۰۰ متری از هم قرار دارند، می‌توان درون یک خوشه قرار داد که مرکز خوشه مربوط به یک مکان منحصربه‌فرد در دنیای فیزیکی است. پس از کشف مکان‌ها، میانگین فاصله بین مکان‌ها را توسط معادله‌ی ۱ محاسبه می‌کنیم:

$$D_1(u_i, u_j) = \frac{\sum_l \sum_k d\left(C_{u_i}^l, C_{u_j}^k\right)}{l * k} \qquad (۱)$$

در این معادله $C_{u_i}^l$ و $C_{u_j}^k$ به ترتیب بیانگر مرکز کلاس یا مکان lام و kام از مجموعه مکان‌های بازدید شده توسط کاربر u_i و u_j، تابع d بیانگر فاصله بین مکان‌های اکتشافی و l و k تعداد مکان‌های مورد بازدید توسط کاربر u_i و u_j است. بین هر دو مکان یک فاصله برآورد می‌شود و برای l و k مکان بازدید شده توسط کاربر u_i و u_j، تعداد $l * k$ فاصله وجود دارد، و پارامتر $\frac{1}{l*k}$ از مجموع فواصل، میانگین می‌گیرد.

حال فاصله بین مکان‌ها و کاربران را بیان می‌داریم. این فاصله بر روی احتمال بازدید کاربر از مکان تأثیرگذار است. در واقعیت کاربران علاقه‌مند به بازدید از مکان‌هایی هستند که به موقعیت فعلی آنها نزدیک‌تر است. سیستم‌های توصیه‌گر در شبکه‌های مکان‌مبنا، می‌بایست چگونگی تأثیر موقعیت فعلی کاربر را در ارائه پیشنهادها بررسی کند. امتیازدهی به مکان‌ها بر اساس فاصله کاربر از مکان و کیفیت آن مکان یک امر غیر بدیهی است. موقعیت کاربر علاوه بر اینکه یک محدودیت مکانی برای توصیه ایجاد می‌کند، بلکه ترجیحات کاربر را تحت تأثیر قرار می‌دهد.

بر این اساس، فضای جست‌وجو تنها به مکان‌هایی که در نزدیکی موقعیت فعلی کاربر سواره هستند، کاهش می‌یابد. این فاصله به علت متغیر بودن شرایط ترافیکی، وضعیت کاربر، میزان آشنایی کاربر و دیگرها، توسط کاربر سیستم به طور دلخواه تعیین می‌شود. هم‌چنین با به‌روزرسانی موقعیت کاربر سیستم و تغییر فاصله توسط کاربر، مجموعه مکان‌ها در فضای جست‌وجو مجدداً تغییر می‌کند.

۳-۲- ترجیح آگاهی و زمانمندی

در سیستم‌های توصیه‌گر مکانی متداول بر اساس پالایش مشارکتی، تعداد بازدید از مکان توسط کاربر،

www.SID.ir

Archive of SID

تلویحاً به‌عنوان امتیاز داده‌شده از طرف کاربر به مکان در نظر گرفته می‌شد. اما مشکل اساسی این روش این است که تعداد بازدید از یک مکان (n_{ij}) نمی‌تواند به‌طور صریح میزان علاقه کاربر به آن مکان را نشان دهد. درواقع پیش‌بینی ترجیحات مکانی کاربران نباید تنها بر این اساس باشد که وی چه تعداد دفعات از یک مکان بازدید کرده است، بلکه باید اهمیت هر مکان را برای کاربر نسبت به تمامی مکان‌های بازدید شده توسط آن کاربر بسنجد. چگونگی استفاده از داده‌های نقطه‌ای جهت توصیه مکان یک سؤال چالش‌برانگیز برای محققان است و در حال حاضر مطالعات اندکی با تمرکز بر این مسئله وجود دارد. لذا در ادامه محاسبه امتیازات داده‌شده به مکان‌ها بر اساس یک تکنیک موجود در پالایش محتوا محور توضیح داده می‌شود.

پالایش محتوا محور، آیتم‌های موردعلاقه کاربران را بر اساس آیتم‌های مشابهی که کاربر قبلا به آن ابراز علاقه نموده‌است، استخراج می‌کند [۱۳]. این روش تلاش می‌کند یک پروفایل کاربری بر پایه مشخصات کاربر بسازد و از آن برای پیش‌بینی نظرات کاربر در مورد آیتم‌هایی که تابه‌حال مورد بازدید او قرارنگرفته است، استفاده کند. در این تکنیک اهمیت یک آیتم در مجموعه آیتم‌ها با استفاده از معیار وزن گونه‌ی w_{ij} به روش‌های مختلف تعریف می‌شود. یکی از بهترین روش‌ها برای مشخص کردن وزن آیتم‌ها در بازیابی اطلاعات، روش $TF-IDF$[۱] است. این روش برای بازیابی و غربال اطلاعات متنی است [۱۴]. در اطلاعات متنی، محتوای اطلاعاتی با کلیدواژه‌ها بیان می‌شوند و روش $TF-IDF$ با اندازه‌گیری اهمیت کلمات کلیدی در یک فایل متنی، اطلاعات مهم را بازیابی می‌کند. در مقاله حاضر، برای مشخص کردن امتیازات داده‌شده از طرف کاربران به مکان‌ها در بازیابی مکان‌ها، از روش ابتکاری FIF که بر اساس تکنیک $TF-IDF$ است، استفاده می‌کنیم. با توجه به دو نوع محتوای اطلاعاتی کاربر و مکان، روش FIF[۲] از دو قسمت UFILF[۳] و LFIUF[۴] تشکیل‌شده است. UFILF بیانگر میزان اهمیت بازدید یک کاربر از مکان و LFIUF بیانگر میزان اهمیت یک مکان برای کاربر در بازه زمانی خاص است که به ترتیب توسط معادله ۲ و ۳ محاسبه می‌شوند. این مقادیر بر روی‌هم تأثیر می‌گذارند، درواقع اهمیت کاربر برای مکان و اهمیت مکان برای کاربر، یک رابطه‌ی دوجانبه است و می‌توان بر اساس تجمیع این دو مقدار، امتیاز کلی داده‌شده از طرف کاربر به مکان را در بازه زمانی خاص برآورد کرد. این امتیاز با تعریف FIF برای سه‌تایی (کاربر، مکان، زمان) محاسبه می‌شود.

$$UFILF\ (u,\ l,\ t) = \frac{n(u,l,t)}{nc_U(l,t)} \times log\frac{N_L(t)}{n_L(u,t)} \qquad (۲)$$

$$LFIUF(u,\ l,\ t) = \frac{n(u,l,t)}{nc_L(u,t)} \times log\frac{N_U(t)}{n_U(l,t)} \qquad (۳)$$

$$FIF = LFIUF + UFILF \qquad (۴)$$

در معادله مذکور $n(u,l,t)$ بیانگر تعداد دفعات بازدید از مکان l توسط کاربر u در بازه زمانی t، $nc_U(l,t)$ تعداد داده‌های نقطه‌ای که در بازه زمانی t توسط تمام کاربران در مکان l ثبت‌شده، $N_L(t)$ تعداد تمامی مکان‌های مورد بازدید و $n_L(u,t)$ نیز تعداد تمامی مکان‌های که در بازه زمانی t توسط کاربر u مورد بازدید قرارگرفته است. این الگوریتم بین تعداد تکرار مکان‌ها و تعداد کاربران تعادل ایجاد می‌کند. تمامی مکان‌ها در این معادله در فاصله D_2 از موقعیت فعلی کاربر هستند.

ابتدا در چهار بازه زمانی مختلف برای هر کاربر FIF را برای تمامی مکان‌های که در فاصله D_2 از موقعیت فعلی کاربر بازدید کرده است، محاسبه و سپس با استفاده از روش نرمال‌سازی به مقادیر بین (۰،۱) تبدیل می‌کنیم. مقادیر نرمال شده FIF امتیاز کاربرها به مکان‌هاست. هر چه مقدار FIF برای یک مکان بیشتر باشد، می‌توان نتیجه گرفت که کاربر در آنجا و همسایگی آنجا بیشتر حضور پیدا می‌کند و آن منطقه دارای اهمیت بیشتری است. در واقعیت کاربران علاقه‌مند به بازدید از مکان‌هایی هستند که علاوه بر اینکه مورد بازدید کاربران مشابه به آن‌ها قرارگرفته باشد، در نزدیکی آن‌ها نیز باشد.

۳-۳- توصیه مبتنی بر پالایش مشارکتی

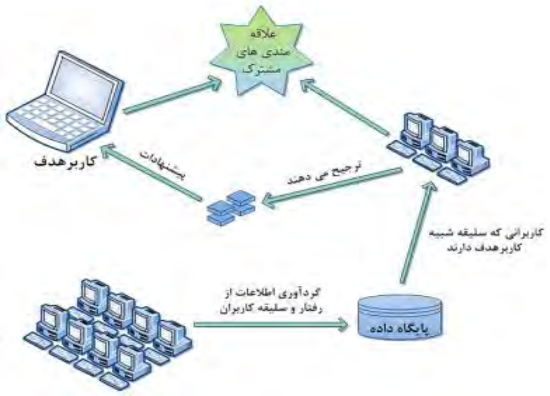
الگوریتم‌های مبتنی بر پالایش مشارکتی تا به امروز موفق‌ترین روش پیشنهاد دهی به کاربران در بین سایر

۱ Term Frequency Inverse Document Frequency
۲ Frequency -Inverse Frequency
۳ User Frequency -Inverse Location Frequency
٤ Location Frequency - Inverse User Frequency

www.SID.ir

Archive of SID

تکنیک‌ها و روش‌های مورد استفاده در سیستم‌های توصیه‌گر دانست. همان‌طور که در شکل ۵ ملاحظه می‌کنید ایده توصیه آیتم‌ها به کاربران بر اساس رتبه داده‌شده به سایر کاربران و آیتم‌های مشابه است [۱۵].



شکل ۵- توصیه بر مبنای تکنیک پالایش مشارکتی

الگوریتم‌های مبتنی بر پالایش مشارکتی به دو دسته مدل‌مبنا و حافظه‌مبنا تقسیم می‌شوند. روش‌های حافظه‌مبنا از امتیاز مربوط به داده‌ها جهت محاسبه مشابهت بین کاربران یا مکان‌ها استفاده می‌کنند و پیش‌بینی مکان‌ها بر اساس این مقادیر صورت می‌گیرد. از مهم‌ترین نقاط قوت این روش ایده شهودی آن است که باعث می‌شود به آسانی قابل درک باشد و زمانی که اطلاعات کافی موجود باشد، توانایی انجام پیش‌بینی‌های دقیقی را دارا است. در کنار آن روش‌های مدل مبنا مدل‌های آموزشی را جهت یادگیری از الگوهای پیچیده با استفاده از داده‌های آموزشی توسعه می‌دهند. این مدل‌ها می‌توانند از روش‌های مختلف مانند روش‌های احتمالاتی و یا هوش مصنوعی به وجود بیایند. در اینجا پالایش مشارکتی حافظه مبنا، جهت توصیه مکان در سیستم توصیه‌گر مورداستفاده قرارگرفته است.

۳-۳-۱- محاسبه مشابهت بین کاربران

پس از محاسبه امتیازات داده‌شده به مکان‌ها از طرف کاربران، با استفاده از روش پیرسون که یک نوع تابع ابتکاری برای محاسبه وابستگی بین متغیرها است، شباهت بین کاربران را به‌صورت خطی محاسبه می‌کنیم. این تابع برای اولین بار در سال ۱۹۹۴ توسط رسنیک مطرح شد. روش پیرسون، مشابهت بین کاربرهای u و v را که با $sim(u,v)$ بیان می‌شود، توسط معادله ۵ محاسبه می‌کند [۱۶].

$$sim(u,v) = D_1(u_i,u_j) \times \frac{\sum_{i\in I}(r_{u,i}-\overline{r_u})(r_{v,i}-\overline{r_v})}{\sqrt{\sum_{i\in I}(r_{u,i}-\overline{r_u})^2}\sqrt{\sum_{i\in I}(r_{v,i}-\overline{r_v})^2}} \quad (۵)$$

در رابطه‌ی فوق $i \in I$ نشان‌دهنده موارد اطلاعاتی است که هر دو کاربر u و v به آن امتیاز داده و $r_{u,i}$ امتیاز کاربر u به مورد اطلاعاتی i است و $\overline{r_u}$ میانگین امتیازاتی است که کاربر u به آن موارد اطلاعاتی داده است. نتیجه این مرحله تشکیل مجموعه‌ای از مکان‌ها رتبه‌بندی شده به نام مجموعه همسایگان است. این مجموعه بر اساس میزان شباهت بین کاربران به کاربر هدف ایجادشده است.

۳-۳-۲- تابع تجمیع امتیازات در پالایش مشارکتی حافظه مبنا

با فرض داشتن امتیازات کاربران به مکان‌ها و ماتریس کاربر-مکان، علاقه کاربر a به مکان j از دو رابطه‌ی ۶ و ۷ که از الگوریتم عمومی پالایش مشارکتی کاربر مبنا استخراج‌شده، برآورد می‌شود. در این رابطه، مشابهت بین کاربر a و دیگر کاربران $sim(u_a,u_i)$، به‌عنوان وزن استفاده می‌شود و معنای آن این است که هرچقدر شباهت بین کاربر u_i با کاربر هدف بیشتر باشد، میزان امتیاز کاربر u_i در پیش‌بینی امتیاز مکان j وزن بیشتری دارد. امتیاز مکان j که تابه‌حال مورد بازدید کاربر a قرار نگرفته، توسط معادله‌های ۶ و ۷ پیش‌بینی می‌شود [۱۷]:

$$P_{u_a,l_j} = \overrightarrow{r_a} + \frac{\sum_{u_i\in U_{l_j}}(r_{i,j}-\overrightarrow{r_i}).\ sim(u_a,u_i)}{\sum_{u_i\in U_{l_j}} sim(u_a,u_i)} \quad (۶)$$

$$\overrightarrow{r_a} = \frac{\sum_{j\in J_a} r_{a,j}}{|J_a|}\ ,\ J_a = \{j\in J | r_{a,j}\neq \emptyset\} \quad (۷)$$

در این رابطه، ابتدا مقیاس امتیازدهی هر کاربر با محاسبه‌ی میانگین امتیازات او $(\overrightarrow{r_a})$ لحاظ می‌شود. J_a بیانگر مجموعه مکان‌هایی است که در نزدیکی کاربر هدف قرارگرفته است، U_{l_j} بیانگر مجموعه کاربرانی است که از مکان j بازدید کرده‌اند، $\overrightarrow{r_a}$ و $\overrightarrow{r_i}$ میانگین امتیازاتی است که از طرف کاربر a و i به مکان‌های مورد بازدید داده‌شده است، $r_{i,j}$ نیز امتیاز u_i به مکان j است. درنهایت، علاقه

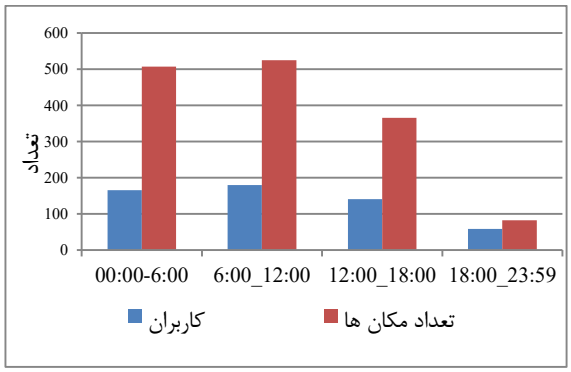
www.SID.ir

Archive of SID

کاربر هدف به یک مکان، با تجمیع وزن‌دار امتیازات داده‌شده از طرف کاربران مشابه به آن مکان، پیش‌بینی می‌شود. سپس مجموعه‌ای از N مکان اول که دارای بالاترین امتیاز هستند، به کاربر پیشنهاد می‌شود. ایده اصلی الگوریتم‌های توصیه‌گر مانند پالایش مشارکتی استفاده از علایق مشترک بین کاربران مشابه برای پیش‌بینی موارد ازدست‌رفته است.بنابراین، به‌جای اسکن کردن مکان‌های مورد بازدید تمامی کاربران برای محاسبه وزن شباهت، وزن شباهت بین کاربران را بر اساس فاصله بین آن‌ها مدل می‌کنیم و به‌جای اسکن تمامی مکان‌ها، تنها از مکان‌هایی که در فاصله مشخصی از موقعیت فعلی کاربر هستند، استفاده می‌کنیم. در نهایت مکان‌هایی که دارای وزن بالاتری هستند و تابه‌حال مورد بازدید کاربر قرار نگرفته‌اند، به کاربر هدف پیشنهاد می‌شود.

۴- پیاده‌سازی و ارزیابی

به علت عدم وجود داده‌های مربوط به شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا در ایران، برای انجام آزمایش‌ها و تجزیه و تحلیل‌ها داده‌های نقطه- مکان شبکه Gowalla را که به‌عنوان یکی از محبوب‌ترین شبکه‌های اجتماعی مکان‌مبنا در سال‌های اخیر شناخته‌شده است، از اکتبر ۲۰۱۰ تا نوامبر ۲۰۱۱ جمع‌آوری کردیم. درمجموع پروفایل ۳۳۰ کاربر را در ۱۵۵۴ مکان واقع در شهر پکن چین موردبررسی قرار گرفت. با صرف‌نظر از کاربرانی که تنها یک‌بار ثبت موقعیت کرده‌اند و مکان‌هایی که فقط یک‌بار مورد بازدید قرارگرفته‌اند، تعداد کل مشاهدات کاربر- مکان به ۵۲۱۶ نقطه می‌رسد. بر اساس تجزیه و تحلیل داده‌های مورد مطالعه، مشاهده می‌کنیم که اکثر کاربران در یکسری مناطق جغرافیایی خاص ثبت موقعیت می‌کنند. بر اساس پایگاه داده موجود یک مجموعه سه‌تایی (u_i, l_j, n_{ij}) را استخراج کردیم که n_{ij} نشان‌دهنده تعداد دفعات بازدید کاربر i از مکان t_{ij} در زمان است. همان‌طور که در شکل ۶ نشان داده‌شده، با دسته‌بندی داده‌ها بر اساس زمان بازدید، توانستیم در چهار بازه زمانی مختلف از یک روز، توصیه کنیم.



شکل ۶- نمودار توزیع داده‌های Gowalla در چهار بازه زمانی

با توجه به استراتژی حفظ حریم خصوصی در سایت‌های شبکه‌های اجتماعی، کشف روابط اجتماعی بین کاربران سخت است. بنابراین، در اینجا به پیشنهاد مکان با تکیه بر داده‌های نقطه- مکان و بدون هیچ اطلاعات اضافی در مورد روابط اجتماعی می‌پردازیم.

کلیه پیاده‌سازی‌ها با زبان C# انجام‌شده است و داده‌ها در پایگاه داده SQL SERVER ذخیره می‌شوند. درنتیجه پیاده‌سازی سرویس توصیه‌گر، مکان‌هایی با توجه به موقعیت فعلی کاربر و ترجیحات شخصی او پیشنهاد می‌شود. برای مثال مطابق شکل ۷، سیستم برای کاربر A که در ساعت ۷ غروب وارد خیابان Haidian پکن چین شده، چهار مکان برای بازدید در نزدیکی او پیشنهاد داده می‌کند.

شکل ۷- مکان‌های توصیه‌شده توسط سیستم توصیه‌گر توسعه‌یافته

نام مکان(نوع کاربری)	فاصله تا موقعیت کاربر(متر)	امتیاز نهایی
Quanjude in Hai Dian Da jie (Chinese Restaurant)	۶۳۰ متر	۱
Danling Street (Chinese Restaurant)	۱۷۴۰متر	۰,۸۶
Gate of Heavenly Peace (Historic Place)	۲۶۸۰ متر	۰,۷۹
Fangshan Restaurant , East Gate(Restaurant)	۴۳۹۰ متر	۰,۵۷

www.SID.ir

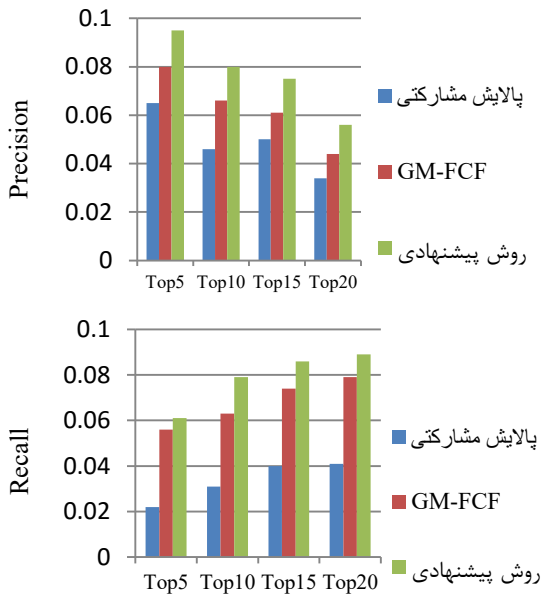
Archive of SID

با توجه به جدول موجود در شکل ۷ می‌توان دریافت، کاربری رستوران از موارد مورد علاقه کاربر است و سیستم توصیه‌گر با در نظر گرفتن این واقعیت و با توجه به شرایط زمانی، در کنار تنوع مختلفی از مکان‌ها مانند مکان تاریخی، بیشتر مکان‌هایی از نوع رستوران توصیه‌کرده است. هم‌چنین حداکثر فواصل بین این مکان‌ها تا موقعیت کاربر (۱۱۶,۳۱۰۲,۳۹,۹۸۴۲) ۵۰۰۰ متر است که این مقدار توسط کاربر سیستم برای D_2 تعیین شده‌بود.

برای ارزیابی عملکرد روش ارائه‌شده در توصیه مکان‌ها، نتایج به‌دست‌آمده را با نتایج حاصل از دو تکنیک پالایش مشارکتی کاربرمبنا وGM-FCF[1] [۱۸] مقایسه می‌کنیم. در تکنیک پالایش مشارکتی، تعداد بازدید هر کاربر از هر مکان تلویحاً به‌عنوان امتیاز داده‌شده از طرف کاربر به مکان در نظر گرفته می‌شد. اما مشکل اساسی این روش این است که تعداد بازدید از یک مکان نمی‌تواند به‌طور صریح میزان علاقه کاربر به آن مکان را نشان دهد. درواقع پیش‌بینی ترجیحات مکانی کاربران نباید تنها بر این اساس باشد که وی چه تعداد دفعات از یک مکان بازدید کرده است، بلکه باید اهمیت هر مکان را برای کاربر نسبت به تمامی مکان‌های بازدید شده توسط آن کاربر بسنجد. GM-FCF با محاسبه مشابهت بین کاربر هدف با دوستان کاربر، به توصیه مکان‌ها می‌پردازد. برای مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با دو روش مذکور، از شاخص صحت رتبه که رایج‌ترین روش ارزیابی سیستم‌های توصیه‌گر به شمار می‌آید، استفاده می‌کنیم. شاخص صحت، ترتیب اقلام پیشنهادی توسط سیستم توصیه‌گر را موردبررسی قرار می‌دهد که دو معیار *Precision* و *Recall* معمول‌ترین معیارهای بررسی خروجی سیستم‌های توصیه‌گر از این منظر هستند. فرمول‌های ۸ تعاریف مذکور را نشان می‌دهند.

$$Precision = \frac{\alpha}{\alpha+\omega} \quad Recall = \frac{\alpha}{\alpha+\beta} \qquad (۸)$$

α تعداد اقلامی است که در جمع اقلام برتر توصیه‌شده به کاربر، موردتوجه و موردپسند وی قرارگرفته‌اند. β نیز معرف تعداد اقلامی است که در اقلام باقی‌مانده، نظر کاربر را جلب کرده‌اند و ω تعداد اقلامی که در جمع اقلام برتر توصیه‌شده به کاربر مورداستفاده وی قرار نگرفته‌اند، را نشان می‌دهد. برد *Precision* و *Recall*، بازه [۱،۰] است و هر چه مقدار *Precision* به ۱ نزدیک‌تر و مقدار *Recall* به ۰ نزدیک‌تر باشد، حاکی از عملکرد بهتری از سیستم است. شکل ۸ نتایج *Precision* و *Recall* را برای N=5,10.15,20 برای ۱۰ کاربر سیستم به‌طور تصادفی نشان می‌دهد و N بیانگر تعداد مکان‌های توصیه‌شده است.



شکل ۸- نتایج Precision و Recall برای ارزیابی عملکرد سیستم توصیه‌گر توسعه‌یافته

با توجه به شکل ۸ می‌توان دریافت که الگوریتم پیشنهادی نسبت به پالایش مشارکتی که ماتریس کاربر-مکان را بر اساس تعداد بازدید تولید می‌کند، از دقت بالاتری برخوردار است. علاوه بر این محدود نکردن فضای جست‌وجو به دوستان، انعطاف‌پذیری بالایی را در توصیه دامنه وسیعی از مکان‌ها به وجود می‌آورد و دارای صحت بالاتری نسبت به روش GM-FCF است. هم‌چنین در نظر گرفتن پارامتر زمان و موقعیت فعلی کاربر نیز از ویژگی‌های اصلی روش پیشنهادی محسوب می‌شود. بنا بر آزمون صورت گرفته دریافتیم احراز شرایط مکانی و زمانی در سیستم توصیه‌گر، همیشه باعث بهبود عملکرد سیستم خواهد بود.

۵- نتیجه‌گیری

این مقاله یک سیستم توصیه‌گر زمانمند، مکان‌آگاه و ترجیح‌آگاه ارائه می‌دهد که به پیشنهاد مکان در اطراف

[1] Geo-measured friend-based collaborative Filtering

www.SID.ir

Archive of SID

موقعیت جغرافیایی کاربر بر اساس ترجیحات شخصی کاربر و موقعیت فعلی کاربر در بازه‌های زمانی مختلف می‌پردازد. پیاده‌سازی و ارزیابی بر روی مجموعه‌ای از داده‌های واقعی جمع‌آوری‌شده از شبکه اجتماعی Gowalla انجام شده است. در روش پیشنهادی برای توصیه مکان، با مرتب‌سازی امتیازات بدست‌آمده برای هر مکان توسط کاربران مشابه به کاربر هدف، N مکان با بالاترین امتیاز به او پیشنهاد می‌شود.

برای ارزیابی توانایی‌های سیستم به مقایسه‌ی آن با دو روش پالایش مشارکتی و GM-FCF پرداخته شد. نتایج توصیه حاصل از هر دو روش زمانمند و مکان‌آگاه نیست و در زمان‌های مختلف از بدون توجه به موقعیت کاربر یک نتیجه را دربر خواهد داشت. هم‌چنین مزیت روش پیشنهادی نسبت به پالایش مشارکتی، محاسبه امتیازات کاربران به مکان‌ها توسط یک روش داده‌کاوی است که میزان علاقه کاربران به مکان‌ها را صرفاً بر اساس تعداد بازدید برآورد نمی‌کند، بلکه به‌صورت نسبی و وزن‌دار توصیف می‌کند. لذا محاسبه میزان علاقه کاربران به مکان‌ها، محدود نکردن فضای جست‌وجو به دوستان، در نظر گرفتن پارامتر زمان و فاصله از موقعیت فعلی کاربر، از ویژگی‌های اصلی سیستم توسعه‌یافته است.

مراجع

[1] Boyd, D. M. (2004). Friendster and publicly articulated social networking.

[2] Counts, S., & Fisher, K. E. (2008, January). Mobile social networking: An information grounds perspective. In Hawaii International Conference on System Sciences, Proceedings of the 41st Annual (pp. 153-153). IEEE.

[3] Ellison, N. B., & Boyd, D. (2007). Social network sites: Definition, history, and scholarship. Journal of Computer-Mediated Communication, 13(1), 210-230.

[4] Felfernig, A., Friedrich, G., & Schmidt-Thieme, L. (2007). Recommender systems. IEEE Intelligent Systems, 22(3), 18.

[5] Burke, R. (2002). Hybrid recommender systems: Survey and experiments. User modeling and user-adapted interaction, 12(4), 331-370.

[6] Bao, J., Zheng, Y., Wilkie, D., & Mokbel, M. F. (2014). A survey on recommendations in location-based social networks. Submitted to GeoInformatica.

[7] Park, M. H., Hong, J. H., and Cho, S. B. (2007) Location-based recommendation system using Bayesian user's preference model in mobile devices, Ubiquitous Intelligence and Computing, 1130-1139.

[8] Zheng, Y., and Zhou, X. (2011) Computing ith spatial trajectories, Springer-Verlag New York Inc.

[9] YE, M., Y IN, P., L EE, W., AND LEE, D. (2011c). Exploiting geographical influence for collaborative point-of-interest recommendation. In Proceedings of the 34th international ACM SIGIR conference on Research and development in Information. ACM, 325–334.

[10] Zheng, Y., Zhang, L., Ma, Z., Xie, X., and Ma, W. Y. (2011) Recommending friends and locations based on individual location history, ACM Transactions on the Web (TWEB) 5, 5.

[11] Wang, H., Terrovitis, M., & Mamoulis, N. (2013, November). Location recommendation in location-based social networks using user check-in data. In Proceedings of the 21st ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems (pp. 364-373). ACM.

[12] TOBLER, W. (1970). A computer movie simulating urban growth in the detroit region. Economic geography 46, 234–240.

[13] Balabanović, M., & Shoham, Y. (1997). Fab: content-based, collaborative recommendation. Communications of the ACM, 40(3), 66-72.

www.SID.ir

Archive of SID

[14] Salton, G. (1989) Automatic Text Processing: The Transformation, Analysis, and Retrieval of, Addison-Wesley.

[15] Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Terveen, L. G., & Riedl, J. T. (2004). Evaluating collaborative filtering recommender systems. ACM Transactions on Information Systems (TOIS), 22(1), 5-53.

[16] 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.

[17] Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions on, 17(6), 734-749.

[18] Yu, X., Pan, A., Tang, L. A., Li, Z., and Han, J. (2011) Geo-Friends Recommendation in GPS-Based Cyber-Physical Social Network.

www.SID.ir