Business Intelligence Management Studies
Vol. 11, No.44, Summer 2023; P 113-143
ims.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/ims.2023.69390.2214

ATU PRESS

Original Research
Accepted: 11-06-2023
Revised: 27-12-2022
Received: 05-08-2022
eISSN: 2821-0816
ISSN: 2821-0964

Techniques for Improving Performance of Recommender Systems for Tourist Point of Interest Recommendation

Samaneh Sheibani — Ph.D. Student in Computer Engineering, Mashhad Branch, Islamic Azad University, Mashhad, Iran.

Hassan Shakeri * — Assistant Professor, Computer Engineering Dept., Faculty of Engineering, Mashhad Branch, Islamic Azad University, Mashhad, Iran.

Reza Sheibani — Assistant Professor, Computer Engineering Dept., Faculty of Engineering, Mashhad Branch, Islamic Azad University, Mashhad, Iran.

Abstract

1. Introduction

Recommender systems estimate the interests and preferences of each user and suggest items and services to them, thus helping users to make a quick and favorable choice. Among the various applications of these systems, their use in estimating and suggesting points of interest (POIs) for tourists has expanded significantly in recent years. A common approach to identifying user interests is to use the collaborative filtering (CF) technique. However, the accuracy and efficiency of CF can be improved by applying different parameters and complementary approaches. In this research, a new solution for promoting POI offers to tourists is presented, which uses a five-dimensional time model including the dimensions of day and night hours, days of the week, days of the month, months of the year, and occasions, and by calculating the Euclidean distance between the time of recommendation and the time of previous experiences of the active user and his similar users identifies and suggests suitable venues. The

* Corresponding Author: shakeri@mshdiau.ac.ir

How to Cite: Sheibani, S., Shakeri, H., Sheibani, R. (2023). Techniques for Improving Performance of Recommender Systems for Tourist Point of Interest Recommendation, *Journal of Business Intelligence Management Studies*, 11(44), 113-143.

proposed solution also uses the trust parameter to increase the accuracy of POI suggestions. To improve the accuracy of trust evaluation, a new criterion based on a similarity tree structure between contexts is introduced. The results of experiments conducted on three well-known datasets show that the proposed model outperforms the state-of-the-art methods in terms of efficiency and accuracy.

Research Question(s)

The main question of the current research is whether considering the different dimensions of the time parameter in touristic place recommendation systems, along with the trust parameter between users, can significantly increase the accuracy of the system's recommendations.

2. Literature Review

Various research works have been done with the aim of investigating the impact of social relations, time, place, and context on the efficiency of recommender systems. Savage et al. (2012) presented a location-based recommendation algorithm to improve the accuracy of recommended items based on learning according to the analysis of the user's profile in social networks and his location. Bedi (2020) presents a cross-domain approach for group recommender systems. In this approach, the suggestions provided by reliable and well-known users in the group improve the acceptance of recommendations compared to the suggestions of other people in the group. The system is designed in such a way that it takes into account the information of different sub-domains of the tourism domain. El Yebdri et al. (2021) proposed a context-aware trust-based post-refining approach to overcome the problems of data sparsity and cold start in recommender systems. This approach uses the average relative difference between fields. The authors first calculate the average score for each contextual condition and balance all evaluations based on the contextual condition of each tuple.

On the other hand, in the new era, which is known as the post-Fordism era, the supply and demand patterns in the field of tourism have faced significant changes which should be considered in the strategies of tourism service providers (Liasidou, 2022).

3. Methodology

According to the main goal of the current research, which is to increase the accuracy of systems recommending points of interest to tourists by introducing the influence of time dimensions, the research includes several stages. At first, a new approach to represent time in terms of hours, days of the week, days of the month, months of the year, and occasions is presented. Then, this time representation approach is combined with a trust computing model and a context-aware collaborative filtering technique to build a computational model for extracting and recommending points of interest to tourists. In the next stage of the research, to evaluate the effectiveness of the proposed model in increasing the accuracy of the system's recommendations and the level of user satisfaction, the presented model was implemented on several datasets in the field of tourism.

4. Results

In this research, several experiments have been performed to evaluate the performance of the proposed model. Experiments have been conducted on three real public datasets in the field of tourism, namely Yelp, Foursquare, and Gowalla. Some common criteria have been used to evaluate the proposed approach and compare its accuracy and efficiency with the existing methods:

Precision: the ratio of the number of relevant items in the list of top N items to N.

Recall: the ratio of the number of relevant items in the list of N suggested items to the total number of relevant items.

The results of the proposed model in this research were compared with three existing similar research works, including $USST_C$, MEAP-T, and LOCABAL+, which were respectively conducted by Kefalas and Manolopoulos (2017), Ying et al. (2019) and Ardisono and Mauro (2020).

The first experiment was performed to analyze the sensitivity of the proposed model in terms of precision and recall criteria to changes in the value of N for the top N item suggestion. As expected, the precision decreases as the number of suggested venues increases. On the other hand, as N increases, the recall increases as well.

Subsequent experiments were conducted to measure and compare

the accuracy and recall criteria and showed that the proposed method provides the best accuracy values for different datasets compared to existing research works.

5. Discussion

The results of the evaluations based on three well-known data sets in the field of tourism-related recommendation systems showed that the application of these parameters significantly improves the accuracy of the system's recommendations, and therefore they should be considered more seriously in the recommender systems.

It is worth noting that if the absolute values of the results are evaluated, the improvement of the results in the proposed model may seem insignificant compared to the previous models. But if the relative amount of the improvement of the results is considered, for example, in the case of the Yelp dataset, it can be seen that the proposed model has provided a significant increase in precision and recall criteria even compared to its closest competitor, LOCABAL+.

6. Conclusion

In this research, with the aim of improving the performance of systems recommending venues to tourists, a model based on the estimation of trust between people was presented and evaluated. In the proposed model, the level of trust between two users in choosing their favorite places to visit is estimated based on the similarity level of their feedback and previous comments. In this regard, in the proposed model, parameters of time, location of the tourist, and classification of POIs were considered. In the proposed solution, a five-dimensional time model is used, and suitable venues are identified and suggested by calculating the distance between the time of recommendation and the time of previous experiences of similar tourists. The improvement of the results of this approach, which is evident in the results of this research, shows that systems that apply different dimensions of time in offering places to tourists, provide more accurate recommendations and a higher level of satisfaction for users.

Keywords: Tourism Recommender System, POI, Location-Based Services, Time-Aware Recommendation, Trust-Based Recommendation, Context-Aware Recommendation.

مقاله پژوهشی تاریخ ارسال: ۱۴۰۱/۰۵/۱۴ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۱/۱۰/۰۶ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۳/۲۱
ISSN: 2821-0964 eISSN: 2821-0816

مطالعات مدیریت کسب و کار هوشمند
سال یازدهم، شماره ٤٤، تابستان ١٤٠٢، ص ١١٣ تا ١٤٣
ims.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/ims.2023.69390.2214

راهکارهای ارتقای عملکرد سیستم‌های توصیه‌گر مکان موردعلاقه به گردشگران (POI)

سمانه شیبانی دانشجوی دکتری رشته مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

حسن شاکری * استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

رضا شیبانی استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد مشهد، دانشگاه آزاد اسلامی، مشهد، ایران

چکیده

کاربرد سیستم‌های توصیه‌گر در تخمین و پیشنهاد مکان‌های موردعلاقه گردشگران در سال‌های اخیر گسترش چشمگیری یافته است. رویکرد متداول برای شناسایی علایق کاربران استفاده از تکنیک پالایش مشارکتی است. باوجوداین، دقت و کارآمدی این رویکرد با اعمال پارامترهای مختلف و رویکردهای تکمیلی قابل‌بهبود است. در این مقاله، راهکار جدیدی برای ارتقای پیشنهادهای مکان‌های موردعلاقه به گردشگران ارائه می‌شود که از یک مدل زمانی پنج‌بعدی شامل ابعاد ساعت‌های شبانه‌روز، روزهای هفته، روزهای ماه، ماه‌های سال و مناسبت‌ها استفاده می‌کند و با محاسبه فاصله اقلیدسی بین زمان توصیه با زمان تجربه‌های قبلی کاربر فعال و کاربران مشابه او مکان‌های مناسب را شناسایی و پیشنهاد می‌کند. راهکار پیشنهادی همچنین از پارامتر اعتماد برای افزایش دقت پیشنهاد مکان‌های بازدید بهره می‌گیرد. برای بهبود دقت ارزیابی اعتماد یک معیار جدید مبتنی بر ساختار درخت شباهت بین زمینه‌ها معرفی شده است. نتایج آزمایش‌های انجام‌شده بر روی چند مجموعه‌داده معروف نشان داده است که مدل پیشنهادی کارآمدی و صحت بالاتری نسبت به روش‌های موجود ارائه می‌کند.

کلیدواژه‌ها: سیستم توصیه‌گر گردشگری، مکان‌های موردعلاقه، خدمات مبتنی بر مکان، پیشنهاد آگاه از زمان، پیشنهاد مبتنی بر اعتماد، پیشنهاد آگاه از زمینه.

مقاله حاضر برگرفته از رساله دکتری رشته مهندسی کامپیوتر دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد است.

* نویسنده مسئول : shakeri@mshdiau.ac.ir

مقدمه

امروزه صنعت گردشگری به‌دلیل جنبه‌های مختلف اقتصادی و نیز تأثیرات متقابل آن با حوزه‌های فرهنگی، اجتماعی، اوقات فراغت و سلامت، بیش‌ازپیش توجه صاحبان کسب‌وکار و محققان را به خود جلب کرده است. یکی از چالش‌های موجود در زمینه گردشگری برای شهروندان، انتخاب مکان مناسب برای بازدید از بین تعداد بسیار زیاد گزینه‌های موجود با درنظرگرفتن علایق و اولویت‌های فرد است. با پیشرفت‌های اخیر در فناوری اطلاعات و ارتباطات، سیستم‌های توصیه‌گر خاص حوزه گردشگری برای کمک به کاربر در این زمینه توسعه یافته‌اند.

یک سیستم توصیه‌گر یا پیشنهاددهنده سیستمی است که با استفاده از تکنیک‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، ترجیحات و علایق کاربران در انتخاب اقلام و خدمات را شناسایی می‌کند و بر اساس این یافته‌ها پیشنهادهای مؤثری به کاربر برای انتخاب اقلام ارائه می‌کند. مزیت اصلی استفاده از این سیستم‌ها پیشنهاد اقلامی به کاربر است که از قبل تجربه مستقیمی در مورد آن‌ها ندارد (Moradi et al., 2015). درواقع، هدف سیستم توصیه‌گر، پالایش داده‌ها یعنی حذف داده‌ها و اقلام نامرتبط است به‌طوری‌که کاربر در میان حجم عظیم اطلاعات، سریع‌تر و مؤثرتر به هدف خود نزدیک شود (Deshpande & Karypis, 2004). از طرف دیگر، پیشرفت‌های اخیر در فناوری‌های موبایل و ردیابی موقعیت مکانی، امکان توسعه سیستم‌های پیشنهاددهنده مبتنی بر مکان را فراهم آورده است. مهم‌ترین کاربرد سیستم‌های پیشنهاددهنده مبتنی بر مکان در سال‌های اخیر، تخمین و پیشنهاد مکان‌های موردعلاقه[1] به گردشگران و شهروندان است (Zhou et al., 2022).

یکی از متداول‌ترین رویکردهای مورداستفاده جهت شناسایی اقلام مناسب برای پیشنهادکردن، رویکرد پالایش مشارکتی[2] است که بر دو فرض مبتنی است: اول این‌که کاربر اقلامی را می‌پسندد که مشابه با اقلامی است که در گذشته انتخاب کرده و پسندیده

1. Point of Interest (POI)
2. Collaborative Filtering

است. دوم این‌که کاربر اقلامی را می‌پسندد که کاربران مشابه او به آن‌ها امتیاز بالایی داده‌اند. سیستم‌های پیشنهاددهنده مبتنی بر پالایش مشارکتی بر اساس رفتار قبلی کاربر هدف و سایر کاربران، یک مدل می‌سازند و سپس از این مدل برای پیش‌بینی علایق کاربر استفاده می‌کنند (Musto et al., 2017).

باوجود کارایی و محبوبیت رویکرد پالایش مشارکتی، استفاده از رویکردهای تکمیلی برای بهبود دقت و کارآمدی پالایش مشارکتی پایه ازجمله در شرایط خلوتی داده‌ها موردتوجه محققان قرار گرفته است. یک زمینه پژوهشی در حوزه سیستم‌های پیشنهاددهنده، درنظرگرفتن پارامتر زمان برای شناسایی علایق کاربر است. همچنین برخی از کارهای پژوهشی اخیر از اعمال مفهوم زمینه و دسته (رده) اقلام و رابطه و شباهت بین زمینه‌ها به‌عنوان یک رویکرد کارآمد برای دستیابی به توصیه‌های دقیق‌تر استفاده می‌کنند. به‌علاوه یکی از موفق‌ترین تکنیک‌ها برای غلبه بر مشکلات خلوتی داده‌ها و شروع سرد، اضافه‌کردن ارزیابی اعتماد به پالایش مشارکتی سنتی است (Nobahari et al., 2019; Sani & Tabriz, 2017; Zheng et al., 2015). ازآنجاکه مقدار اعتماد مستقیم همواره در دسترس نیست، تخمین سطح اعتماد به‌صورت غیرمستقیم می‌تواند در کاربردهای مختلف ازجمله در سیستم‌های پیشنهاددهنده مبتنی بر اعتماد مفید باشد. در ادبیات اعتماد محاسباتی، این تخمین غیرمستقیم اعتماد اصطلاحاً انتشار اعتماد نامیده می‌شود (Ghavipour & Meybodi, 2018). درصورتی‌که پارامترهای مختلف در انتشار اعتماد در نظر گرفته شود، کارآمدی و صحت سیستم‌های پیشنهاددهنده مبتنی بر اعتماد افزایش خواهد یافت. ازجمله درنظرگرفتن رابطه بین زمینه‌های اقلام (به‌عنوان‌مثال، مکان‌های گردشگری موردعلاقه) در انتشار اعتماد در این راستا مؤثر خواهد بود.

باوجود توجه به پارامترهای اعتماد و زمان برای بهبود دقت پیشنهاد مکان‌های گردشگری و غلبه بر چالش‌هایی از قبیل خلوتی داده‌ها در منابع فوق، در پژوهش حاضر یک خلأ موجود در این زمینه موردتوجه قرار می‌گیرد و آن این است که ابعاد مختلف زمان در تخمین اعتماد و ارتقای دقت پیشنهادها در پژوهش‌های پیشین موردتوجه قرار

نگرفته است؛ بنابراین مسئله اصلی در این پژوهش، ارائه راهکار جدیدی برای ارتقای پیشنهاد مکان‌های بازدید به گردشگران است که از یک مدل زمانی پنج‌بعدی شامل ابعاد ساعت‌های شبانه‌روز، روزهای هفته، روزهای ماه، ماه‌های سال و مناسبت‌ها استفاده می‌کند و با محاسبه فاصله اقلیدسی بین زمان توصیه با زمان تجربه‌های قبلی کاربر فعال و کاربران مشابه او مکان‌های گردشگری مناسب را شناسایی و پیشنهاد می‌کند. راهکار پیشنهادی همچنین از پارامتر اعتماد برای افزایش دقت پیشنهاد مکان‌های بازدید بهره می‌گیرد. برای بهبود دقت ارزیابی اعتماد، یک معیار جدید مبتنی بر ساختار درخت شباهت بین زمینه‌ها معرفی می‌شود. هدف اصلی این پژوهش، بالابردن دقت توصیه‌ها در سیستم‌های پیشنهاد مکان‌های موردعلاقه به گردشگران و درنتیجه افزایش سطح رضایت آنان از عملکرد سیستم است.

سؤال اصلی پژوهش حاضر این است که آیا درنظرگرفتن ابعاد مختلف پارامتر زمان در سیستم‌های پیشنهاد مکان‌های گردشگری در کنار پارامتر اعتماد بین کاربران می‌تواند دقت توصیه‌های سیستم را به‌صورت معناداری افزایش دهد. برای پاسخ‌دادن به این سؤال، در این پژوهش، یک مدل محاسباتی جدید برای بهبود رویکرد پالایش مشارکتی با واردکردن ابعاد زمان و اعتماد پیشنهاد می‌شود و این مدل با پیاده‌سازی بر روی چند مجموعه‌داده شناخته‌شده مرتبط با گردشگران و مکان‌های گردشگری مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

پیشینه پژوهش

در این بخش، مهم‌ترین کارهای پژوهشی مرتبط موردبررسی و تحلیل قرار می‌گیرد.

کارهای پژوهشی مختلفی باهدف بررسی تأثیر روابط اجتماعی، زمان، مکان و زمینه بر کارایی سیستم‌های پیشنهاددهنده انجام شده است. به‌عنوان نمونه، ساویج و همکاران[1] (۲۰۱۲) یک الگوریتم توصیه مبتنی بر مکان برای ارتقای صحت اقلام پیشنهادی بر اساس

1. Savage et al.

یادگیری با توجه به تحلیل پروفایل کاربر در شبکه‌های اجتماعی و موقعیت مکانی وی ارائه کردند. اگرچه این الگوریتم، نوعی زمینه را در نظر می‌گیرد ولی تلقی آن از مفهوم «زمینه» با آنچه در مدل پیشنهادی ما موردنظر است، متفاوت است. درواقع در مرجع مذکور، اصطلاح «زمینه» به شرایط و حس‌وحال[1] کاربر اطلاق می‌شود، درحالی‌که در مدل پیشنهادی در پژوهش حاضر، منظور از زمینه، حوزه و دامنه اقلام پیشنهادی به کاربر است.

ژنگ و چو[2] (۲۰۱۵) یک چارچوب احتمالاتی برای استفاده از تأثیر همبستگی زمانی، جهت توصیه مکان گردشگری با درنظرگرفتن زمان پیشنهاد کردند با این استدلال که در شبکه‌های اجتماعی مبتنی بر مکان، زمان به‌طور قابل‌توجهی تحت تأثیر رفتارهای ثبت بازدیدهای کاربران است. چارچوب یادشده، علاوه بر توصیه مکان، زمان مناسب برای بازدید از آن مکان را هم به گردشگر پیشنهاد می‌کند.

در پژوهش انجام‌شده توسط اوزسوی و همکاران[3] (۲۰۱۶) یک سیستم پیشنهاد مکان بازدید معرفی شده است که اولویت زمانی کاربران را برای توصیه پویا در نظر می‌گیرد. رویکرد توصیه از روش بهینه‌سازی چندهدفه و مکان موردعلاقه با استفاده از معیارهای مختلف، یعنی ثبت بازدید[4]های گذشته، شهر کاربر، زمان بازدید و نفوذ میان کاربران استفاده می‌کند.

کفالاس و مانولوپولوس[5] (۲۰۱۷) 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 کرده‌اند. هر دو مدل برای انتخاب مرتبط‌ترین کاربران از پیش‌پالایش اطلاعات استفاده می‌کنند و تغییر ترجیحات کاربران یعنی کشف مکان‌های جدید، تجربه کاربر، محبوبیت و نفوذ اجتماعی را به‌عنوان چهار دلیل اصلی تغییر ترجیحات کاربران در نظر می‌گیرند.

---

1. feeling
2. Zhang & Chow
3. Ozsoy et al.
4. check-in
5. Kefalas, P., & Manolopoulos, Y.

پژوهش (توان و همکاران[1] (۲۰۱۷) یک سیستم توصیه برای فیلترکردن مشارکتی مبتنی بر مکان با دوره‌های زمانی پویا را برای توصیه مکان‌های موردعلاقه به کاربران تلفن همراه ارائه می‌دهد. این سیستم، شباهت را بر اساس تازگی مکان بازدید محاسبه می‌کند و کاربران تلفن همراه را قادر می‌سازد تا با انتخاب راهبردهای مختلف در موقعیت‌های متفاوت، موارد توصیه‌شده را که ازلحاظ زمان و مکان جاری مناسب هستند، مطابقت دهند. این سیستم، ترجیحات اخیر کاربران را با اماکن جدید ادغام می‌کند؛ بنابراین سیستم می‌تواند آیتم‌های مکانی را مطابق با اولویت اخیر کاربران و شرایط فعلی معرفی کند.

در راهکار معرفی‌شده توسط ژایو و همکاران[2]، برای توصیه محل بازدید، سه ویژگی استخراج می‌شود که عبارت‌اند از ویژگی جغرافیایی، قابلیت محبوبیت و ویژگی‌های اجتماعی. این ویژگی‌ها باعث افزایش اثربخشی و دقت توصیه‌های گسترده می‌شود. درواقع در این مدل، توصیه مکان‌های گردشگری در شبکه‌های اجتماعیِ مبتنی بر مکان به یک مسئله طبقه‌بندی دودویی تبدیل می‌شود و یک سیستم پیشنهاد جدید معرفی شده است. این سیستم می‌تواند برای استخراج همبستگی‌های جفت‌های گردشگر-محل مورداستفاده قرار گیرد.

در پژوهش خزاعی و علی‌محمدی[3] (۲۰۱۸) یک مدل گروه‌بندی کاربران پیشنهادشده است تا اطلاعاتی در مورد کاربران از طریق یک شبکه اجتماعی مبتنی بر مکان[4] به دست آید. ترجیحات کاربران، نزدیکی موقعیت مکان‌های بازدیدشده توسط گردشگران، روزهای فراغت کاربران و روابط اجتماعی بین آن‌ها به‌صورت خودکار از سابقه مکان کاربران و پروفایل‌های آن‌ها در شبکه اجتماعی استخراج می‌شود. با ترکیب این فاکتورها شباهت بین کاربران تعیین می‌شود و گردشگران به گروه‌هایی دسته‌بندی می‌شوند.

---

1. Tuan et al.,
2. Zhao et al.
3. Khazaei, E., & Alimohammadi, A.
4. Location-based Social Network (LBSN)

طهماسبی و همکاران[1] (۲۰۱۸) رویکردی برای مدل‌سازی پویایی ترجیحات کاربر در سیستم‌های پیشنهاددهنده بر اساس چارچوب تجزیه تنسور زوجی ارائه شده است. ترجیحات گذشته کاربر وزن‌دهی می‌شوند و اهمیت آن‌ها به‌تدریج بر اساس یک فاکتور موسوم به ضریب فرسایش زمانی فردی کاهش می‌یابد. مقدار ضریب فرسایش زمانی به نرخ پویایی ترجیحات کاربر وابسته است (Rafailidis & Nanopoulos, 2015). همچنین مدل مذکور از اطلاعات دموگرافیک گردشگران و شباهت‌های بین آن‌ها به‌عنوان دانش پیشین درباره پویایی ترجیحات کاربر استفاده می‌کند.

ینگ و همکاران[2] (۲۰۱۹) یک الگوریتم پیشنهاد مکان‌های گردشگری ارائه کردند که دو خاصیت زیر را برای پیشنهادهای مکان بعدی در نظر می‌گیرد:

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

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

در پژوهش انجام‌شده توسط حسینی و همکاران[3] (۲۰۱۹) یک مدل احتمالاتی برای پیشنهاد مکان‌های گردشگری، موسوم به تأثیر وابسته به زمان چندجنبه‌ای[4] ارائه شده است. مدل مذکور ابتدا یک‌جهت چندمتغیره زمانی گردشگر را برمبنای ثبت بازدیدهای او از مکان‌ها در شبکه‌های اجتماعی مبتنی بر مکان تشخیص می‌دهد. سپس توصیه را با استفاده از تأثیر زمانی بین کاربران و مکان‌های پیشنهادشده انجام می‌دهد.

روی[5] (۲۰۲۰) یک مرور مفهومی از رویکردهای سیستم‌های پیشنهاددهنده مبتنی بر اعتماد و مطالعات اخیر بر روی این سیستم‌ها و همچنین تحلیلی از ملاک‌های اعتماد مورداستفاده در این حوزه ارائه می‌کند. مؤلفان نتیجه می‌گیرند که در ساختن ملاک اعتماد باید زمان ارزشیابی همراه با اطلاعات ارزشیابی آیتم در نظر گرفته شود تا ملاک‌های

1. Tahmasbi et al.
2. Ying et al.
3. Hosseini et al., 2019
4. Multi-aspect Time-related Influence (MATI)
5. Roy, F

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 شوند.

بدی[1] (۲۰۲۰) یک رویکرد بین دامنه‌ای برای سیستم‌های پیشنهاددهنده گروهی ارائه می‌کند. در این رویکرد، پیشنهادهای ارائه‌شده توسط کاربران قابل‌اعتماد و خوش‌نام در گروه، پذیرش توصیه‌ها را نسبت به پیشنهادهای سایر افراد گروه بهبود می‌بخشد. سیستم به‌گونه‌ای طراحی شده است که اطلاعات زیردامنه‌های مختلف دامنه گردشگری را در نظر می‌گیرد.

در پژوهش ارائه‌شده توسط ریچا و بدی[2] (۲۰۲۱) یک سیستم پیشنهاددهنده بین‌دامنه‌ای[3] معرفی شده است که 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.

الیبدری و همکاران[4] (۲۰۲۱) یک رویکرد پس‌پالایش مبتنی بر اعتماد آگاه از زمینه برای غلبه بر مشکلات خلوتی داده‌ها و شروع سرد در سیستم‌های پیشنهاددهنده پیشنهاد کردند. این رویکرد از میانگین اختلاف نسبی بین زمینه‌ها استفاده می‌کند. مؤلفان ابتدا میانگین امتیاز را برای هر شرایط زمینه‌ای محاسبه می‌کنند و همه ارزشیابی‌ها را بر اساس وضعیت زمینه‌ای هر چندگانه متوازن می‌کنند. آن‌ها همچنین از مفهوم اطمینان برای حذف کاربران غیرقابل‌اطمینان از شبکه اعتماد قبل از تولید پیش‌بینی‌ها استفاده می‌کنند.

از طرف دیگر توجه به این نکته لازم است که در دوران جدید که به نام عصر پسافوردیسم شناخته می‌شود، الگوهای عرضه و تقاضا در حوزه گردشگری نسبت به دوره فوردیسم با تحولات چشمگیری مواجه شده است که این موضوع باید در راهبردهای عرضه‌کنندگان خدمات گردشگری و ازجمله سیستم‌های توصیه‌گر مکان‌ها به مشتریان

1. Bedi, P.
2. Richa & Bedi, P.
3. Cross-Domain Recommender System
4. El Yebdri et al., 2021

موردتوجه قرار گیرد. ازجمله این تغییرات در الگوها می‌توان به کم‌رنگ‌شدن مرز بین کار و اوقات فراغت، تمایل به ماجراجویی و تجربه‌های جدید و متفاوت در سفر و پذیرش سختی احتمالی آن‌ها، تجربه‌های مسافرت‌های قبلی بیشتر، افزایش فردگرایی و تنوع در انگیزه‌ها و معیارهای انتخاب سفر اشاره کرد (مودودی، ۱۳۹۹؛ شایان، ۱۴۰۱) (Ineson et al., 2017; Liasidou, 2022) . درواقع پویایی و انعطاف‌پذیری از مشخصه‌های اصلی سبک زندگی در دوران پسافوردیسم است و الگوهای رفتاری و ترجیحات قبلی شهروندان نمی‌تواند به تنهایی معیار پیش‌بینی الگوهای مسافرتی جدید آن‌ها تلقی شود (سقایی و پاپلی یزدی، ۱۳۹۳).

بررسی کارهای مرتبط نشان می‌دهد که موضوع زمان و استفاده از آن برای بهبود کارآمدی سیستم‌های پیشنهاددهنده در سال‌های اخیر موردتوجه محققان قرار داشته و کارهای پژوهشی بسیاری در این حوزه انجام و ارائه شده است. این موضوع، تأییدی بر اهمیت و ضرورت پژوهش‌های بیشتر در این زمینه است (Kefalas & Manolopoulos, 2017).

روش پژوهش و مدل پیشنهادی

با توجه به هدف اصلی پژوهش حاضر مبنی بر افزایش دقت توصیه‌های سیستم‌های پیشنهاددهنده مکان‌های بازدید به گردشگران با واردکردن تأثیر ابعاد زمان، پژوهش شامل چند مرحله است. در ابتدا یک رویکرد جدید برای بازنمایی زمان ارزشیابی و زمان بازدید برحسب ابعاد ساعت‌های شبانه‌روز، روزهای هفته، روزهای ماه، ماه‌های سال و مناسبت‌ها ارائه می‌گردد. سپس این رویکرد بازنمایی زمان با یک مدل محاسباتی اعتماد و تکنیک پالایش مشارکتی آگاه از زمینه تلفیق می‌شود تا مدل محاسباتی جامعی برای استخراج و توصیه مکان‌های موردعلاقه گردشگران به آن‌ها ساخته شود. در مرحله بعدی پژوهش، برای ارزیابی میزان تأثیر مدل پیشنهادی در بالابردن دقت توصیه‌های سیستم و درنتیجه سطح رضایت کاربران، مدل ارائه‌شده بر روی چند مجموعه‌داده حوزه گردشگری پیاده‌سازی شده که نتایج آن گزارش و تحلیل می‌شود.

در ادامه این بخش، مدل پیشنهادی معرفی می‌شود. ابتدا بیان فرمال مسئله پژوهش و توصیف کلی مدل، ارائه می‌گردد. سپس جزییات ماژول‌های مهم مورداستفاده در مدل پیشنهادی توصیف خواهد شد.

به‌صورت فرمال، مسئله این پژوهش را می‌توان به‌صورت زیر بیان کرد:

ورودی:

- *u*: شناسه کاربر فعال، یعنی کاربری که قرار است امتیاز او به آیتم هدف قرار است تخمین زده شود.
- *l*: موقعیت مکانی کاربر.
- *t*: زمان فعلی.
- *y*: نوع مکان گردشگری موردنظر کاربر (اختیاری)

موقعیت مکانی کاربر شامل زوج مرتب (x, y) به‌عنوان مختصات موقعیت مکانی (طول و عرض جغرافیایی) است.

زمان در مدل پیشنهادی به‌صورت یک نقطه در یک فضای پنج‌بعدی در نظر گرفته می‌شود. این ابعاد در جدول ۱ ارائه شده است.

ازنظر تقارن با مناسبت‌ها به یک زمان خاص یکی از اعداد ۱- یا ۰ یا ۱ می‌تواند نسبت داده شود که به ترتیب تقارن با یک مناسبت عزاداری، عدم تقارن با مناسبت خاص و تقارن با یک مناسبت جشن را نشان می‌دهد.

جدول ۱. ابعاد درنظرگرفته‌شده برای زمان در روش پیشنهادی

ابعاد زمان	نماد	محدوده مقادیر
ساعات در شبانه‌روز	X_1	{0, 1, 2, …, 23}
روز در هفته	X_2	{1, 2, 3, …., 7}
روز در ماه	X_3	{1, 2, 3, …, 31}
ماه در سال	X_4	{1, 2, 3, …, 12}
مناسبت‌ها	X_5	{-1, 0, 1}

به‌عنوان نمونه لحظه زمانی ساعت ۹ شب چهارشنبه ۳۰ آذر (مقارن با مناسبت شب یلدا) به‌صورت یک نقطه در فضای پنج‌بعدی با مختصات زیر بازنمایی می‌شود:

$X_1 = ۲۱$

$X_2 = ۵$

$X_3 = ۳۰$

$X_4 = ۹$

$X_5 = ۱$

بنابراین لحظه زمانی مذکور را می‌توان به‌صورت بردار [21, 5, 30, 9, 1] نمایش داد.

چهارمین مؤلفه ورودی یعنی نوع مکان موردنظر گردشگر، اختیاری است؛ به‌عبارت‌دیگر ممکن است کاربر نوع مکان موردعلاقه خود جهت پیشنهاد را مشخص کند (مثلاً رستوران، سینما، مرکز خرید یا...) و یا این‌که به‌طورکلی از سیستم درخواست پیشنهاد هر مکان مناسب را داشته باشد.

خروجی:

- لیست n مکان برتر جهت پیشنهاد به کاربر فعال

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 چهارتایی $<u, p, t, r>$ است. این چهار فیلد به ترتیب شناسه کاربر ارزشیابی‌کننده، شناسه مکان ارزشیابی‌شده، زمان ارزشیابی و مقدار ارزشیابی را نشان می‌دهند. شناسه مکان درعین‌حال کلید خارجی برای جدول اطلاعات مکان‌ها در پایگاه داده است که از طریق آن مؤلفه‌های مختلف مربوط به مکان‌ها ازجمله موقعیت مکانی و نوع مکان قابل‌استخراج است. فیلد زمان خود شامل پنج مؤلفه فرعی است که ابعاد

زمان ارزشیابی را به‌صورت یک نقطه مطابق الگوی پنج‌بعدی جدول ۱ نشان می‌دهد. فیلد r مقدار ارزشیابی را به‌صورت یک عدد (معمولاً یک عدد طبیعی از ۱ تا ۵) نشان می‌دهد. البته مقدار r در بسیاری از رکوردهای پایگاه داده تهی (نامعلوم) است.

توصیف کلی روش پیشنهادی در شبه‌کد زیر ارائه شده است:

۱- اطلاعات کاربر هدف شامل سه مؤلفه (u, l, t) دریافت می‌شود که در مورد جزییات مؤلفه‌های ورودی قبلاً در این بخش توضیح داده شد.

۲- با مراجعه به پایگاه داده ارزشیابی (امتیازات)، برای هر ارزشیابی مربوط به یک مکان واقع در محدوده جغرافیایی موقعیت مکانی کاربر و بر اساس نوع مکانی که احیاناً توسط کاربر مشخص شده است، بررسی به‌صورت زیر انجام می‌شود:

۲-۱ میزان اعتماد کاربر هدف به کاربر ارزشیابی‌کننده در زمینه این مکان گردشگری خاص بر اساس محاسبه شباهت، تخمین زده می‌شود.

۲-۲ فاصله بین نقطه زمانی ارزشیابی با نقطه زمانی فعلی بر اساس معیار فاصله اقلیدسی وزنی محاسبه می‌شود.

۳- امتیاز (ارزشیابی) تخمینی کل هریک از اماکن گردشگری بررسی‌شده در مرحله ۲ بر اساس یک پارامتر «مرتبط‌بودن» که از ترکیب مقدار اعتماد و نزدیکی زمانی تعیین می‌شود محاسبه می‌گردد.

۴- لیست مکان‌های بازدید برحسب امتیاز تخمینی کل مرتب می‌شود.

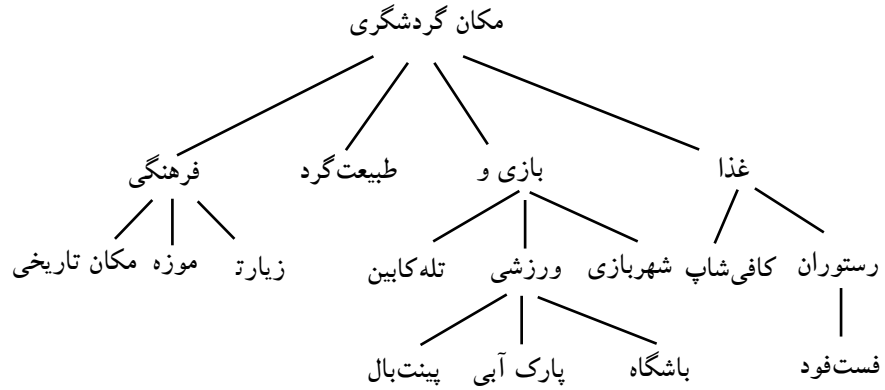
۵- از لیست مرتب حاصل از مرحله ۴، تعداد N مکان بالاتر انتخاب و به کاربر هدف پیشنهاد می‌شود.

در زیربخش‌های بعدی این بخش، به ترتیب نحوه کار زیرمرحله ۲-۱ (ماژول تخمین اعتماد آگاه از زمینه)، زیرمرحله ۲-۲ (ماژول محاسبه فاصله زمانی) و مرحله ۳ (ماژول محاسبه معیار مرتبط‌بودن) با جزییات توصیف خواهد شد.

ماژول تخمین اعتماد آگاه از زمینه

برای انتشار اعتماد مبتنی بر زمینه، پیشنهاد می‌شود که روابط بین زمینه‌ها در یک ساختار سلسله‌مراتبی به نام درخت زمینه بازنمایی شود. به‌عنوان یک نمونه، برای سیستم‌های پیشنهاددهنده مکان‌های موردعلاقه گردشگران، درخت زمینه می‌تواند به‌صورت درخت شکل ۱ یا شبیه آن باشد.

شکل ۱. یک درخت زمینه نمونه برای انتشار اعتماد مبتنی بر زمینه در سیستم‌های پیشنهاددهنده مکان‌های بازدید



با استفاده از درخت زمینه شکل ۱، اگر اعتماد از یک کاربر u_1 به کاربر u_2 در یک زمینه مشخص c_0 داده شده باشد، برای تخمین مقدار اعتماد در زمینه جاری c ابتدا زوج گره متناظر با زمینه‌های c_0 و c در درخت با توجه به نوع مکان‌ها (یا در حالت کلی آیتم‌ها) پیدا می‌شوند. سپس مقدار نزدیک‌بودن بین دو زمینه با استفاده از معیار فاصله (یا شباهت) محاسبه می‌شود. هرچه زمینه‌های c_0 و c نزدیک‌تر باشند، انتشار اعتماد از c_0 به c قوی‌تر خواهد بود. برای محاسبه شباهت بین دو زمینه، می‌توان از معیار شباهت ووپ[1] استفاده کرد (Wu & Palmer, 1994). بر اساس این معیار، برای تعیین مقدار شباهت بین گره‌های C_1 و

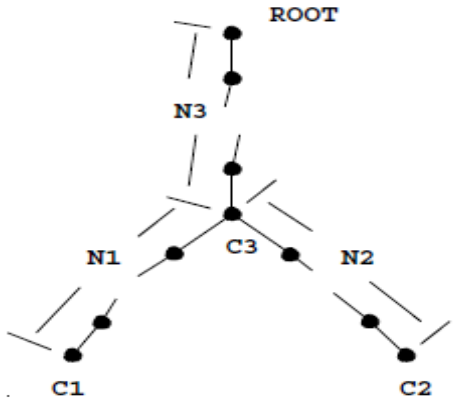
1. WUP

C_2 در درخت، ابتدا پایین‌ترین اَبَرمفهوم مشترک[1] گره‌های C_1 و C_2 به‌عنوان C_3 تعیین می‌شود. سپس شباهت زمینه‌ای بین C_1 و C_2 به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$ConSim(C_1, C_2) = \frac{2 \times N_3}{N_1 + N_2 + 2 \times N_3} \quad (۱)$$

همان‌طور که در شکل ۲ 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.

شکل ۲. نمادگذاری مورداستفاده در معیار شباهت زمینه‌ای ووپ



در پژوهش حاضر علاوه بر معیار ووپ، طول مسیر بین گره‌های C_1 و C_2 به‌عنوان یک معیار شباهت جایگزین بررسی‌شده است. برای داشتن یک معیار کارآمدتر می‌توان به سطح‌ها و یال‌های درخت زمینه، برچسب‌های وزنی اختصاص داد.

مقدار اعتماد آگاه از زمینه کاربر فعال به کاربر ارزشیابی‌کننده با استفاده از رابطه زیر تعیین می‌شود:

$$T = 1 - \frac{\sum ConSim(C, C').|r - r'|}{\sum ConSim(C, C')} \quad (۲)$$

1. Least Common Superconcept (LCS)

که در رابطه فوق، T مقدار اعتماد کاربر فعال به کاربر ارزشیابی‌کننده را به‌صورت عددی متعلق به [0, 1] نشان می‌دهد و ConSim (C, C') مقدار شباهت زمینه‌ای بین دو آیتم (به‌طور مشخص دو مکان بازدید) خاص است که توسط کاربر فعال و کاربر ارزشیابی‌کننده امتیازدهی شده‌اند که این مقدار شباهت بر اساس رابطه ۱ محاسبه شده است. همچنین r و r' به ترتیب مقدار ارزشیابی کاربر فعال و کاربر ارزشیابی‌کننده را نشان می‌دهند.

ماژول محاسبه فاصله زمانی

پیش‌تر در این بخش، روال کلی کار مدل پیشنهادی به‌صورت شبه‌کد ارائه شد. در مرحله ۲-۲ شبه‌کد مذکور لازم است فاصله بین نقطه زمانی ارزشیابی با نقطه زمانی فعلی محاسبه شود. این کار ازآن‌جهت اهمیت دارد که هرچه زمان ارزشیابی ثبت‌شده به لحظه حال نزدیک‌تر باشد، با اطمینان بیشتری می‌توان آن ارزشیابی را برای انتخاب مکان‌های مناسب جهت ارائه به گردشگر، مبنا قرار داد و به‌عبارت‌دیگر هرچه ارزشیابی جدیدتر باشد باید وزن بیشتری برای آن در نظر گرفته شود. از طرف دیگر همان‌گونه که قبلاً توضیح داده شد در مدل پیشنهادی هرلحظه زمانی به‌عنوان یک نقطه در فضای پنج‌بعدی و به‌عبارت‌دیگر به‌صورت یک بردار پنج‌تایی نشان داده می‌شود. بدیهی است که در حالت کلی می‌توان فضای زمان را n بعدی در نظر گرفت که در مدل پیشنهادی n=5 در نظر گرفته شده است. برای محاسبه فاصله این دو لحظه زمانی، استفاده از معیار اقلیدسی وزن‌دار پیشنهاد می‌گردد؛ به‌عبارت‌دیگر برای هریک از ابعاد زمان یک وزن در نظر گرفته می‌شود که می‌توانیم این وزن‌ها را در قالب یک بردار وزن به‌صورت $W = [w_1, w_2, \ldots, w_n]$ نشان دهیم. اگر زمان حال را به‌عنوان نقطه با بردار $X = [x_1, x_2, \ldots, x_n]$ و لحظه زمانی ارزشیابی را به‌عنوان نقطه با بردار $X' = [x'_1, x'_2, \ldots, x'_n]$ نشان دهیم، فاصله بین دو نقطه مذکور از ضرب داخلی بردار W در بردار $X - X'$ به دست می‌آید؛ به‌عبارت‌دیگر خواهیم داشت:

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} w_i (x_i - x'_i)^2} \quad (۳)$$

مقدار فاصله به‌دست‌آمده، نرمال‌سازی می‌گردد. برای این منظور ابتدا حداکثر فاصله بین دو نقطه یا به‌عبارت‌دیگر مدت فاصله قدیمی‌ترین ارزشیابی ثبت‌شده در پایگاه داده به نام d_{max} تعیین می‌شود و سپس با تقسیم مقدار d بر d_{max} فاصله زمانی نرمال‌شده محاسبه می‌گردد:

$$nd = \frac{d}{d_{max}} \quad (۴)$$

ماژول محاسبه معیار مرتبط‌بودن

در دو زیربخش قبلی نحوه محاسبه فاصله بین زمان ارزشیابی و زمان حال و نیز اعتماد آگاه از زمینه کاربر فعال نسبت به هر کاربر ارزشیابی‌کننده توصیف شد. در مرحله بعدی (همان‌طور که پیش‌تر در شبه‌کد روش پیشنهادی اشاره شد) لازم است امتیاز (ارزشیابی) تخمینی کل هریک از مکان‌های گردشگری بررسی‌شده در مرحله قبل بر اساس یک پارامتر «مرتبط‌بودن» تعیین شود. در این قسمت نحوه محاسبه این پارامتر را توضیح می‌دهیم. پارامتر مرتبط‌بودن در روش پیشنهادی به‌عنوان تابعی از دو پارامتر اعتماد و نزدیک‌بودن زمانی در نظر گرفته شده است. هریک از این دو می‌توانند با وزن متفاوتی در نظر گرفته شوند که اگر وزن اعتماد را با α و وزن نزدیک‌بودن زمانی را با $1 - \alpha$ نشان دهیم، می‌توان رابطه زیر را برای تعیین میزان مرتبط‌بودن ارائه کرد:

$$(Rel_R = \alpha.T + (1 - \alpha).(1 - nd) \quad (۵)$$

که Rel_R میزان مرتبط‌بودن ارزشیابی R است و T و nd به ترتیب میزان اعتماد و فاصله زمانی نرمال‌شده را نشان می‌دهند که نحوه محاسبه و روابط مربوط به آن‌ها پیش‌تر ارائه شد.

درنهایت، مقدار ارزشیابی تخمینی کاربر فعال (u) به آیتم موردنظر (i) طبق رابطه زیر

تخمین زده می‌شود:

$$r_i^u = \frac{\sum_{R \in CRS} Rel_R . r_R}{\sum_{R \in CRL} r_R} \quad (۶)$$

در رابطه فوق، CRS مجموعه ارزشیابی‌های کاندید[1] را نشان می‌دهد که همان‌گونه که در مرحله ۲ الگوریتم اشاره شد، شامل ارزشیابی‌های مکان‌هایی است که در محدوده جغرافیایی موقعیت مکانی کاربر فعال واقع هستند و متناسب با نوع مکانی هستند که توسط کاربر مشخص شده است.

ارزیابی مدل پیشنهادی

در این بخش، نتایج ارزیابی مدل پیشنهادی بر اساس آزمایش‌های مختلف ارائه و تحلیل می‌گردد. ابتدا مجموعه‌داده‌های مورداستفاده معرفی می‌شوند. سپس معیارهای ارزیابی و الگوریتم‌های مورد مقایسه توصیف می‌گردند و نتایج ارزیابی رویکرد پیشنهادی ارائه و با نتایج مربوط به چند روش موجود مقایسه می‌شود.

مجموعه‌داده‌ها

آزمایش‌ها بر روی سه مجموعه داده عمومی واقعی یعنی Yelp، Foursquare و Gowalla انجام‌شده است. توصیف این سه مجموعه‌داده به شرح زیر است:

Yelp– این مجموعه‌داده اطلاعاتی در مورد ارزشیابی‌ها و نظرات کاربران برای کسب‌وکارهایی از ۱۰ شهر را دربردارد.

Foursquare– این مجموعه‌داده داده‌های حضور کاربران از ۱۲ آپریل ۲۰۱۲ تا ۱۶ فوریه ۲۰۱۳ در مکان‌های موردعلاقه در شهر نیویورک را دربردارد. در پژوهش حاضر، مانند مرجع ییِنگ و همکاران[2] (۲۰۱۹) برای دستیابی به داده‌های کاربردی‌تر، مکان‌هایی انتخاب گردید که حداقل توسط ۵ کاربر بازدید شده است و کاربرانی که حداقل از ۱۰

1. Candidate Rating Set
2. Ying et al.

مکان بازدید کرده‌اند.

Gowalla– این مجموعه‌داده اطلاعات حضور کاربران در شهرهای مختلف جهان در مکان‌های موردعلاقه در بازه زمانی فوریه ۲۰۰۹ تا اکتبر ۲۰۱۰ را ارائه می‌کند. مشابه مرجع ییِنگ و همکاران (۲۰۱۹)، رکوردهای مربوط به مکان‌های جذاب کالیفرنیا انتخاب گردید و مکان‌های غیرمحبوب که توسط کمتر از ۱۵ کاربر بازدید شده‌اند و همچنین گردشگرانی که کمتر از ۲۰ مکان را بازدید کرده‌اند فیلتر شدند.

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

جدول ۲. اطلاعات آماری در مورد مجموعه‌داده‌های مورداستفاده در ارزیابی

مجموعه‌داده	تعداد	تعداد	تعداد بازدید	میانگین تعداد بازدید هر
Yelp	۵۵۲۳۳۸	۷۷۰۷۸	۲۲۲۵۲۰۴	۴/۰۳
Foursquare	۱۰۷۸	۲۹۴۴	۷۱۶۲۲	۶۶/۴۴
Gowalla	۲۱۶۶	۴۰۴۷	۱۰۰۹۸۶	۴۶/۶۲

معیارهای ارزیابی و الگوریتم‌های مورد مقایسه

در این پژوهش، سه معیار متداول برای ارزیابی رویکرد پیشنهادی و مقایسه صحت و کارآمدی آن با چند روش موجود مورداستفاده قرار گرفته است:

دقت[1]: نسبت تعداد آیتم‌های مرتبط در لیست N آیتم برتر به N؛ به‌عبارت‌دیگر این معیار به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$Precision = \frac{Relevant \cap Retrieved}{Retrieved} \qquad (۷)$$

فراخوانی[2]: نسبت تعداد آیتم‌های مرتبط در لیست N آیتم پیشنهادی به تعداد کل آیتم‌های

1. Precision
2. Recall

مرتبط؛ به‌عبارت‌دیگر معیار فراخوانی از رابطه زیر تعیین می‌شود:

$$Recall = \frac{Relevant \cap Retrieved}{Relevant} \quad (۸)$$

F1: 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 به‌صورت رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$F - score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (۹)$$

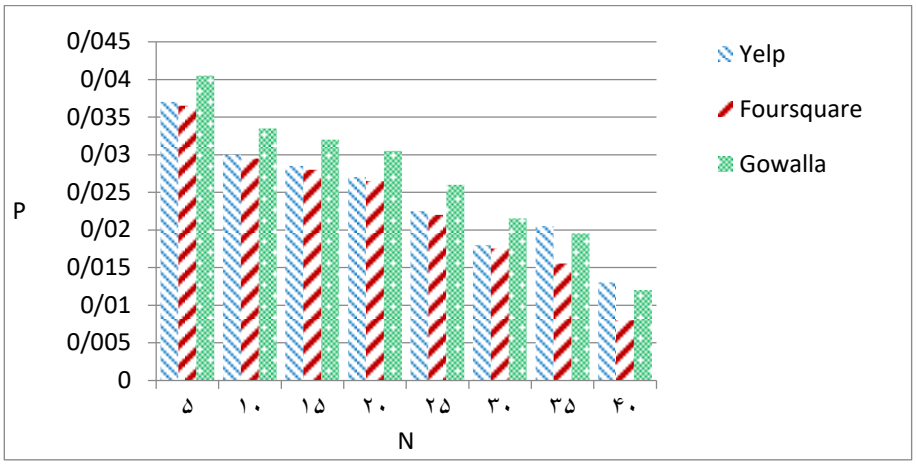
نتایج مدل پیشنهادی در این پژوهش با سه کار پژوهشی مشابه موجود شامل $USST_C$، MEAP-T و +LOCABAL که به ترتیب توسط کفالاس و مانولوپولوس[1] (۲۰۱۷)، ینگ و همکاران[2] (۲۰۱۹) و آردیسونو و ماورو[3] (۲۰۲۰) مورد مقایسه قرار گرفت.

یافته‌ها

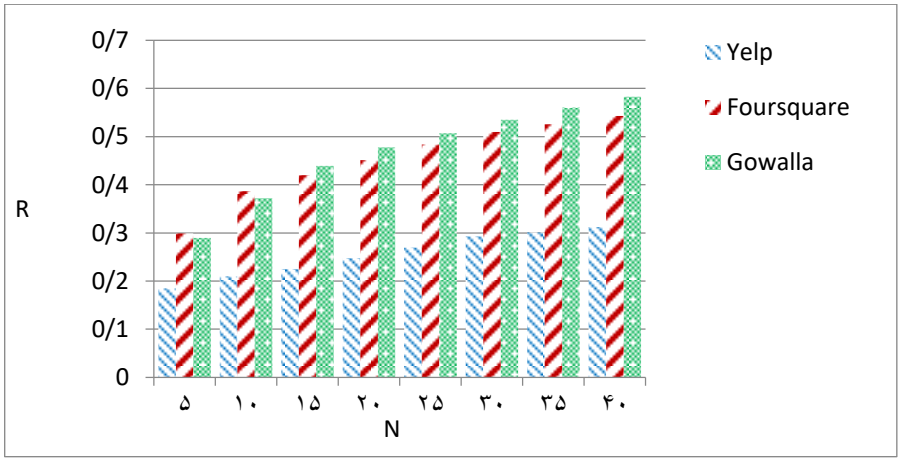
اولین آزمایش برای تحلیل حساسیت مدل پیشنهادی ازنظر معیارهای دقت و فراخوانی نسبت به تغییرات مقدار N برای پیشنهاد N آیتم برتر انجام شد. شکل ۳ نتایج این آزمایش را برای مقادیر مختلف N شامل ۵، ۱۰، ۱۵، ۲۰، ۲۵، ۳۰، ۳۵ و ۴۰ بر روی سه مجموعه‌داده مورداستفاده نشان می‌دهد. همان‌طور که انتظار می‌رود، با زیادشدن تعداد مکان‌های پیشنهادشده، دقت کاهش می‌یابد. این موضوع قابل‌درک است زیرا با افزایش محل‌های بیشتر به گردشگر، تعداد حالت‌های منفی کاذب افزایش می‌یابد. از طرف دیگر با افزایش N، مقدار فراخوانی زیاد می‌شود. این موضوع به این دلیل است که با پیشنهاد تعداد بیشتر مکان بازدید، موارد مرتبط بیشتری هم به کاربر پیشنهاد می‌شوند. این به معنی افزایش تعداد مثبت‌های درست است که به افزایش مقدار پارامتر دقت می‌انجامد.

1. Kefalas, P., & Manolopoulos, Y.
2. Ying, et al.
3. Ardissono, L., & Mauro, N.

شکل ۳. تحلیل حساسیت برحسب مقادیر مختلف **N** برحسب (**a**) دقت (**b**) فراخوانی



(a)



(b)

منبع: یافته‌های تحقیق حاضر

آزمایش‌های دیگری برای ارزیابی و مقایسه کارایی مدل پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها انجام شد. معیارهای دقت و فراخوانی و F1 به ازای N=10 اندازه‌گیری شد.

جدول ۳ خلاصه نتایج ارزیابی را برحسب دقت نشان می‌دهد. همان‌گونه که در جدول مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی برای مجموعه‌داده‌های مختلف بهترین مقادیر

دقت را در مقایسه با کارهای پژوهشی موجود ارائه می‌کند.

جدول ۴ نتایج فراخوانی روش‌های مورد مقایسه بر روی مجموعه‌داده‌های مختلف را نشان می‌دهد. با توجه به جدول، روش پیشنهادی بر روی مجموعه‌داده‌های Yelp و Gowalla بهتر از روش‌های دیگر عمل می‌کند. البته در مورد مجموعه‌داده Foursquare نتیجه روش پیشنهادی با روش +LOCABAL برابر است.

در نهایت، مقادیر F1 بر اساس رابطه (۹) برای کلیه حالت‌ها محاسبه شده است. نتایج حاصل در جدول ۵ ارائه شده است. مطابق آنچه در جدول مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی بهترین عملکرد کلی را برحسب معیار F1 ارائه می‌کند.

جدول ۳. مقادیر دقت بر روی مجموعه‌داده‌های موردبررسی

	Yelp	Foursquare	Gowalla
USSTC	۰/۰۲۷۵	۰/۰۳۰۷	۰/۰۳۲۶
MEAP-T	۰/۰۲۹۴	۰/۰۳۳۶	۰/۰۳۵۲
LOCABAL+	۰/۰۳۱۷	۰/۰۳۶۲	۰/۰۳۸۰
راهکار پیشنهادی	**۰/۰۳۳۰**	**۰/۰۳۷۹**	**۰/۰۳۸۲**

منبع: یافته‌های تحقیق حاضر

جدول ٤. مقادیر فراخوانی بر روی مجموعه‌داده‌های موردبررسی

	Yelp	Foursquare	Gowalla
USSTC	۰/۱۹۴	۰/۲۹۹	۰/۳۰۳
MEAP-T	۰/۲۳۴	۰/۳۲۶	۰/۳۳۰
LOCABAL+	۰/۲۹۶	**۰/۳٤۷**	۰/۳۴۵
راهکار پیشنهادی	**۰/۳۱۱**	**۰/۳٤۷**	**۰/۳۵۵**

منبع: یافته‌های تحقیق حاضر

جدول ۵. مقادیر F1 بر روی مجموعه‌داده‌های موردبررسی

	Yelp	Foursquare	Gowalla
USSTC	۰/۰۴۸۲	۰/۰۵۵۷	۰/۰۵۸۹
MEAP-T	۰/۰۵۲۲	۰/۰۶۰۹	۰/۰۶۳۶

	Yelp	Foursquare	Gowalla
LOCABAL+	۰/۰۵۷۳	۰/۰۶۵۶	۰/۰۶۸۴
راهکار پیشنهادی	**۰/۰۵۹۷**	**۰/۰۶۸۳**	**۰/۰۶۹۰**

منبع: یافته‌های تحقیق حاضر

بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش، باهدف ارتقای عملکرد سیستم‌های پیشنهاددهنده مکان‌های بازدید به گردشگران، مدلی بر اساس تخمین اعتماد بین افراد ارائه شد و مورد ارزیابی قرار گرفت. در مدل پیشنهادی، میزان اعتماد بین دو کاربر در انتخاب اماکن موردعلاقه جهت بازدید بر اساس سطح شباهت بازخوردها و نظرات قبلی آن‌ها تخمین زده می‌شود. در این راستا در مدل پیشنهادی، پارامترهای زمان، موقعیت مکانی گردشگر و طبقه‌بندی مکان‌های بازدید در نظر گرفته شد. نتایج ارزیابی‌های انجام‌شده بر اساس سه مجموعه‌داده شناخته‌شده در حوزه سیستم‌های توصیه مرتبط با گردشگری، نشان داد که اعمال این پارامترها دقت توصیه‌های سیستم را به‌صورت معناداری ارتقا می‌بخشد و بنابراین لازم است در سیستم‌های پیشنهاددهنده، این عوامل به‌صورت جدی‌تر موردتوجه قرار گیرد.

نکته قابل‌ذکر این است که اگر مقادیر مطلق نتایج مورد ارزیابی قرار گیرد، ممکن است میزان بهبود نتایج در مدل پیشنهادی نسبت به مدل‌های قبلی جزئی و غیرقابل‌توجه به نظر برسد؛ اما باید توجه داشت که معیارهای دقت و فراخوانی مقادیری بین صفر و یک دارند و بنابراین مقادیر مطلق بهبود نتایج آن‌ها که در کارهای پژوهشی مختلف گزارش می‌شوند معمولاً زیاد و چشمگیر نیست که در مورد روش پیشنهادی نیز به همین صورت است؛ اما اگر مقدار نسبی بهبود نتایج موردتوجه قرار گیرد، مثلاً در مورد مجموعه‌داده Yelp ملاحظه می‌شود که مدل پیشنهادی افزایش معناداری را در معیارهای دقت و فراخوانی حتی در مقایسه با نزدیک‌ترین رقیب آن یعنی LOCABAL+ ارائه کرده است که به ترتیب برابر با ۴/۱ درصد و ۵/۱ درصد است.

در راهکار پیشنهادی از یک مدل زمانی پنج‌بعدی شامل ابعاد ساعت‌های شبانه‌روز، روزهای هفته، روزهای ماه، ماه‌های سال و مناسبت‌ها استفاده می‌شود و با محاسبه فاصله

اقلیدسی بین زمان توصیه با زمان تجربه‌های قبلی گردشگر و شهروندان مشابه او مکان‌های مناسب، شناسایی و پیشنهاد می‌گردد. بهبود نتایج حاصل از این رویکرد که در نتایج حاصل از این پژوهش مشهود است نشان می‌دهد که سیستم‌هایی که ابعاد مختلف زمان را در پیشنهاد مکان به گردشگران اعمال می‌کنند، توصیه‌های دقیق‌تر و سطح رضایت بالاتری برای کاربران خود فراهم می‌آورند.

در راستای ادامه این پژوهش و ارتقای آن ایده‌های مختلفی قابل‌طرح است. ازجمله این‌که بهینه‌سازی مناسب برای یافتن بهترین مقادیر پارامترهای مدل انجام شود. پارامترهای متعددی در مدل پیشنهادی وجود دارد که یافتن و اعمال مقدار بهینه آن‌ها می‌تواند به بهبود نتایج سیستم منجر شود. علاوه بر این، ارزشیابی‌های منتخب برای مشارکت در فرایند تخمین ارزشیابی کاربر فعال به آیتم‌ها از یک همسایگی مکانی و زمانی موقعیت کاربر هدف انتخاب می‌شوند. شعاع این همسایگی را می‌توان به‌طور بهینه مشخص کرد تا به تعداد مطلوبی از ارزشیابی‌های استخراجی بینجامد. از طرف دیگر این امکان وجود دارد که در مواردی از الگوریتم‌های فراابتکاری و تکاملی برای بهینه‌سازی پارامترها استفاده شود.

همچنین می‌توان با استفاده از یک پالایش زمانی- مکانی و بر اساس موقعیت مکانی و زمانی که گردشگر در آن قرار دارد انتخاب‌های دقیق‌تری به وی پیشنهاد نمود. مثلاً در تعطیلات طولانی‌مدت سال می‌توان مکان‌هایی در فواصل دورتر را به شهروندان پیشنهاد کرد درصورتی‌که در تعطیلات آخر هفته بهتر است مکان‌های نزدیک‌تر پیشنهاد شود.

تعارض منافع

مؤلفان اعلام می‌کنند که هیچ‌گونه تعارض منافعی در ارتباط با این مقاله ندارند.

ORCID

Samaneh Sheibani **http://orcid.org/0009-0001-9148-9336**
Hassan Shakeri **http://orcid.org/0000-0002-0355-3386**
Reza Sheibani **http://orcid.org/ 0000-0003-3340-0062**

منابع

مودودی ارخودی، مهدی و فردوسی، سجاد (۱۳۹۹). سنجش الگوی رفتاری عرضه و تقاضای گردشگری مبتنی بر تحولات نظام سرمایه‌داری، مطالعه موردی: شهر کرج و روستاهای پیرامونی. فصلنامه مطالعات شهری، ۹(۳۶)، ۱۰۰–۸۵ doi: 10.34785/J011.2021.869

شایان، حمید.، مودودی ارخودی، مهدی، فردوسی، سجاد. (۱۴۰۱). رفتارشناسی عرضه و تقاضای گردشگری مبتنی بر تحولات نظام سرمایه‌داری. دوفصلنامه مطالعات اجتماعی گردشگری، ۱۰(۱۹)، ۱–۲۸. doi: 10.52547/journalitor.36268.10.19.0

سقایی، مهدی و پاپلی یزدی، محمدحسین (۱۳۹۳). گردشگری: ماهیت و مفاهیم. تهران: انتشارات سمت.

References

Ardissono, L., & Mauro, N. (2020). A compositional model of multi-faceted trust for personalized item recommendation. *Expert Systems with Applications*, *140*, 112880. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.112880

Bedi, P. (2020). Combining trust and reputation as user influence in cross domain group recommender system (CDGRS). *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, *38* (5), 6235-6246. https://doi.org/10.3233/JIFS-179705

Deshpande, M., & Karypis, G. (2004), Item-based top-n recommendation algorithms. *ACM Transactions on Information Systems*, *22*, 143–177. https://doi.org/10.1145/3545796

El Yebdri, Z., Benslimane, S. M., Lahfa, F., Barhamgi, M., & Benslimane, D. (2021). Context-aware recommender system using trust network. *Computing*, *103*, 1919–1937. https://doi.org/10.1007/s00607-020-00876-9

Hosseini, S., Yin, H., Zhou, X., Sadiq, S., Kangavari, M. R., & Cheung, N.-M. (2019). Leveraging multi-aspect time-related influence in location recommendation. *World Wide Web*, *22*(3), 1001-1028. https://doi.org/10.1007/s11280-018-0573-2

Ineson, E., Yap, H., & Niţă, V. (2017). *International Case Studies for Hospitality, Tourism and Event Management Students and Trainees*. Technopress.

Kefalas, P., & Manolopoulos, Y. (2017). A time-aware spatio-textual recommender system. *Expert Systems with Applications, 78,* 396-406.

https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.01.060

Khazaei, E., & Alimohammadi, A. (2018). An automatic user grouping model for a group recommender system in location-based social networks. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, *7*(67), 1-18. https://doi.org/10.3390/ijgi7020067

Liasidou, S. (2022). Reviewing the Content of European Countries' Official Tourism Websites: A Neo/Post-Fordist Perspective. *Tourism and Hospitality*, *3*(2), 380-398. https://doi.org/10.3390/tourhosp3020025

Moradi, P., Ahmadian, S., & Akhlaghian, F. (2015). An effective trust-based recommendation method using a novel graph clustering algorithm. *Physica A: Statistical mechanics and its applications*, *436*, 462-481. https://doi.org/10.1016/j.physa.2015.05.008

Musto, C., Gemmis, M., Semeraro, G., & Lops, P. (2017). A multi-criteria recommender system exploiting aspect-based sentiment analysis of users' reviews. Proceedings of the eleventh ACM conference on recommender systems. https://doi.org/10.1145/3109859.3109905

Nobahari, V., Jalali, M., & Mahdavi, S. J. S. (2019). ISoTrustSeq: a social recommender system based on implicit interest, trust and sequential behaviors of users using matrix factorization. *Journal of Intelligent Information Systems*, *52*(2), 239-268. https://doi.org/10.1007/s10844-018-0513-8

Ozsoy, M. G., Polat, F., & Alhajj, R. (2016). Time preference aware dynamic recommendation enhanced with location, social network and temporal information. 2016 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM), 909-916. https://doi.org/10.1109/ASONAM.2016.7752347

Rafailidis, D., & Nanopoulos, A. (2015). Modeling user preference dynamics and side information in recommender systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, *46*(6), 782-792. https://doi.org/10.1109/TSMC.2015.2460691

Richa, & Bedi, P. (2021). Trust and Distrust based Cross-domain Recommender System. *Applied Artificial Intelligence*, *35*(4), 326-351. https://doi.org/10.1080/08839514.2021.1881297

Roy, F. (2020). A Comparative Analysis of Different Trust Metrics in User-User Trust-Based Recommender System, Preprint. https://doi.org/10.20944/preprints202011.0466.v1

Sani, N. S., & Tabriz, F. N. (2017). A new strategy in trust-based recommender system using k-means clustering. *International Journal of Advanced Computer Science And Applications*, *8*(9), 152-156. https://doi.org/10.14569/IJACSA.2017.080922

Savage, N. S., Baranski, M., Chavez, N. E., & Höllerer, T. (2012). I'm

feeling loco: A location-based context aware recommendation system. *Advances in Location-Based Services*, 37-54. https://doi.org/10.1007/978-3-642-24198-73

Tahmasbi, H., Jalali, M., & Shakeri, H. (2018). Modeling temporal dynamics of user preferences in movie recommendation. 2018 8th International Conference on Computer and Knowledge Engineering (ICCKE), 194-199. https://doi.org/10.1109/ICCKE.2018.8566316

Tuan, C.-C., Hung, C.-F., & Wu, Z.-H. (2017). Collaborative location recommendations with dynamic time periods. *Pervasive and Mobile Computing*, *35*, 1-14. https://doi.org/10.1016/j.pmcj.2016.07.008

Wu, Z., & Palmer, M. (1994). Verbs semantics and lexical selection. Proceedings of the 32nd annual meeting on Association for Computational Linguistics. https://doi.org/10.3115/981732.981751

Ying, H., Wu, J., Xu, G., Liu, Y., Liang, T., Zhang, X., & Xiong, H. (2019). Time-aware metric embedding with asymmetric projection for successive POI recommendation. *World Wide Web*, *22*(5), 2209-2224. https://doi.org/10.1007/s11280-018-0596-8

Zhang, J.-D., & Chow, C.-Y. (2015). TICRec: A probabilistic framework to utilize temporal influence correlations for time-aware location recommendations. *IEEE Transactions on Services Computing*, *9*(4), 633-646. https://doi.org/10.1109/TSC.2015.2413783

Zhao, X., Ma, Z., & Zhang, Z. (2018). A novel recommendation system in location-based social networks using distributed ELM. *Memetic computing*, *10*(3), 321-331. https://doi.org/10.1007/s12293-017-0227-4

Zheng, X.-L., Chen, C.-C., Hung, J.-L., He, W., Hong, F.-X., & Lin, Z. (2015). A hybrid trust-based recommender system for online communities of practice. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, *8*(4), 345-356. https://doi.org/10.1109/TLT.2015.2419262

Zhou, Y., Yang, G., Yan, B., Cai, Y., & Zhu, Z. (2022), Point-of-interest recommendation model considering strength of user relationship for location-based social networks. *Expert Systems with Applications. 199*, 117147. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117147

References [In Persian]

Arkhudi, M., & Ferdowsi, S. (2020), Assessing the behavioral pattern of tourism supply and demand based on the changes of the capitalist system (Case: Karaj city and surrounding villages). *Motaleate Shahri*, 9(36), 85-100. [In Persian].

Shayan, H., Arkhudi, M., & Ferdowsi, S. (2021), Behavior of tourism supply

and demand based on the changes of the capitalist system. *Social Studies in Tourism*, 10(19), 1-28. [In Persian].

Papoli Yazdi, M.H., & Saghaei, M. (2004). *Tourism: Nature and Concepts*. Tehran: SAMT Publication. [In Persian].

استناد به این مقاله: شیبانی، سمانه.، شاکری، حسن.، شیبانی، رضا. (۱۴۰۲). راهکارهای ارتقای عملکرد سیستم‌های توصیه‌گر مکان موردعلاقه به گردشگران (POI)، *مطالعات مدیریت کسب وکار هوشمند*، ۱۱(۴۴)، ۱۱۳-۱۴۳.

DOI: 10.22054/ims.2023.69390.2214

Journal of Business Intelligence Management Studies is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License..