



Enhancing Service Recommendations in the Social Internet of Things: An Adaptive Collaborative Filtering Approach Using Friendship-Based Similarity

Mohammad Mahdian¹ and S. Mojtaba Metinkhah²

1. PhD Student. Department of Computer Engineering, Yazd University, Yazd, Iran. Email: m.mahdian@stu.yazd.ac.ir

2. Corresponding Author, Assistant prof. Department of Computer Engineering, Yazd University, Yazd, Iran. Email: matinkhah@yazd.ac.ir

Article Info	ABSTRACT
Article type: Research Article	Social Internet of Things (SIoT) combines social interactions with Internet of Things technology to create intelligent and integrated environments. In this network, people establish friendships with each other and various objects are owned by these people, and the purpose of this network is for people to use the services provided by objects owned by others. With the expansion of the size of the Internet of Social Objects network and the increase in the number of people, the importance of providing personalized services tailored to people's interests becomes more and more evident. In this article, firstly, the real data set of the city of Santander has been examined in terms of the number of people, the distribution of the degree of friendship and its type of distribution, and an adaptive consonance filter algorithm based on friendship communities (A-CFA-FC) is proposed, which takes into account Friendship relationships and preferences of individuals can distinguish friendship communities based on the similarity index. Then, this algorithm can rank and suggest services according to people's interests in the Internet of Social Things environment. The results of the implementation of this algorithm on the data of the city of Santander show that the proposed algorithm can detect friendship communities by using the Jaccard similarity index with a lower time complexity value, compactness value and more communities, this proposed algorithm has been able to compare with the refiner algorithm. Base consonance improves the root mean square error by about 17% and the F1 score by about 21%.
Article history: Received 5 October 2024 Received in revised form 31 January 2025 Accepted 4 August 2025 Published online 21 August 2025	
Keywords: internet of things, social internet of things, Adaptive-Collaborative Filtering, service recommendation, Friendship community.	
Cite this article: Mahdian, M. & Metinkhah, M. (2025)., Enhancing Service Recommendations in the Social Internet of Things: An Adaptive Collaborative Filtering Approach Using Friendship-Based Similarity. <i>Enginiiring Management and Soft Computing</i> , 11 (1). 82-114. DOI: https://doi.org/10.22091/jemsc.2025.11431.1210	
	© The Author(s) DOI: 10.22091/jemsc.2025.11431.1210 Publisher: University of Qom

1) INTRODUCTION

The Social Internet of Things (SIoT), is a network where users and devices are interconnected through social bonds, forming a complex web of interactions. Each device in the SIoT environment can offer services that may be accessed by other users, but the system must decide which services to recommend to which users based on shared connections and social interactions. The difficulty arises from the fact that as more users and devices join the network, the space of possible connections and interactions expands exponentially. Without a sophisticated recommendation system, it becomes increasingly difficult to provide relevant, personalized service suggestions to users. The challenge is twofold: 1. Personalized Service Recommendation: How to recommend services to users based on their preferences and social connections (friendships). 2. Scalability: Handling the large scale of social networks while maintaining low time complexity. The first challenge is how to provide tailored service recommendations for each user based on their personal interests and social connections. In a SIoT environment, users are connected not just to devices but also to the people behind these devices. Their service needs can be influenced by the preferences of those they are connected to in the network. Therefore, an algorithm needs to intelligently analyse both users' individual behaviours and their friendship communities to deliver more personalized service suggestions. This involves leveraging information about shared friends, preferences, and usage patterns to recommend relevant services. The second challenge is to handle the scalability of such a large network, as the number of users and connected devices grows exponentially. In any real-world SIoT deployment, the sheer volume of interactions and connections makes it difficult to compute personalized recommendations in real-time without overwhelming the system's computational resources. Therefore, the solution should be designed to maintain low time complexity, ensuring that it can scale to larger networks while efficiently processing user data and generating recommendations. The adaptive nature of the algorithm must allow it to dynamically adjust to changing network conditions and user preferences, ensuring scalability even as the network grows in size and complexity.

2) Solution Method

The proposed solution is an adaptive-collaborative filtering algorithm (A-CFA-FC). This algorithm leverages the Jaccard similarity index to identify friendship communities and recommend services. It considers both the social relations between individuals and their preferences, allowing the system to personalize recommendations effectively. The Jaccard similarity index is commonly used to measure the similarity between two sets, often in network analysis and collaborative filtering. In the context of the Social Internet of Things (SIoT), it is employed to quantify how similar two users are based on their shared social connections or preferences. However, whether the Jaccard similarity index can identify friendship communities effectively depends on how the “communities” are defined. It is not inherently designed to discover or identify communities directly, but it can contribute to the process by clustering users with high pairwise similarities. Communities are typically detected by clustering algorithms that group users into communities based on the similarity values we used. Firstly, The algorithm groups users into friendship communities based on their social interactions and service preferences. The Jaccard similarity index is used to measure how similar two users are based on their shared friends and preferences. The service recommendation is personalized, considering the user's interests and the preferences of individuals within their friendship community.

To prove the algorithm's capability to solve the problem, we need to rigorously formalize the key elements involved:

The Jaccard similarity between two users u and v is defined as Equation 1. Where: $\Gamma(u)$ represents the set of friends of user u . $\Gamma(v)$ represents the set of friends (neighbors) of user v .

The algorithm constructs friendship communities by grouping users whose similarity exceeds a predefined threshold τ . Formally, for a user u , the friendship community FC_u is as formula 2. Where P is the set of all users in the network. Users in FC_u are those most likely to share similar service preferences with u .

The algorithm recommends services by analysing the preferences of users in the friendship community. Let $service_u$ be the set of services used by user u , and the recommended service s for user

u is based on formula 3. The frequency of services across the community is calculated, and the top-ranked services are recommended.

The algorithm is designed to be efficient. The complexity of computing the Jaccard similarity between all pairs of users is $O(E)$, where E is the number of edges in the friendship graph. The complexity of ranking services within the friendship community depends on the size of the community, typically $O(|FC_u| \log |FC_u|)$.

The experimental results in the paper demonstrate that the proposed A-CFA-FC algorithm improves the root mean square error (RMSE) by 17% and the F1 score by 21% when compared to a base algorithm. The results strongly support the research objectives of improving personalized service recommendations and community detection in the SIoT environment. By enhancing the accuracy, precision, and scalability of the recommendation system, the A-CFA-FC algorithm offers a practical solution for the growing demands of smart cities and IoT ecosystems, where user satisfaction and service efficiency are paramount. Future research could build on these findings by exploring the application of the A-CFA-FC algorithm in other domains or integrating additional machine learning techniques to further optimize service recommendation in complex, dynamic networks.

3) Equations

$$Sim_{uv} = \frac{|r(u) \cap r(v)|}{|r(u) \cup r(v)|} \quad (1)$$

$$FC_u = \{v \in P \mid Sim_{uv} > \tau\} \quad (2)$$

$$s \in \bigcup_{v \in FC_u} service_v \quad (3)$$

4) Conclusion

The results of this study provide compelling evidence that the A-CFA-FC algorithm using the Jaccard similarity metric is significantly more effective in addressing the challenges of community detection and personalized service recommendations within the Social Internet of Things (SIoT) environment. The algorithm's ability to identify communities based on shared social connections and preferences contributes to its superior performance in recommending services that are highly relevant to users' interests. By leveraging the Jaccard index, the algorithm ensures a more precise calculation of similarity between users, especially when identifying close-knit communities where users share many common connections. This fine-tuned approach allows for the creation of smaller, more relevant clusters, which in turn leads to highly personalized service suggestions. Moreover, the results demonstrate that the A-CFA-FC algorithm achieves higher precision and accuracy than traditional collaborative filtering methods, as shown by the improvements in Root Mean Square Error (RMSE) and F1 scores. Specifically, the reduction in RMSE by 17% and the 21% improvement in the F1 score confirm that the algorithm can more accurately predict users' preferences and deliver recommendations that better match their needs. This improvement is critical in SIoT environments, where the sheer volume of users, devices, and services necessitates an efficient and scalable recommendation system.

5) Community Detection

The following results are presented for the number of communities identified using different similarity metrics and thresholds:

Table 1. Community Detection

Algorithm	Similarity Metric	Threshold τ	Number of Communities
A-CFA-FC (Adamic-Adar)	Adamic-Adar	0.25	7
A-CFA-FC (Adamic-Adar)	Adamic-Adar	0.5	11
A-CFA-FC (Jaccard)	Jaccard	0.25	48
A-CFA-FC (Jaccard)	Jaccard	0.5	254

Analysis: Jaccard index detects far more communities compared to the Adamic-Adar index at both threshold values. This shows that the Jaccard similarity metric is more sensitive to friendship relations and forms more communities, which can provide a finer granularity in service recommendations. The

difference between the number of communities suggests that Jaccard is more effective in forming clusters based on similarity, which aligns with the goal of providing more personalized recommendations by grouping users more finely based on shared preferences.

5-1) RMSE, Precision, Recall, and F1 Score

The table shows the RMSE, precision, recall, and F1 scores for the basic collaborative filtering algorithm (CFA) and the A-CFA-FC algorithm using both similarity metrics:

Table 2. RMSE					
Algorithm	Threshold τ	RMSE	Precision	Recall	F1 Score
Basic-CFA	-	0.78	0.50	0.30	0.37
A-CFA-FC (Adamic-Adar)	0.25	0.69	0.61	0.41	0.49
A-CFA-FC (Adamic-Adar)	0.5	0.67	0.63	0.43	0.51
A-CFA-FC (Jaccard)	0.25	0.61	0.68	0.52	0.58
A-CFA-FC (Jaccard)	0.5	0.53	0.73	0.61	0.66

Analysis: Jaccard consistently shows lower RMSE values compared to Adamic-Adar at both thresholds, with the lowest RMSE of 0.53 at $\tau = 0.5$. The A-CFA-FC algorithm outperforms the Basic-CFA algorithm, with a 17% reduction in RMSE, indicating that the proposed algorithm provides more accurate predictions of user preferences and service recommendations. The lower RMSE values for Jaccard, especially at higher thresholds, demonstrate its superiority in accuracy, aligning with the research objective of improving recommendation quality.

Jaccard similarity metric yields the highest precision, recall, and F1 score, especially at a higher threshold of $\tau = 0.5$ (F1 score of 0.66). The Basic-CFA algorithm performs the worst in terms of all metrics, confirming that the A-CFA-FC algorithm is more effective in the service recommendations. The improvement in F1 score by 21% for Jaccard at $\tau = 0.5$ over Basic-CFA aligns directly with the research objectives, proving that the adaptive filtering based on friendship communities and similarity indices indeed enhances service recommendation quality.

REFERENCES

- Mahdian, M., & Matinkhah, S. M. (2024). A collaborative filtering algorithm for personalized service recommendation in social Internet of Things environments using friendship relations. **Computational Sciences Journal**, 9(2), 50-69. <https://doi.org/10.22034/csj.2024.203195>.
- Mahdian, M., & Matinkhah, M. (2024). Social Internet of Things: A study on the selection of suitable friends based on social network characteristics. **Journal of Electrical Engineering and Computer Science**, 21(4), 263-264. <https://doi.org/10.3390/jeecs21040263>.

بهبود پیشنهادهای سرویس در اینترنت اشیای اجتماعی: یک رویکرد پالایش همخوان تطبیقی با استفاده از شباهت مبتنی بر دوستی

محمد مهدیان^۱ و سیدمجتبی متین خواه^۲  

۱. دانشجوی دکتری مهندسی کامپیوتر- نرم افزار و الگوریتم، دانشگاه یزد، یزد، ایران. رایانامه: m.mahdian@stu.yazd.ac.ir

۲. نویسنده مسئول، استادیار دانشکده مهندسی دانشگاه یزد، یزد، ایران. رایانامه: matinkhah@yazd.ac.ir

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله پژوهشی تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۷/۱۴ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۱۱/۱۲ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۵/۱۳ تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۰۵/۳۰ کلیدواژه‌ها: اینترنت اشیای، اینترنت اشیای اجتماعی، پالایشگر همخوان تطبیقی، پیشنهاد سرویس، جوامع دوستی.	اینترنت اشیای اجتماعی (IIoT) به ترکیب تعاملات اجتماعی با فناوری اینترنت اشیای می‌پردازد تا محیط‌های هوشمند و یکپارچه‌ای ایجاد کند. در این شبکه، اشخاص با یکدیگر روابط دوستی برقرار می‌کنند و اشخاص مختلف تحت مالکیت این اشخاص قرار دارند. هدف این شبکه، استفاده اشخاص از سرویس‌هایی است که توسط اشیای تحت مالکیت دیگران ارائه می‌شود. با گسترش اندازه شبکه اینترنت اشیای اجتماعی و افزایش تعداد اشخاص، اهمیت ارائه سرویس‌های شخصی‌سازی شده و متناسب با علایق اشخاص، بیش‌ازپیش مشهود می‌شود. در این مقاله، ابتدا مجموعه داده‌های واقعی شهر سانتاندر از نظر تعداد اشخاص، توزیع درجه دوستی و نوع توزیع آن بررسی شده است. نتیجه بررسی پیشنهاد یک الگوریتم پالایشگر همخوان تطبیقی مبتنی بر جوامع دوستی (A-FC) است که با در نظر گرفتن روابط دوستی و ترجیحات اشخاص، می‌تواند جوامع دوستی را براساس شاخص شباهت تشخیص دهد. این الگوریتم می‌تواند به رتبه‌بندی و پیشنهاد سرویس‌های متناسب با علاقه‌مندی اشخاص در محیط اینترنت اشیای اجتماعی بپردازد. نتایج اجرای این الگوریتم بر روی داده‌های شهر سانتاندر نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی می‌تواند با استفاده از شاخص شباهت جاکارد با مقدار پیچیدگی زمانی کمتر، مقدار پیمانی و تعداد جوامع بیشتر، به تشخیص جوامع دوستی بپردازد. این الگوریتم پیشنهادی توانسته است در مقایسه با الگوریتم پالایشگر همخوان پایه، میانگین مربعات ریشه خطا را حدود ۱۷ درصد و امتیاز F1 را حدود ۲۱ درصد بهبود بخشد.

استناد: مهدیان، محمد و متین خواه، سیدمجتبی. (۱۴۰۴). «بهبود پیشنهادهای سرویس در اینترنت اشیای اجتماعی: یک رویکرد پالایش همخوان تطبیقی با

استفاده از شباهت مبتنی بر دوستی». مدیریت مهندسی و رایانش نرم، دوره ۱۱ (۱). صص: ۸۲-۱۱۴

<https://doi.org/10.22091/jemsc.2025.11431.1210>



© نویسنده گان.

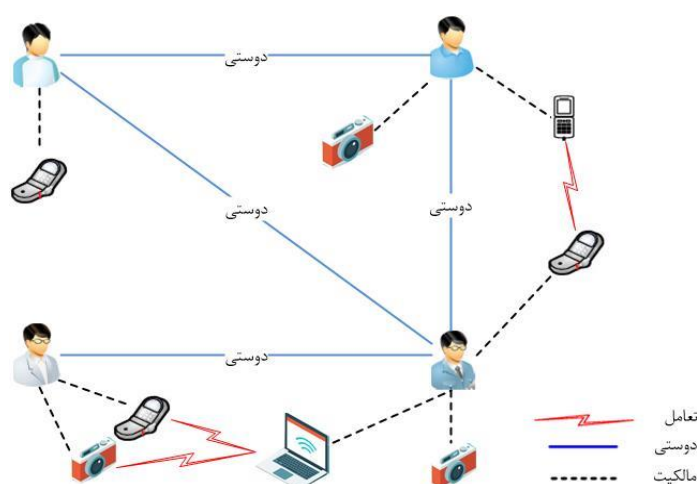
ناشر: دانشگاه قم

۱) مقدمه

اینترنت اشیا^۱ (IoT) با فراهم کردن بستری برای ارتباط میان اشیا همگن و ناهمگن هوشمند، امکان ارائه انواع سرویس متنوع را به وجود آورده است اما پیدا کردن سرویس مناسب با کمترین مصرف انرژی و در سریع ترین زمان در این محیط به ویژه در محیط های بلادرنگ، به چالشی بزرگ تبدیل شده است (مهدیان و همکاران، ۲۰۲۴) (انیس و همکاران، ۲۰۲۲). این چالش به دلیل نیاز به شناسایی دقیق اشیا و سرویس های مرتبط با آنها به وجود می آید. همچنین در این شبکه ها برای پیدا کردن سرویس های مناسب به دلیل تعداد زیاد اشیا، فضای جستجو بسیار گسترده می شود که می تواند مشکلاتی را در یافتن اشیا مناسب ایجاد کند (صفاتی و همکاران، ۲۰۲۳). همچنین برای نظارت بر مدیریت دانش در برنامه های کاربردی اینترنت اشیا می توان از تحلیل رفتار کاربر برای بهبود امنیت و کاهش هزینه ها استفاده کرد (عموزادخلیلی، ۲۰۲۳).

شبکه های اجتماعی^۲ (SN) که دارای ساختاری از اشخاص یا نهادهای متصل به هم هستند، با ایجاد ارتباطات مختلف میان اعضای خود، جریان اطلاعات و منابع را تسهیل می کنند و به یکی از ابزارهای قدرتمند ارتباطی در جامعه مدرن تبدیل شده اند (تری و همکاران، ۲۰۲۲) (وو و همکاران، ۲۰۱۷). همچنین در این شبکه با تشکیل گراف دوستی، می توان علایق کاربران را بررسی کرد و کاربران ناهنجار را تشخیص داد (عدالتی و همکاران، ۲۰۲۲).

ادغام مفاهیم شبکه های اجتماعی با اینترنت اشیا منجر به ظهور شبکه ای به نام اینترنت اشیا اجتماعی^۳ (SIoT) شده است. همانطور که در شکل ۱ دیده می شود، اینترنت اشیا اجتماعی با بهره گیری از ویژگی های شبکه های اجتماعی، روابط میان اشیا را براساس روابط اجتماعی میان اشخاص تعریف می کند و به این ترتیب، شکلی جدید از تعاملات و همکاری ها ایجاد می کند (لیو و همکاران، ۲۰۲۳). این شبکه می تواند مسائل زیادی همانند مقیاس پذیری و ناهمگونی که در اینترنت اشیا وجود دارد را حل نموده و نیز روابط اجتماعی موجود در شبکه های اجتماعی را با رعایت قوانین مرتبط با صاحبان اشیا بطور مستقل پیاده سازی نماید (مارکه و همکاران، ۲۰۱۸).



شکل ۱. اینترنت اشیا اجتماعی (مهدیان و همکاران، ۲۰۲۴).

¹ Internet of Things

² Social Network

³ Social Internet of Things

در اینترنت اشیای اجتماعی، اشخاص و اشیای هوشمند می‌توانند با یکدیگر ارتباط برقرار کرده و سرویس‌های مختلفی را درخواست یا ارائه دهند که ممکن است با رشد سریع این شبکه‌ها و افزایش تعداد سرویس‌ها مسئله‌ای به نام انفجار سرویس^۴ رخ دهد. این موضوع می‌تواند شخصی‌سازی سرویس را دشوار کند بنابراین انتخاب سرویسی که با علائق و نیازهای اشخاص متناسب باشد، به چالشی مهم تبدیل می‌شود (امین و همکاران، ۲۰۲۲) (نیتی و همکاران، ۲۰۱۶).

پیشنهاد سرویس‌ها نقش مهمی در افزایش رضایت اشخاص و بهبود تعاملات در اینترنت اشیای اجتماعی دارد. در این راستا، شناخت ترجیحات، رفتارها و اطلاعات زمینه‌ای اشخاص می‌تواند به آنها کمک کند تا سرویس‌های مرتبط را به آسانی پیدا کنند و فرآیند تصمیم‌گیری خود را ساده‌تر سازند (ژانگ و همکاران، ۲۰۲۳) (راد و همکاران، ۲۰۲۳). اشیای در اینترنت اشیای اجتماعی می‌توانند از اطلاعات دوستان خود یا دوستان دوستانشان برای یافتن سرویس‌های مناسب استفاده کنند (امین و همکاران، ۲۰۲۲). گروه‌بندی این اشیای می‌تواند منجر به بهبود کارآیی جستجو و کشف سرویس‌ها شود (فرهادی و همکاران، ۲۰۲۱).

می‌توان با در نظر گرفتن ویژگی‌های اشیای و همچنین با استفاده از استراتژی‌های کشف و انتخاب سرویس و قابلیت پیمایش، مدیریت اعتماد در اینترنت اشیای اجتماعی را افزایش داد (محمدی و همکاران، ۲۰۲۱) که برای این منظور روش‌های انتخاب مبتنی بر دوستی برای مدیریت این روابط اجتماعی و همچنین هدایت اشیای هوشمند موجود در اینترنت اشیای اجتماعی پیشنهاد شده‌است تا کشف و انتخاب سرویس در این شبکه بهبود یابد (راجنداران و همکاران، ۲۰۲۱).

در اینترنت اشیای اجتماعی، جامعه دوستی^۵ به گروهی از اشخاص اشاره دارد که اعضای آن تمایل بیشتری به تعامل با یکدیگر نسبت به اشخاص خارج از این جامعه دارند. اغلب این تعاملات در زمینه مسائل مربوط به کشف و ترکیب سرویس‌ها در شبکه‌های اجتماعی اینترنت اشیای نقش مهمی در تشکیل جوامع دوستی و یافتن دوستان جدید ایفا می‌کند. هدف از شناسایی این جوامع، گروه‌بندی اشخاص با علائق مشابه است تا بتوان سرویس‌های مناسب‌تری را برای برآورده کردن نیازها و خواسته‌های آنها پیشنهاد داد.

روش‌های تشخیص شباهت بین اشخاص برای شناسایی شباهت بین اشخاص جهت یافتن دوستان و تشکیل جوامع دوستی، سه رویکرد اصلی وجود دارد: رویکرد محلی، رویکرد سراسری و رویکرد نیمه‌محلی که در ادامه به بررسی هریک از این روش‌ها می‌پردازیم (مهدیان و همکاران، ۲۰۲۴) (بارین و همکاران، ۲۰۲۱).

۲) رویکرد سراسری برای شباهت اشخاص

روش‌های سراسری مانند شاخص کاتز^۶ و همچنین شاخص جریان حرکتی^۷ از مسیرهای طولانی‌تر از یک استفاده می‌کنند و برای یافتن شباهت بین دو گره، به کل شبکه توجه دارند. این روش‌ها معمولاً به‌دقت و پیچیدگی زمانی بیشتری نیاز دارد و به همین دلیل برای شبکه‌هایی با محدودیت‌های محاسباتی و انرژی مناسب نیستند.

^۴ Service Explosion

^۵ Friendship Community

^۶ Katz

^۷ PropFlow

(۳) رویکرد نیمه محلی برای شباهت اشخاص

روش های نیمه محلی مانند شاخص پیوند دوستی^۸ تلاش می کنند مزایای هر دو رویکرد محلی و سراسری را ترکیب کنند. این روش ها هر چند زمان اجرایی بیشتری نسبت به روش های محلی دارند اما از نظر دقت تفاوت چندانی با آنها ندارند (جاکارد و همکاران، ۱۹۰۱).

(۴) رویکرد محلی برای تطابق اشخاص

روش های محلی تنها به دوستان مستقیم بین دو گره توجه دارند و بر مسیری با طول یک متمرکز می شوند. این روش ها دقت و زمان اجرایی کمتری نسبت به سایر روش ها دارند. شاخص هایی مانند همسایه مشترک^۹ (CN)، جاکارد^{۱۰} (JC) و آدامیک آدار^{۱۱} جزء روش های محلی هستند.

(۱-۴) الف: شاخص جاکارد

شاخص جاکارد یکی از اولین شاخص های محلی برای شناسایی شباهت دو گره است که میزان شباهت آنها را براساس تعداد دوستان مشترک در مقایسه با مجموع دوستان هر دو گره می سنجد. مقدار این شاخص بین ۰ و ۱ متغیر است. این شاخص محلی بوده و برای شبکه های با مقیاس بزرگ مناسب نیست. اگر متغیر $neighbor_{u,v}$ برابر با تعداد همسایه های مشترک در بین هر دو گره u و v باشد، متغیر $total\ neighbor_{u,v}$ برابر با تعداد کل همسایه های این دو گره u و v باشد، $neighbor_{x,y}$ برابر با تعداد همسایه های مشترک در بین هر دو گره x و y باشد و $total\ neighbor_{x,y}$ برابر با تعداد کل همسایه های این دو گره x و y باشد، در این صورت اگر $neighbor_{u,v} > neighbor_{x,y}$ و همچنین $total\ neighbor_{u,v} = total\ neighbor_{x,y}$ باشد آنگاه هر دو گره u و v به یکدیگر شبیه تر هستند و با احتمال زیادتری در آینده دوست خواهند شد. از مزایای اصلی این شاخص محلی بودن آن است و عیب این روش مناسب نبودن آن برای شبکه های با مقیاس بزرگ است. شاخص جاکارد بین دو گره u و v با استفاده از رابطه زیر به دست می آید که فرمول این شاخص به صورت زیر است (باربین و همکاران، ۲۰۲۱):

$$Sim_{u,v} = \frac{|\Gamma(u) \cap \Gamma(v)|}{|\Gamma(u) \cup \Gamma(v)|} \quad (۱)$$

که در آن، $\Gamma(u)$ مجموعه همسایه های گره u و $\Gamma(v)$ مجموعه همسایه های گره v است.

(۲-۴) ب: شاخص همسایه مشترک

در این شاخص، هر چه تعداد دوستان مشترک بین دو گره بیشتر باشد، گره ها به یکدیگر شبیه تر هستند و احتمال اینکه این دو گره در آینده به دوستان یکدیگر تبدیل شوند، بیشتر است. این شاخص به کیفیت و اهمیت هر همسایه توجهی ندارد و تنها تعداد دوستان مشترک را در نظر می گیرد که فرمول آن به صورت زیر است (پاپادیمتریو و همکاران، ۲۰۱۲):

⁸ Friendlink

⁹ Common Neighbor

¹⁰ Jaccard Coefficient

¹¹ Adamic Adar

$$\text{Sim}_{u,v} = |\Gamma(u) \cap \Gamma(v)| \quad (2)$$

۳-۴ ج: شاخص آدامیک آدار

شاخص آدامیک آدار، یک شاخص محلی است که از معیار درجه همسایگان مشترک دو گره استفاده می کند. بطوریکه هرچه درجه همسایگان مشترک کمتر باشد، گره ها به یکدیگر شبیه تر هستند و احتمال تشکیل دوستی در آینده بین آنها بیشتر است. فرمول این شاخص به صورت زیر است (مهدیان و همکاران، ۲۰۲۴) (آدامیک و همکاران، ۲۰۰۳).

$$\text{Sim}_{u,v} = \sum_{z \in (\Gamma(u) \cap \Gamma(v))} \left(\frac{1}{\log|\Gamma(z)|} \right) \quad (3)$$

که در آن، z تعداد همسایگان مشترک بین دو گره u و v است.

الگوریتم پالایشگر همخوان^{۱۲} پالایشگر همخوان یک تکنیک پُر کاربرد در ساخت سیستم های پیشنهاددهنده^{۱۳} است که بطور خودکار سلیقه و علایق اشخاص را با جمع آوری ترجیحات آنها و مقایسه آن با اولویت های اشخاص مشابه پیش بینی می کند. در این روش، ابتدا اشخاصی با ترجیحات مشابه شناسایی شده و سپس آیت م هایی که توسط سایر اشخاص با سلیقه مشابه ترجیح داده شده اند، به آنها پیشنهاد می شود. ایده اصلی این تکنیک بر این اساس است که اگر دو نفر در مورد یک موضوع نظر مشابهی داشته باشند، احتمال زیادی وجود دارد که در مورد سایر موضوعات نیز هم نظر باشند (ژانگ و همکاران، ۲۰۲۲).

الگوریتم های پالایشگر همخوان می توانند در شبکه های بزرگ با تعداد زیادی آیت م مورد استفاده قرار گیرند و پیشنهاد های شخصی سازی شده ارائه دهند. با این حال، این روش ها تنها به ترجیحات اشخاص مشابه توجه می کنند و روابط بین اشخاص یا الگوهای ارتباطی آنها را در نظر نمی گیرند. همچنین در مواجهه با اشخاص جدید یا آیت م هایی که هنوز توسط اشخاص زیادی رتبه بندی نشده اند، عملکرد آنها با چالش مواجه می شود (خوجملی و همکاران، ۲۰۲۱) (لی و همکاران، ۲۰۲۲). یکی از کاربردهای این الگوریتم، استفاده از آن برای بهبود پیشنهاد در حوزه گردشگری سلامت است (مولایی فرد، ۲۰۲۲).

۵ عملکرد پالایشگر همخوان

الگوریتم های پالایشگر همخوان در حوزه های مختلف از جمله اینترنت اشیا، اجتماعی، برای ارائه پیشنهاد های سرویس بر اساس ترجیحات و رفتارهای مشابه اشخاص استفاده می شوند. عملکرد این الگوریتم ها به صورت رابطه زیر نشان داده می شود:

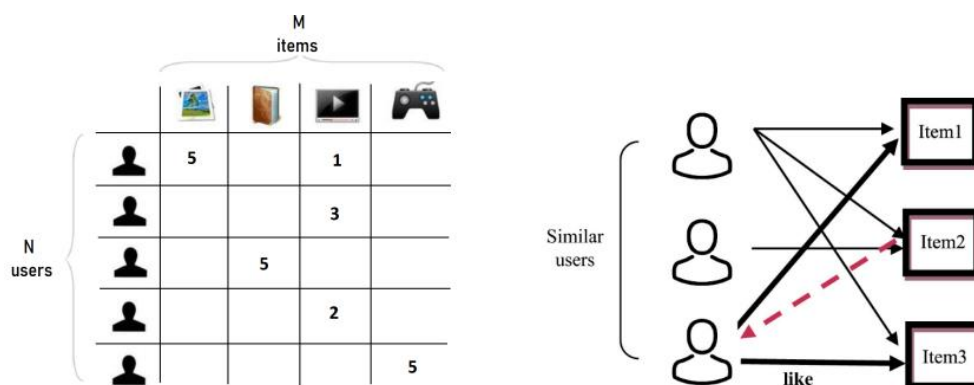
$$R = (U * V^T) \quad (4)$$

در این معادله، ماتریس R نشان دهنده رتبه بندی پیش بینی شده است، ماتریس U اطلاعات مربوط به اشخاص را شامل می شود و ماتریس V بیانگر ویژگی های آیت م ها است. سطرهای ماتریس U اشخاص را نشان می دهد و ستون های آن، آیت م ها

¹² Collaborative Filtering Algorithm

¹³ Recommendation

را توصیف می‌کند. درایه‌های این ماتریس، رتبه‌ای است که اشخاص به آیتم‌ها داده‌اند. به‌همین ترتیب، ماتریس V نشان‌دهنده ویژگی‌های آیتم‌ها است و هر سطر آن، مشخصات یک آیتم را به نمایش می‌گذارد. در اینترنت اشیا/ اجتماعی، جامعه دوستی به گروهی از اشخاص اطلاق می‌شود که تمایل به تعامل با یکدیگر دارند. در شکل ۲، نمونه‌ای از یک پالایشگر همخوان ارائه شده است. در قسمت چپ شکل ۲، یک ماتریس رتبه‌بندی دیده می‌شود که ردیف‌های آن نشان‌دهنده اشخاص و ستون‌های آن نمایانگر آیتم‌ها هستند. هر سلول این ماتریس شامل عددی بین صفر تا پنج است که بیانگر میزان علاقه یا رتبه هر شخص نسبت به یک آیتم خاص است. در بخش راست شکل ۲، مجموعه‌ای از همان اشخاص نمایش داده شده‌اند که ترجیحات خود را برای آیتم‌های مختلف بیان کرده‌اند. فلش‌های پیوسته در شکل، بیانگر علاقه هر شخص به یک آیتم خاص هستند.



شکل ۲. اینترنت اشیا/ اجتماعی (بیان و همکاران، ۲۰۲۴)

پالایشگر همخوان به دنبال یافتن الگوهایی است تا بتواند آیتم‌های جدیدی را به شخص پیشنهاد دهد که با توجه به علاقه‌مندی‌های اشخاص مشابه باشد. برای مثال: اگر دو نفر مشابه به آیتم‌های ۱ و ۲ علاقه‌مند باشند و شخص سوم که به این دو نفر شباهت دارد فقط به آیتم ۱ علاقه داشته باشد، ممکن است آیتم ۲ به او پیشنهاد شود. این پیشنهاد با فلش‌های خط‌چین در شکل ۲ نشان داده شده است (بیان و همکاران، ۲۰۲۴).

همانطور که در شکل ۲ مشاهده می‌شود، پالایشگر همخوان، سرویس را تنها براساس ترجیحات اشخاص مشابه پیشنهاد می‌دهد و به روابط اجتماعی یا الگوهای ارتباطی توجهی ندارد. درحالی‌که الگوریتم پیشنهادی ما از روابط دوستی میان اشخاص برای ارائه پیشنهادهای سرویس در محیط اینترنت اشیا/ اجتماعی استفاده می‌کند. این الگوریتم با توجه به روابط دوستی، سرویس را رتبه‌بندی کرده و بهترین سرویس را متناسب با علایق شخص به او پیشنهاد می‌دهند.

۶) انواع پالایشگر همخوان

پالایشگر همخوان یکی از روش‌های محبوب برای ایجاد سیستم‌های پیشنهادگر است که با استفاده از آن می‌توان پیشنهادهای سرویس مناسبی به اشخاص ارائه داد. برای پیاده‌سازی این روش، چندین الگوریتم مختلف وجود دارد که بطور کلی می‌توان آنها را به دو دسته اصلی طبقه‌بندی کرد: الگوریتم‌های مبتنی بر حافظه و الگوریتم‌های مبتنی بر الگو.

۶-۱) الگوریتم‌های مبتنی بر حافظه

این روش‌ها که به روش‌های همسایگی نیز معروف هستند، با مقایسه رتبه‌بندی‌های ارائه‌شده توسط شخص هدف با سایر اشخاص و سپس پیشنهاد آیت‌هایی که توسط اشخاص مشابه رتبه بالایی دریافت کرده‌اند، کار می‌کنند. دو نوع اصلی از این روش‌ها عبارتند از:

۶-۱-۱) الف: الگوریتم‌های مبتنی بر شخص

در این رویکرد اشخاص مشابه با شخص هدف، شناسایی می‌شوند و براساس میزان شباهت بین ترجیحات آنها، آیت‌هایی که اشخاص مشابه دوست دارند، به شخص هدف پیشنهاد می‌شود. معیارهای مختلفی مانند ضریب همبستگی پیرسون^{۱۴} و شباهت کسینوسی برای سنجش شباهت بین اشخاص استفاده می‌شود.

۶-۱-۱-۱) معیار ضریب همبستگی پیرسون

معمولاً برای بررسی و یافتن میزان شباهت بین اشخاص u و v از معیار شباهت مانند ضریب همبستگی پیرسون استفاده می‌شود که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$sim(u, v) = \frac{(\sum (r_{ui} - \mu_x)(r_{vi} - \mu_y))}{(\sigma_x * \sigma_y)} \quad (5)$$

که در آن، متغیرهای r_{ui} و r_{vi} به ترتیب رتبه‌بندی‌هایی هستند که اشخاص u و v برای آیت i در نظر گرفته‌اند و متغیرهای μ_x و μ_y به ترتیب میانگین رتبه‌بندی‌هایی است که اشخاص u و v برای آیت i در نظر گرفته‌اند و متغیرهای σ_x و σ_y به ترتیب انحراف معیار رتبه‌بندی‌هایی است که اشخاص u و v برای آیت i در نظر گرفته‌اند (بیان و همکاران، ۲۰۲۴).

۶-۱-۱-۲) معیار کسینوس

برای بررسی و یافتن میزان شباهت بین اشخاص u و v نیز می‌توان از معیار شباهت کسینوس استفاده کرد که می‌توان مقدار آن را از روی فرمول زیر محاسبه کرد:

$$sim(u, v) = \frac{\sum_{i \in I} r_{ui} \cdot r_{vi}}{\sqrt{\sum_{i \in I} r_{ui}^2} \cdot \sqrt{\sum_{i \in I} r_{vi}^2}} \quad (6)$$

که در آن، متغیر I می‌تواند مجموعه آیت‌ها را نشان دهد. رتبه‌بندی‌های داده‌شده هر شخص به آیت‌ها را می‌توان در ماتریس R جمع‌آوری کرد و نشان داد که در آن متغیر r_{ui} نشان‌دهنده رتبه‌ای است که شخص u به آیت i داده‌است (چین و همکاران، ۲۰۲۰).

پس از اینکه میزان شباهت بین هر شخص محاسبه شد، ممکن است تعدادی از آیت‌ها توسط شخص u رتبه بگیرند، درعین حال تعدادی از آیت‌ها ممکن است توسط این شخص رتبه‌ای نگیرند. در این صورت، می‌توان از میانگین وزنی برای پیش‌بینی رتبه آن آیت‌هایی که توسط شخص u ، رتبه‌بندی نشده‌است، برای رتبه‌بندی آیت‌های فاقد رتبه استفاده کرد که به صورت فرمول زیر انجام می‌شود:

¹⁴ Pearson Correlation Coefficient

$$\hat{r}_{uj} = \frac{\sum_{v \in N(u)} \text{sim}(u,v) \cdot r_{vj}}{\sum_{v \in N(u)} |\text{sim}(u,v)|} \quad (7)$$

که در آن، متغیر $\hat{r}_{uj}$ همان رتبه پیش‌بینی شده توسط شخص u برای آیت j است و متغیر $N(u)$ نیز نشان‌دهنده مجموعه k شبیه‌ترین اشخاص به شخص u است.

۶-۱-۲) ب: الگوریتم‌های مبتنی بر آیت

این رویکرد آیت‌های مشابه به آنچه شخص هدف در گذشته علاقمند بوده است را پیشنهاد می‌کند. به جای محاسبه شباهت بین اشخاص، شباهت بین آیت‌ها اندازه‌گیری می‌شود و براساس آن پیشنهادهایی ارائه می‌گردد.

$$\text{sim}(i, j) = \frac{(A \cdot B)}{(|A| * |B|)} \quad (8)$$

که در آن، A و B به ترتیب بردارهای ویژگی برای آیت‌های i و j هستند و $|A|$ و $|B|$ نیز اندازه بردارها هستند (جین و همکاران، ۲۰۲۰).

زمانیکه میزان شباهت بین آیت‌ها با فرمول بالا محاسبه شد، می‌توان برای آیت j توسط شخص u ، میانگین وزنی رتبه پیش‌بینی شده را از فرمول زیر محاسبه کرد:

$$\hat{r}_{uj} = \frac{\sum_{i \in N(j)} \text{sim}(j,i) \cdot r_{ui}}{\sum_{i \in N(j)} |\text{sim}(j,i)|} \quad (9)$$

که در آن، متغیر $N(j)$ ، مجموعه k شبیه‌ترین آیت به آیت j را نشان می‌دهد.

۶-۱-۳) الف: الگوریتم‌های مبتنی بر الگو

این روش‌ها پیچیده‌تر از روش‌های مبتنی بر حافظه هستند و با استفاده از ساخت الگوهای ریاضی از داده‌های رتبه‌بندی، پیش‌بینی‌هایی را ارائه می‌دهند. برای پیاده‌سازی این روش‌ها از تکنیک‌های مختلفی مانند: فاکتورسازی ماتریسی، طبقه‌بندی بیزی^{۱۵} و رگرسیون^{۱۶} استفاده می‌شود. در اینجا به برخی از این روش‌ها اشاره می‌شود:

۱-۳-۱-۶) الف: تکنیک فاکتورسازی ماتریسی

این تکنیک با تجزیه ماتریس رتبه‌بندی به دو یا چند ماتریس با ابعاد کمتر، رتبه‌بندی‌های جدید را پیش‌بینی می‌کند. یکی از روش‌های متداول برای این کار، تجزیه مقدار منفرد^{۱۷} (SVD) است که این مقدار را می‌توان از فرمول زیر محاسبه کرد:

$$R = U * \Sigma * V^T \quad (10)$$

که در آن، ماتریس R همان رتبه‌بندی شخص-آیت است و ماتریس U همان عامل شخص است و ماتریس Σ نیز مقدار منفرد است و در نهایت V' ماتریس عامل آیت است (ژانگ و همکاران، ۲۰۲۲) (ژانگ و همکاران، ۲۰۲۳).

¹⁵ Bayesian

¹⁶ Regression

¹⁷ Singular Value Decomposition

۲-۳-۱-۶) ب: تکنیک طبقه‌بندی ییزی

این روش از یک الگو احتمالاتی برای پیش‌بینی رتبه‌بندی استفاده می‌کند و احتمال اینکه یک شخص به یک آیتم خاص رتبه مشخصی دهد را محاسبه می‌کند که فرمول آن در زیر آمده است:

$$P(R | U, I, \theta) \quad (11)$$

که در آن، R نمایانگر ماتریس رتبه‌بندی، U ماتریس شخص و I ماتریس آیتم‌ها است و در نهایت θ مجموعه‌ای از پارامترهای الگو احتمالی است (میائو و همکاران، ۲۰۲۳) (ژائو و همکاران، ۲۰۱۹).

۳-۳-۱-۶) ج: تکنیک رگرسیون

این تکنیک از الگوهای رگرسیونی برای پیش‌بینی رتبه‌بندی اشخاص به آیتم‌ها استفاده می‌کند که مقدار آن را می‌توان از فرمول زیر محاسبه کرد:

$$R = f(U, I, \theta) \quad (12)$$

که در آن، R نمایانگر ماتریس رتبه‌بندی، U ماتریس شخص است و I ماتریس آیتم‌هاست و در نهایت θ مجموعه‌ای از پارامترهای الگو رگرسیونی است (میائو و همکاران، ۲۰۲۳) (وو و همکاران، ۲۰۱۹).

در این مقاله، شبکه اینترنت اشیای اجتماعی به صورت یک گراف $G(V, E)$ در نظر گرفته می‌شود که در آن گره‌ها (V)، نمایانگر اشخاص و یال‌ها (E)، نشان‌دهنده روابط دوستی بین آنها هستند. سپس با در نظر گرفتن این روابط و ترجیحات اشخاص و میزان شباهت اشخاص به تشکیل جوامع دوستی پرداخته و به رتبه‌بندی و انتخاب سرویس‌ها براساس گروه‌بندی اشخاص پرداخته می‌شود. در نهایت با استفاده از داده‌های شهر سانتاندر، عملکرد روش پیشنهادی از لحاظ دقت و پیچیدگی زمانی^{۱۸}، مقدار پیمانی^{۱۹} و تعداد جوامع^{۲۰} ارزیابی می‌شود و نشان داده می‌شود که این الگوریتم پیشنهادی که الگوریتم پیشنهادی تشخیص جوامع دوستی مبتنی بر شاخص جاکارد با پیچیدگی زمانی کمتر، مقدار پیمانی و تشخیص تعداد جوامع بیشتر است، توانسته است میانگین مربعات ریشه خطا را حدود ۱۷ درصد و امتیاز $F1$ را حدود ۲۱ درصد بهبود بخشد. درواقع نوآوری اصلی این مقاله، ارائه یک رویکرد جدید برای بهبود پیشنهادهای سرویس در اینترنت اشیای اجتماعی است که از ترکیب دو ایده کلیدی بهره می‌برد:

۱. استفاده از روابط دوستی و ساختار اجتماعی: برخلاف روش‌های سنتی پالایش همخوان که تنها براساس ترجیحات مشابه عمل می‌کنند، این رویکرد از روابط دوستی و ساختار اجتماعی شبکه برای بهبود پیشنهادها استفاده می‌کند.
۲. تشخیص جوامع دوستی با استفاده از شاخص جاکارد: این مقاله یک الگوریتم جدید برای تشخیص جوامع دوستی ارائه می‌دهد که از شاخص جاکارد به عنوان معیار شباهت استفاده می‌کند. این روش با پیچیدگی زمانی کمتر، مقدار پیمانی و تشخیص تعداد جوامع بیشتری را ممکن می‌سازد.

¹⁸ Time Complexity

¹⁹ Modularity

²⁰ Number of Community

ترکیب این دو ایده منجر به ایجاد یک سیستم پیشنهاددهنده سرویس شده است که نه تنها ترجیحات اشخاص را در نظر می گیرد بلکه از ساختار اجتماعی شبکه نیز بهره می برد. نتایج تجربی نشان می دهد که این رویکرد نوآورانه توانسته است میانگین مربعات ریشه خطا را حدود ۱۷ درصد و امتیاز F1 را حدود ۲۱ درصد بهبود بخشد.

این مقاله به شرح زیر سازماندهی شده است: بخش ۲ به مرور اقدامات مرتبط اختصاص دارد. در بخش ۳، الگوریتم پالایشگر همخوان تطبیقی مبتنی بر جوامع دوستی معرفی می شود. بخش ۴ ویژگی ها و تحلیل الگوریتم پیشنهادی را ارائه می دهد. بخش ۵ به ارزیابی مجموعه داده و الگوریتم پیشنهادی پرداخته و در نهایت، در بخش ۶ نتایج مقاله بیان می شود.

(۷) پیشینه تحقیق

در شبکه اینترنت اشیای اجتماعی، جستجو و انتخاب سرویس می تواند براساس روابط دوستی میان اشخاص و دستگاه ها انجام شود. این شبکه ها با بهره گیری از ارتباطات اجتماعی بین دستگاه های هوشمند، امکان دسترسی به سرویس های مورد نیاز را فراهم می کنند (راد و همکاران، ۲۰۲۳). به منظور بهبود کارایی جستجوی سرویس، گروه بندی دستگاه ها براساس معیارهای مشترک پیشنهاد می شود که به یافتن سرویس محلی و کارآمدتر کمک می کند (امین و همکاران، ۲۰۲۲).

همچنین می توان از اطلاعات دستگاه های دوست یا دستگاه های دوستان آنها برای یافتن سرویس ها استفاده کرد و یک الگو پرس و جوی خود کار برای جستجوی سرویس در شبکه محلی ایجاد کرد (فرهادی و همکاران، ۲۰۲۱) و با در نظر گرفتن ویژگی ها و عملکردهای مختلف دستگاه ها و با استفاده از استراتژی های هوشمند برای انتخاب سرویس، توانایی مدیریت اعتماد و پیمایش شبکه در اینترنت اشیای اجتماعی را افزایش داد (محمدی و همکاران، ۲۰۲۱). همچنین الگوهایی برای مدیریت روابط اجتماعی بین دستگاه ها طراحی شده اند که هدف آنها بهبود عملکرد کلی شبکه و بهینه سازی فرآیند جستجو و انتخاب سرویس است (راجندران و همکاران، ۲۰۲۱). در زیر تعدادی از مطالعات انجام گرفته در زمینه جستجو و انتخاب سرویس بیان می شود:

راد و همکاران (۲۰۲۳) یک سازو کار جدید برای کشف سرویس در محیط پیچیده اینترنت اشیای اجتماعی ارائه کرده اند. این سازو کار بر تشخیص جوامع و کشف سرویس براساس معیارهای مشترک و طبقه بندی جوامع براساس اندازه آنها تاکید دارد. آنها با خوشه بندی اشیا براساس معیارهای مشترک، عملکرد جستجوی سرویس را بهبود می بخشند. با این حال، بطور خاص به نقش «روابط دوستی» یا «گروه بندی اشیا» در فرآیند انتخاب سرویس در اینترنت اجتماعی اشیا نمی پردازند.

امین و همکاران (۲۰۲۲) یک الگوی جستجوی سرویس مبتنی بر پرس و جوی خود کار برای اینترنت اشیای اجتماعی ارائه می دهند که از پیمایش شبکه محلی و معیار مرکزیت برای جستجوی بهینه سرویس استفاده می کند. در این الگو، همکاری و همسایگی بین اشیا و معیار مرکزیت درجه اشیا مبنای پیمایش شبکه و انتخاب سرویس است.

فرهادی و همکاران (۲۰۲۱) راهبردهای مختلف انتخاب و مدیریت دوستی در اینترنت اشیای اجتماعی را مرور کرده و یک طبقه بندی جدید برای دسته بندی مطالعات براساس معیارهای مختلف ارائه می دهند. با این حال، بطور خاص در مورد انتخاب سرویس براساس روابط دوستی در اینترنت اشیای اجتماعی صحبت نمی کنند.

محمدی و همکاران (۲۰۲۱) الگوریتمی برای انتخاب دوستی مبتنی بر اعتماد در اینترنت اشیای اجتماعی پیشنهاد

می‌دهند که ویژگی‌ها و عملکردهای مرتبط با اشیا را برای انتخاب دوست در نظر می‌گیرد و بهینه‌سازی فرآیند تصمیم‌گیری برای انتخاب دوست را دنبال می‌کند اما به انتخاب سرویس بر مبنای روابط دوستی نمی‌پردازد.

راجندران و همکاران (۲۰۲۱) الگویی برای انتخاب دوست مبتنی بر الگوریتم گرگ خاکستری جهت بهبود پیمایش اشیای اجتماعی پیشنهاد می‌دهند که هدف آن تقویت اعتماد در بین اشیای اجتماعی است اما اطلاعاتی در مورد انتخاب سرویس براساس روابط دوستی یا گروه‌بندی اشیا ارائه نمی‌کنند.

خانفور و همکاران (۲۰۲۰) فرآیند کشف سرویس خودکاری را برای انتخاب دستگاه‌های اینترنت اشیا براساس روابط اینترنت اشیا اجتماعی پیشنهاد می‌کنند. آنها از الگوریتم‌های لووین و اسلوم برای تشخیص جوامع و تقسیم شبکه به جوامع مجازی استفاده می‌کنند و برای مدیریت درخواست‌ها از روش‌های پردازش زبان طبیعی بهره می‌برند. با این وجود، بطور خاص به روابط دوستی یا گروه‌بندی اشیا اشاره‌ای نمی‌کنند.

رحمان و همکاران (۲۰۲۰) درخصوص اینترنت اشیا اجتماعی و مفاهیم مرتبط با آن از جمله: پدیده دنیای کوچک و عوامل اجتماعی هوشمند، بحث می‌کنند. آنها به جنبه‌های مختلف جستجوی دوستی و سرویس مناسب در اینترنت اشیا اجتماعی می‌پردازند اما در مورد انتخاب سرویس براساس روابط دوستی بطور خاص بحث نمی‌کنند.

کومار و همکاران (۲۰۲۲) سه استراتژی ابتکاری برای انتخاب دوستان آینده با هدف بهینه‌سازی معیارهای شبکه‌ای همچون میانگین درجه، میانگین طول مسیر و میانگین ضریب خوشه‌بندی را پیشنهاد می‌کنند. با این حال، بطور خاص به انتخاب سرویس براساس روابط دوستی و گروه‌بندی اشیا در اینترنت اشیا اجتماعی نمی‌پردازند.

ژانگ و همکاران (۲۰۲۱) روشی برای انتخاب سرویس در اینترنت اشیا اجتماعی در مقیاس بزرگ با استفاده از الگوریتم ژنتیک پیشرفته پیشنهاد می‌کنند اما در مورد انتخاب سرویس براساس روابط دوستی در اینترنت اشیا اجتماعی بحث نمی‌کنند.

مهدیان و همکاران (۲۰۲۴) روشی برای کشف و انتخاب سرویس در اینترنت اشیا اجتماعی بیان کردند که در آن مقاله دو الگوریتم پالایشگر همخوان همدستانه پیشنهاد شد. ارتباطات اجتماعی را در فرآیند ارائه سرویس به اشخاص مدنظر قرار دادند که در یکی از الگوریتم‌های پیشنهادی با استفاده از روابط دوستی و معیار شباهت جاکارد، بدون اینکه جوامع دوستی تشخیص داده شود، سرویس‌ها رتبه‌بندی شدند و سپس سرویس‌های متناسب با علایق شخص پیشنهاد شد ولی در آن مقاله مجموعه داده از نظر تعداد اشخاص، توزیع درجه دوستی و نوع توزیع آن بررسی نشده بود. همچنین از مفهوم جامعه دوستی استفاده نشد و نیز الگوریتم را با دو نوع معیار شباهت مختلف اجرا نکردند و الگوریتم از لحاظ تعداد جامعیت و مقدار پیمانی با یکدیگر مقایسه نشده بود.

۸) مفاهیم نوظهور در حوزه اینترنت اشیا مرتبط با اینترنت اشیا اجتماعی

۸-۱ الف) اینترنت رفتارها^{۲۱} (IoB)

اینترنت رفتارها به جمع‌آوری، تحلیل و استفاده از داده‌های رفتاری اشخاص از طریق دستگاه‌های متصل به اینترنت اشاره

²¹ Internet of Behaviors

دارد. این مفهوم بر پایه اینترنت اشیا بنا شده و هدف آن درک و تاثیرگذاری بر رفتارهای انسانی است. اینترنت رفتارها می تواند در زمینه هایی مانند بازاریابی شخصی سازی شده، بهداشت و سلامت و مدیریت منابع انسانی کاربرد داشته باشد. در زمینه پیشنهاد سرویس در اینترنت اشیای اجتماعی، اینترنت رفتارها می تواند به بهبود درک الگوهای رفتاری اشخاص و ارائه پیشنهادهای دقیق تر کمک کند (مستطی و همکاران، ۲۰۲۳).

۸-۲) اینترنت همه چیز^{۲۲} (IoE)

اینترنت همه چیز مفهومی گسترده تر از اینترنت اشیا است که به اتصال و تعامل هوشمند بین اشخاص، فرآیندها، داده ها و اشیا اشاره دارد. اینترنت همه چیز به دنبال ایجاد ارزش افزوده از طریق تحلیل و استفاده هوشمند از داده های جمع آوری شده است. این مفهوم می تواند در توسعه شهرهای هوشمند، بهبود مراقبت های بهداشتی و بهینه سازی فرآیندهای صنعتی نقش مهمی ایفا کند. در زمینه اینترنت اشیای اجتماعی، اینترنت همه چیز می تواند چشم انداز جامع تری از تعاملات و ارتباطات در شبکه ارائه دهد (وادها و همکاران، ۲۰۲۴).

اینترنت رفتارها و اینترنت همه چیز می توانند مکمل مفهوم اینترنت اشیای اجتماعی باشند. اینترنت رفتارها می تواند به بهبود درک رفتار اشخاص در اینترنت اشیای اجتماعی کمک کند درحالیکه اینترنت همه چیز چشم انداز گسترده تری از تعاملات در این شبکه ارائه می دهد. ترکیب این مفاهیم می تواند به ارائه پیشنهادهای سرویس دقیق تر و شخصی سازی شده تر در محیط اینترنت اشیای اجتماعی منجر شود. در راستای تحقیق حاضر، استفاده از مفاهیم اینترنت رفتارها و اینترنت همه چیز می تواند به غنی سازی الگوریتم پیشنهادی کمک کند. به عنوان مثال: با بهره گیری از داده های رفتاری جمع آوری شده توسط اینترنت رفتارها، می توان الگوهای استفاده از سرویس ها را با دقت بیشتری تحلیل کرد و پیشنهادهای سرویس را بهبود بخشید. همچنین دیدگاه جامع اینترنت همه چیز می تواند به شناسایی ارتباطات پیچیده تر بین اشخاص، اشیا و سرویس ها در اینترنت اشیای اجتماعی کمک کند و در نتیجه کارایی الگوریتم پیشنهادی را افزایش دهد.

کاربرد و حوزه تمرکز و همچنین روش و الگوریتم های بکاررفته در مطالعات انجام شده در راستای این مقاله، به همراه مزایا، معایب، معیار ارزیابی و سنجش آنها در جدول ۱ جمع آوری شده است:

جدول ۱. مقایسه روش های مطالعات گذشته

الگوریتم پیشنهادی	مراجع	کاربرد و حوزه تمرکز	روش ها و الگوریتم ها	مزایا و قابلیت ها	محدودیت ها و چالش ها	معیار ارزیابی و سنجش
مقایسه روش های مطالعات گذشته	(راد و همکاران، ۲۰۲۳)	گروه بندی اشیا اینترنت اشیای اجتماعی برای کشف سرویس	الگوریتم گروه بندی براساس نوع سرویس	بهبود دقت جستجو، پیمایش محلی سریع تر	چالش اشیا متحرک، نیاز به سازگاری بیشتر	استفاده از داده های Sigcomm2009 برای ارزیابی
	(فرهادی و همکاران، ۲۰۲۱)	مدیریت دوستی در شبکه اینترنت اشیای اجتماعی	دسته بندی استراتژی های مدیریت دوستی	پیمایش شبکه و تعامل اجتماعی بهینه تر	ارزیابی مقیاس پذیری نامشخص، هزینه و زمان پاسخ ارزیابی نشده	اشاره ای به معیارهای خاص ارزیابی ندارد

الگوریتم پیشنهادی	مراجع	کاربرد و حوزه تمرکز	روش ها و الگوریتم ها	مزایا و قابلیت ها	محدودیت ها و چالش ها	معیار ارزیابی و سنجش
(امین و همکاران، ۲۰۲۲)	جستجوی سرویس در اینترنت اشیا اجتماعی	پرس و جوی خودکار و پیمایش محلی	مقیاس پذیری بالا، زمان پیمایش کوتاه	تعمیم پذیری محدود، پیچیدگی معیار مرکزیت	تمرکز بر مقیاس پذیری و پیمایش	
(محمدی و همکاران، ۲۰۲۱)	انتخاب دوست در اینترنت اشیا اجتماعی	الگوریتم انتخاب دوست مبتنی بر اعتماد	کاهش مصرف منابع، بهبود پیمایش شبکه	فاقد ارزیابی مقیاس پذیری، نیاز به اعتبارسنجی بیشتر در دنیای واقعی	ندارد	
(رانجداران و همکاران، ۲۰۲۱)	مدیریت روابط اینترنت اشیا اجتماعی	رویکرد جدید مدیریت روابط اجتماعی	کاهش بار محاسباتی و بهبود پیمایش شبکه	بدون استراتژی مدیریت حریم خصوصی، محدود به گراف بدون جهت	فاقد معیارهای خاص	
(خانفوری و همکاران، ۲۰۲۰)	کشف و پیشنهاد سرویس خودکار	پردازش زبان طبیعی و تشخیص جامعه	بهبود تطبیق وظایف با اینترنت اشیا اجتماعی	نیاز به تخصص و منابع محاسباتی، افت کارایی با افزایش اندازه شبکه	ندارد	
(رحمان و همکاران، ۲۰۲۰)	انتخاب اشیا دوست	استفاده از عامل اجتماعی هوشمند	بهبود امنیت و حریم خصوصی شبکه	نیاز به نظارت بر شبکه و پیچیدگی پیاده سازی	ندارد	
(کومار و همکاران، ۲۰۲۲)	انتخاب دوست و بهینه سازی شبکه	استراتژی های ابتکاری برای انتخاب دوست	استفاده از داده های واقعی، افزایش کارایی	عدم بررسی سازگاری در مقیاس بزرگ، چالش های اجرا	ندارد	
(ژانگ و همکاران، ۲۰۲۱)	انتخاب سرویس ترکیبی	بهینه سازی واژگانی و آستانه برای پیش انتخاب	چالش انتخاب سرویس ترکیبی با منابع محدود را حل می کند	پیاده سازی پیچیده و بدون اعتبارسنجی تجربی	فاقد معیارهای ارزیابی جامع	
(مهدیان و همکاران، ۲۰۲۴)	انتخاب و پیشنهاد سرویس	پالایشگر همخوان همدستانه	استفاده از داده های واقعی، بهبود دقت پیشنهاد سرویس	نیاز به سازگاری بیشتر	استفاده از داده های شهر سانتاندر	

۸-۳) جمع بندی پیشنهادی تحقیق

همانطور که بیان شد، علیرغم پیشرفت های حاصل شده، هنوز چالش هایی در زمینه پیشنهاد سرویس در اینترنت اشیا اجتماعی وجود دارد که در ذیل بیان شده است:

- ۱) عدم توجه کافی به روابط اجتماعی در کنار ترجیحات اشخاص
- ۲) پیچیدگی محاسباتی بالا در روش های موجود
- ۳) دقت ناکافی در تشخیص جوامع دوستی

این مقاله با ارائه یک رویکرد جدید مبتنی بر شاخص جاکارد، سعی در رفع چالش های بالا دارد و سعی دارد با ترکیب روابط دوستی و ترجیحات اشخاص ضمن کاهش پیچیدگی محاسباتی، دقت پیشنهاد سرویس را بهبود بخشد.

نوآوری اصلی این پژوهش در استفاده همزمان از ساختار اجتماعی شبکه و الگوریتم تشخیص جوامع دوستی با استفاده از شاخص جاکارد است که منجر به بهبود در دقت پیشنهادهای سرویس و کاهش خطا می شود. درواقع، با توجه به رشد سریع اینترنت اشیا/ اجتماعی و افزایش تعداد سرویس ها، ارائه یک روش کارآمد برای پیشنهاد سرویس که بتواند روابط اجتماعی و ترجیحات اشخاص را با هم در نظر بگیرد، ضروری به نظر می رسد. این پژوهش با هدف پاسخگویی به این نیاز و رفع محدودیت های روش های پیشین انجام شده است.

۹) الگوریتم پالایشگر همخوان تطبیقی مبتنی بر جوامع دوستی^{۲۳} (A-CFA-FC)

الگوریتم پالایشگر همخوان پایه^{۲۴}، سرویس را تنها براساس ترجیحات اشخاص مشابه پیشنهاد می کند و روابط شخص یا الگوهای ارتباطی را در نظر نمی گیرد اما الگوریتم پیشنهادی علاوه بر استفاده از روابط دوستی میان اشخاص، از میزان شباهت اشخاص برای تشخیص جوامع دوستی و سپس برای پیشنهاد سرویس کمک می گیرد.

در این قسمت از مقاله، ابتدا نمادهایی که از آنها برای انجام الگوریتم پالایشگر همخوان تطبیقی پیشنهادی برای پیشنهاد سرویس در محیط اینترنت اشیا/ اجتماعی، استفاده می شود، شرح داده می شود و سپس به شرح و توصیف الگوریتم های پیشنهادی به زبان ریاضی پرداخته می شود و خواص مهمی مانند یکنواختی و گذرا بودن الگوریتم اثبات می شود.

نمادها و تعاریف برای شرح و تحلیل الگوریتم پالایشگر همخوان تطبیقی برای پیشنهاد سرویس در اینترنت اشیا/ اجتماعی، لازم است تا نمادهایی که در این الگوریتم استفاده شده است، تعریف شوند که در جدول ۲ این نمادها بیان شده است:

جدول ۲. نمادها و تعاریف

الگوریتم پیشنهادی	نماد	شرح	نماد	شرح
الگوریتم پالایشگر همخوان تطبیقی مبتنی بر جوامع دوستی	α	شناسه دستگاه	α_s	شناسه سرویس
	β	شناسه دریافت کننده پیشنهاد	α_{os}	شناسه سرویس ارائه شده
	γ	نوع دستگاه	β_s	نام سرویس
	α_u	شناسه شخصی ۱	p	تمام اشخاص موجود در شبکه
	α_v	شناسه شخصی ۲	n_{os}	تعداد سرویس های پیشنهادی
	α_{ra}	شناسه برنامه مورد نیاز	n_s	تعداد کل سرویس های موجود
	R_d	روابط اجتماعی بین دو دستگاه	τ	حد آستانه

۹-۱) شرح الگوریتم

الگوریتم پیشنهادی پالایشگر همخوان تطبیقی مبتنی بر جوامع دوستی (A-CFA-FC)، برخلاف روش الگوریتم پالایشگر همخوان پایه (Basic-CFA) با بهره گیری از روابط دوستی و شباهت بین اشخاص موجود در محیط اینترنت اشیا/

²³ Adaptive-Collaborative Filtering Algorithm

²⁴ Basic-Collaborative Filtering Algorithm

اجتماعی پیشنهاد سرویس می‌دهد. درواقع این الگوریتم نه تنها از روابط میان اشخاص استفاده می‌کند بلکه با بکارگیری شاخص شباهت، میزان شباهت بین آنها را نیز در نظر می‌گیرد تا جوامع دوستی تشکیل داده و سرویس مناسب تری را پیشنهاد دهد.

این الگوریتم ابتدا اشخاص مرتبط از طریق روابط دوستی را شناسایی کرده و با قراردادن آنها در یک جامعه دوستی، به جمع‌آوری اولویت‌های سرویس آن اشخاص می‌پردازد و سرویسی متناسب با ترجیحات آن اشخاص را پیشنهاد می‌دهد. چهار جدول زیر به عنوان پارامترهای ورودی این الگوریتم استفاده می‌شوند:

۱. $Device_Description$: این جدول شامل توضیحات مربوط به دستگاه‌ها است و از صفاتی مانند: شناسه دستگاه، شناسه مالک دستگاه و نوع دستگاه تشکیل شده است:

$$Device_Description = (\alpha, \beta, \gamma) \quad (13)$$

۲. $Person_Communication$: این جدول ارتباطات میان اشخاص را بیان می‌کند و شامل شناسه‌های اشخاص درگیر در هر رویداد ارتباطی است:

$$Person_Communication = (\alpha_u, \alpha_v) \quad (14)$$

۳. $Service_Table$: این جدول اطلاعات مربوط به سرویس‌های موجود را نمایش می‌دهد و هر سرویس با شناسه و نام آن مشخص می‌شود:

$$Service_Table = (\alpha_s, \beta_s) \quad (15)$$

۴. $Device_Profile$: این جدول مشخصات هر نوع دستگاه را شامل می‌شود و سرویس‌های ارائه‌شده و برنامه‌های کاربردی موردنیاز هر دستگاه را فهرست می‌کند:

$$Device_Profile = (\gamma, \alpha_{os}, \alpha_{ra}) \quad (16)$$

الگوریتم‌های پالایشگر همخوان تطبیقی پیشنهادی در چندین مرحله اجرا می‌شوند که در ادامه جزئیات هر مرحله به صورت گام به گام توضیح داده می‌شود.

۹-۲) مرحله ۱: شناسایی اشخاص مرتبط با شخص u براساس روابط دوستی

در این مرحله، برای هر شخص u در محیط اینترنت اشیای اجتماعی، شخص v که دوست شخص u بوده و با او در ارتباط است، براساس روابط موجود در جدول $Person_Communication$ شناسایی می‌شود. سپس این شخص به مجموعه $Connected_u$ که نمایانگر اشخاص متصل به شخص u است، اضافه می‌گردد. بطور دقیق، این مجموعه به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$Connected_u = \{v \in P \mid \exists (u, v) \in Person_Communication\} \quad (17)$$

سپس برای هر شخص v در مجموعه $Connected_u$ ، میزان شباهت اشخاص محاسبه می‌شود. در ادامه، هر شخصی که میزان شباهتش بیشتر از حد آستانه^{۲۵} مشخصی باشد ($0 \leq \tau \leq 1$)، به مجموعه جامعه دوستی $Friendship_Community(u)$ که مربوط به شخص u است، اضافه می‌شود. این حد آستانه مشخص می‌کند که تنها اشخاص با شباهت مشخصی وارد این مجموعه شوند.

$$Friendship_Community(u) = \{v \in U \mid \exists similarity_v > \tau\} \quad (۱۸)$$

۳-۹) مرحله ۲: شناسایی نوع دستگاه‌های متصل

در این مرحله، برای هر شخص v که در مجموعه $Friendship_Community(u)$ حضور دارد، نوع دستگاه‌های متصل به آن شخص γ_v با استفاده از اطلاعات جدول زیر به دست می‌آید. این متغیر نشان‌دهنده انواع دستگاه‌های متعلق به شخص v است:

$$\gamma_v = Device_Description[Device_Description[\beta] = v][\gamma] \quad (۱۹)$$

۴-۹) مرحله ۳: شناسایی سرویس ارائه‌شده

با استفاده از نوع دستگاه (γ_v) شناسایی شده در مرحله قبل، سرویس‌های ارائه‌شده توسط شخص v که با نماد α_{os_v} نمایش داده می‌شود، تعیین می‌گردد:

$$\alpha_{os_v} = Device_Profile[Device_Profile[\gamma] = \gamma_v][\alpha_{os}] \quad (۲۰)$$

۵-۹) مرحله ۴: استخراج ترجیحات سرویس اشخاص مرتبط

در این مرحله، ترجیحات سرویس هر شخص متصل با استفاده از سرویس ارائه‌شده توسط شخص v از مرحله قبل جمع‌آوری می‌شود:

$$service_preferences(u) = \bigcup_{v \in Connected_u} \alpha_{os_v} \quad (۲۱)$$

۶-۹) مرحله ۵: محاسبه فرکانس سرویس‌ها

در این مرحله، با بهره‌گیری از سرویس ارائه‌شده شخص v ، فرکانس هر سرویس در میان ترجیحات سرویس اشخاص متصل به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$frequency(\alpha_s) = |\{u \mid \alpha_s \in service_preferences(u)\}| \quad (۲۲)$$

۷-۹) مرحله ۶: پیشنهاد سرویس‌های برتر مناسب

در نهایت با استفاده از فرکانس‌های به دست آمده در مرحله قبل، سرویس‌های برتر براساس میزان استفاده و ترجیح اشخاص، شناسایی و پیشنهاد می‌شوند:

$$recommended_services(u) = Top\ services\ based\ on\ frequency(\alpha_s) \quad (23)$$

الگوریتم پالایشگر همخوان تطبیقی مبتنی بر جوامع دوستی (A-CFA-FC)

1. Define function collaborative_filtering (α_u , Person_Communication, Device_Description, Device_Profile, Service_Table, G, τ):
2. Initialize an empty dictionary service_preferences
3. Retrieve the list of Connected_u to the given α_u from Person_Communication
4. Calculate the similarity $Sim(u, v)$ of each α_v in list Connected_u with person α_u
5. If the similarity $Sim(u, v)$ is greater than the τ value:
6. Add person α_v to Friendship_Community(u)
6. For each person α_v in the list of Friendship_Community(u, v):
7. Get the γ of the Community's person from Device_Description
8. If γ is not found, continue to next person in Community
9. Get the service_preferences of the Community's person from Device_Profile
10. Get the device IDs of the Community's person's devices from Device_Description
11. If lengths of service_preferences and device IDs don't match, continue to next person in Community
12. Update the service preferences dictionary:
13. For each α_s, α pair:
14. If α_s is not null:
15. Add α to the list of device IDs associated with α_s in service_preferences
16. Sort the service_preferences dictionary by frequency in descending order
17. Get the top recommended services and their associated device IDs
18. Return the top recommended services to α_u

خواص الگوریتم پیشنهادی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از روابط دوستی بین اشخاص، پیشنهادهای سرویس را در محیط اینترنت اشیای اجتماعی ارائه می دهد و دارای ویژگی های زیر است:

۹-۷-۱) خاصیت یکنواختی^{۲۶}

این خاصیت بیان می کند که اگر شخصی به نام u با شخصی به نام v ارتباط داشته باشد و v به یک سرویس خاص s علاقه مند باشد، احتمالاً شخص u نیز به آن سرویس علاقه مند خواهد شد. می توان این ویژگی را به دو صورت ریاضی زیر اثبات کرد: اثبات: فرض کنید γ_v مجموعه ای از سرویس هایی است که توسط دستگاه های نوع γ_v متعلق به شخص v ارائه می شود و γ_u مجموعه ای از سرویس هایی است که توسط دستگاه های نوع γ_u متعلق به شخص u ارائه می شود. طبق الگوریتم های پالایشگر همخوان تطبیقی، شخص u احتمالاً سرویسی را که توسط اشخاص متصل به او ترجیح داده شده، انتخاب می کند. این رابطه به صورت ریاضی به شکل زیر قابل بیان است:

$$\forall s \in aos_v, \text{ if } s \in aos_u, \text{ then } u \text{ is more likely to prefer } s \quad (25)$$

این ویژگی به این دلیل صادق است که الگوریتم های پالایشگر همخوان تطبیقی از ترجیحات اشخاص متصل برای پیشنهاد سرویس به شخص هدف استفاده می کنند. بنابراین اگر یک سرویس توسط شخصی که با او در ارتباط است ترجیح داده شود، منطقی است که فرض کنیم شخص دیگری نیز ممکن است به آن سرویس علاقه مند باشد.

²⁶ Monotonicity

۹-۷-۲) خاصیت تراگذری^{۲۷}

خاصیت تراگذری نشان می‌دهد که اگر شخص u با شخص v در ارتباط باشد و v نیز با شخص z ارتباط داشته باشد، شخص u ممکن است بطور غیرمستقیم تحت تاثیر ترجیحات شخص z قرار بگیرد. این ویژگی را می‌توان با زبان ریاضی به شکل زیر اثبات کرد:

اثبات: فرض کنید $Connected_u$ و $Connected_v$ به ترتیب مجموعه اشخاصی هستند که با u و v در ارتباط هستند. اگر شخص u با v و v با z در ارتباط باشد، آنگاه مسیری از u به z از طریق v وجود دارد که به صورت ریاضی به شکل زیر بیان می‌شود:

$$\forall u, v, z \text{ such that } v \in Connected_u \text{ and } z \in Connected_v, \text{ then } w \in Connected_u \quad (26)$$

این خاصیت نشان می‌دهد که اگر دو نفر بطور غیرمستقیم از طریق زنجیره‌ای از ارتباطات به یکدیگر متصل باشند، ممکن است ترجیحات مشابهی برای سرویس‌های خاص داشته باشند. این ویژگی به انتشار ترجیحات و ارائه پیشنهادی سرویس از طریق شبکه ارتباطات بین اشخاص کمک می‌کند.

۱۰) ارزیابی تجربی

در این بخش، ابتدا داده‌های شهر سانتاندر از نظر تعداد اشخاص، توزیع درجه دوستی و نوع توزیع آن بررسی می‌شود و سپس الگوریتم پالایشگر همخوان تطبیقی پیشنهادی با استفاده از یک لپ‌تاپ با مشخصات پردازنده Intel Core i7-4600M، ۴ گیگابایت رم و سیستم عامل ویندوز ۱۰ پیاده‌سازی می‌شود. این الگوریتم، یکبار با معیار شباهت جاکارد و یکبار دیگر با معیار شباهت آدامیک آدار و با حد آستانه متفاوت به تشخیص جوامع در داده‌های شهر سانتاندر می‌پردازد و تعداد جوامع، میزان پیمانی الگوریتم و پیچیدگی زمانی الگوریتم بررسی می‌شود. سپس نتایج به دست آمده با الگوریتم پالایشگر همخوان پایه مقاله (مهدیان و همکاران، ۲۰۲۴) مقایسه می‌گردد و میزان اثربخشی الگوریتم پیشنهادی در ارائه پیشنهادی سرویس در محیط اینترنت اشیای اجتماعی از نظر میانگین مربعات ریشه خطا^{۲۸} (RMSE)، دقت^{۲۹}، فراخوان^{۳۰} و امتیاز^{۳۱} F1 مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

۱۰-۱) مجموعه داده

برای آزمایش و ارزیابی الگوریتم‌های پیشنهادی، از داده‌های واقعی اینترنت اشیای اجتماعی مربوط به شهر سانتاندر استفاده شده است که جزئیات آن در جدول ۳ آمده است. این داده‌ها شامل اطلاعات سال ۲۰۲۰ شهر سانتاندر بوده که برای بررسی بهتر عملکرد، سفارشی سازی شده است. این داده‌ها شامل ارتباطات زیر هستند (مارکه و همکاران، ۲۰۲۰):

- ارتباط هم مکانی شیء (C-LOR): به رابطه مکان مشترک میان دستگاه‌ها اشاره دارد.
- ارتباط اجتماعی شیء (SOR): این رابطه براساس تعامل و جلسات میان دستگاه‌ها شکل می‌گیرد.

²⁷ Transitivity

²⁸ Root Mean Squared Error

²⁹ Precision

³⁰ Recall

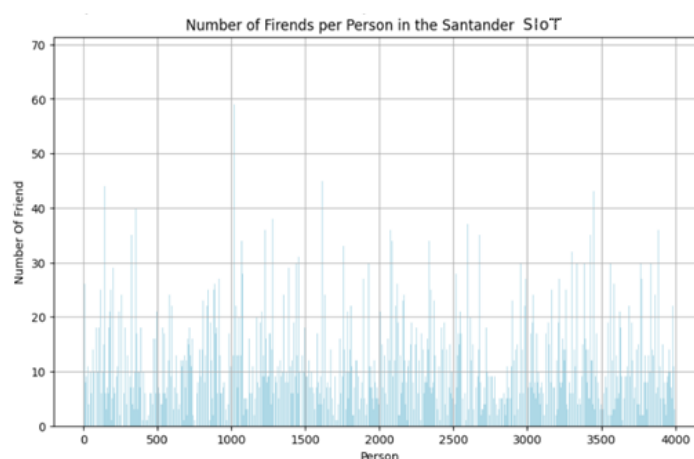
³¹ F1-score

- ارتباط مالکیت شیء (OOR): نشان‌دهنده رابطه مالکیت شخص بر اشیای تحت تملک اوست.
- ارتباط والدین شیء (POR): این نوع ارتباط میان اشیای یک برند خاص برقرار است و می‌تواند نشان‌دهنده ارتباط میان اشیای متعلق به اعضای خانواده یا دوستان مشترک باشد.
- ارتباط اینترنت اشیای اجتماعی: این رابطه با ترکیب تمام روابط فوق (از طریق یک عملیات OR) شبکه اینترنت اشیای اجتماعی را بطور کامل تشکیل می‌دهد.

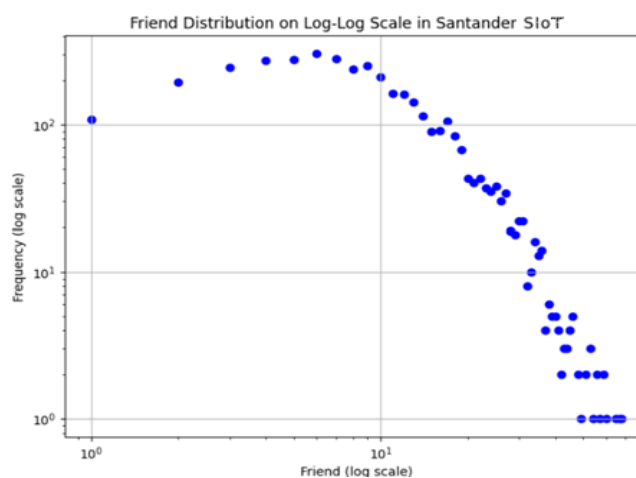
جدول ۳. مجموعه داده

نام مجموعه داده	مرجع	آدرس
Social Internet of Things_2020	مارکه و همکاران، ۲۰۲۰	http://social-iot.org

تعداد اشخاص موجود در داده‌های شهر سانتاندر ۴ هزار شخص است که هر کدام از این اشخاص دارای تعدادی دوست هستند که نمودار آن در شکل ۳ نشان داده شده‌است.



شکل ۳. تعداد دوستان هر شخص در داده‌های شهر سانتاندر



شکل ۴. توزیع دوستی در مقیاس لگاریتم-لگاریتم در داده‌های شهر سانتاندر

همچنین توزیع درجه دوستان اشخاص در این مجموعه داده تاحدودی از توزیع قانون قدرت^{۳۲} پیروی می کند زیرا همانطور که نمودار توزیع درجه دوستی این مجموعه داده در مقیاس لگاریتم-لگاریتم در شکل ۴ قابل مشاهده است، این نمودار لگاریتم-لگاریتم توزیع درجه دوستی، کاملاً خطی نیست و انحرافات از خط مستقیم دارد که نشان می دهد این مجموعه داده دارای ویژگی های مقیاس آزاد^{۳۳} است اما نه بطور کامل که دارا بودن این ویژگی باعث توزیع نابرابر درجه دوستی در اشخاص می شود. این موضوع به این معناست که تعداد زیادی از اشخاص دارای تعداد کمی دوست هستند و تعداد کمی از اشخاص دارای تعداد بسیار زیادی دوست هستند که این ویژگی در شبکه های اجتماعی، توزیع ثروت و بسیاری از پدیده های طبیعی دیده می شود.

۱۰-۲) تحلیل آزمایش

الگوریتم های پالایشگر همخوان تطبیقی پیشنهادی با استفاده از کتابخانه های موجود در پایتون پیاده سازی شدند. همانطور که در بخش توضیحات الگوریتم ها شرح داده و در جدول ۴ نیز قابل مشاهده است.

جدول ۴. بررسی روش الگوریتم های مقایسه شده

الگوریتم	مرجع	استفاده از روابط دوستی	استفاده از شباهت اشخاص	معیار شباهت برای تشخیص جوامع
الگوریتم های Basic-CFA	مهدیان و همکاران، ۲۰۲۴	✓	x	-----
مقایسه شده برای A-CFA-FC	پیشنهادی	✓	✓	معیار جاکارد
پیشنهاد سرویس A-CFA-FC	پیشنهادی	✓	✓	معیار آدامیک آدار

در داده های شهر سانتاندر، هر شخص مالک تعدادی دستگاه است که هر یک می تواند یک یا چند سرویس ارائه دهد بنابراین می توان با استفاده از اطلاعات جداول این مجموعه داده، جدولی به نام «ترجیحات شخص-سرویس» تهیه کرد که در آن هر سطر نشان دهنده اولویت یک شخص نسبت به هر سرویس است. سپس برای ارزیابی دقت پیشنهاد سرویس، این الگوریتم، یکبار با معیار شباهت جاکارد و یکبار دیگر با معیار شباهت آدامیک آدار و با حد آستانه متفاوت به تشخیص جوامع در داده های شهر سانتاندر می پردازد و تعداد جوامع و میزان پیمانی الگوریتم بررسی می شود. سپس نتایج به دست آمده با الگوریتم پالایشگر همخوان پایه مقاله (مهدیان و همکاران، ۲۰۲۴) مقایسه می گردد که در زیر به بررسی معیارهای ارزیابی شده پرداخته می شود:

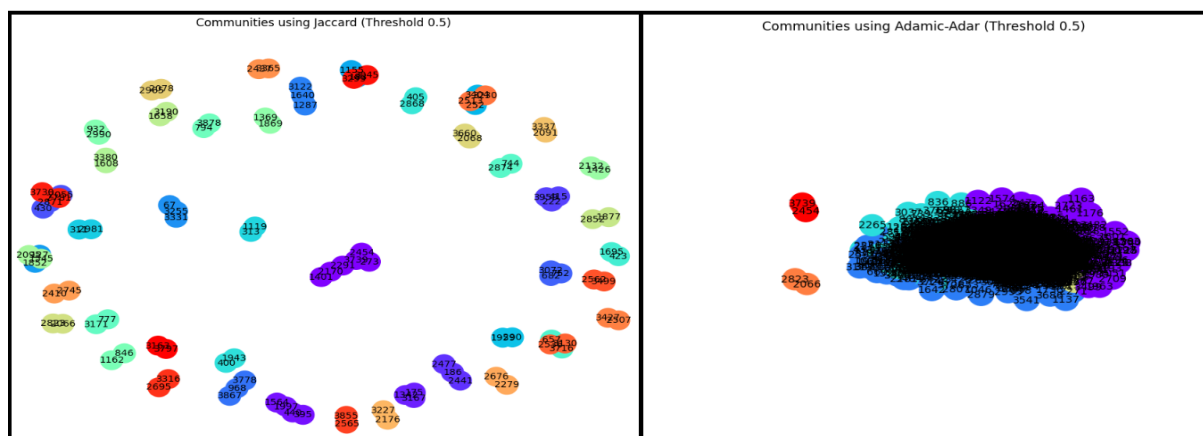
۱۰-۲-۱) الف: تعداد جوامع دوستی

در سمت راست شکل ۵، جوامع دوستی تشخیص داده شده توسط الگوریتم پیشنهادی با استفاده از معیار شباهت آدامیک آدار و با حد آستانه $\tau = 0.5$ در داده های شهر سانتاندر نشان داده شده است که تعداد این جوامع ۷ عدد است و

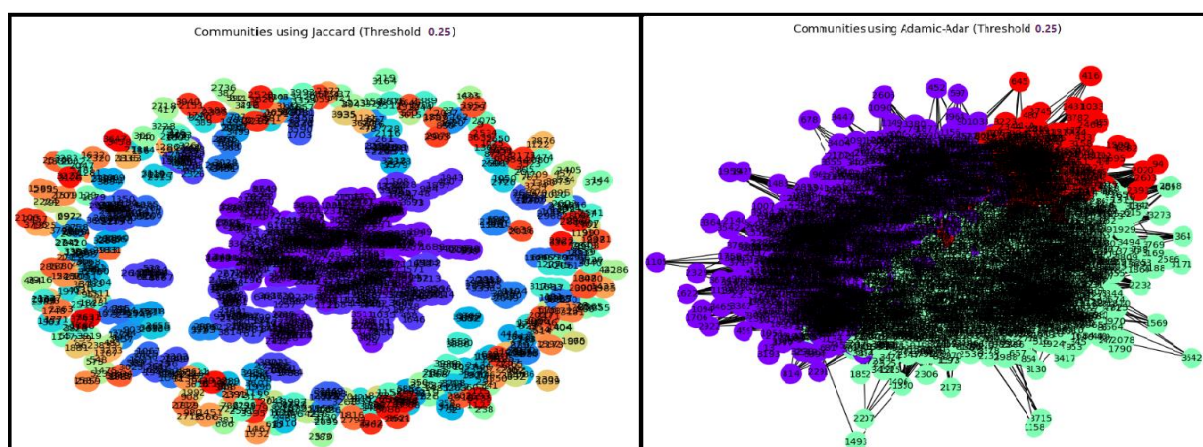
³² Power Law

³³ Scale-free

در سمت چپ شکل ۵، جوامع دوستی تشخیص داده شده توسط الگوریتم پیشنهادی با استفاده از معیار شباهت جاکارد و با حد آستانه $\tau = 0.5$ در داده های شهر سانتاندر نشان داده شده است که تعداد این جوامع ۴۸ عدد است.



شکل ۵. تشخیص جوامع دوستی با استفاده از معیارهای شباهت و با حد آستانه $\tau = 0.5$



شکل ۶. تشخیص جوامع دوستی با استفاده از معیارهای شباهت و با حد آستانه $\tau = 0.25$

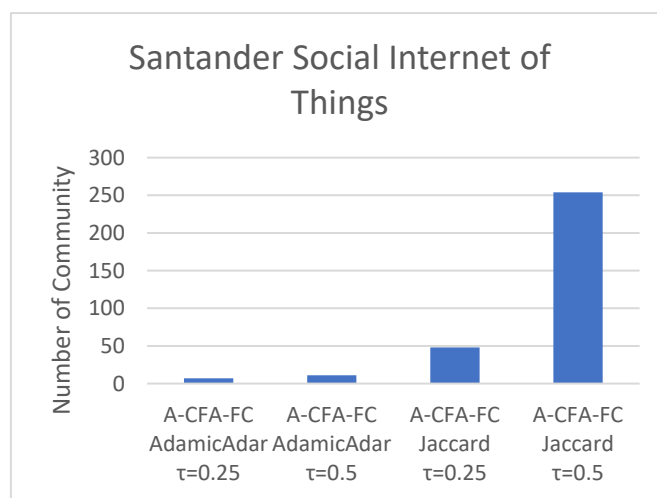
در سمت راست شکل ۶، جوامع دوستی تشخیص داده شده توسط الگوریتم پیشنهادی با استفاده از معیار شباهت آدامیک آدار و با حد آستانه $\tau = 0.25$ در داده های شهر سانتاندر نشان داده شده است که تعداد این جوامع ۱۱ عدد است و در سمت چپ شکل ۶، جوامع دوستی تشخیص داده شده توسط الگوریتم پیشنهادی با استفاده از معیار شباهت جاکارد و با حد آستانه $\tau = 0.25$ در داده های شهر سانتاندر نشان داده شده که تعداد این جوامع ۲۵۴ عدد است.

با مقایسه نمودار شکل ۷ که تعداد جوامع تشخیص داده شده در داده های شهر سانتاندر توسط الگوریتم پیشنهادی با معیارهای شباهت و حد آستانه مختلف را نشان می دهد، می توان نتایج به دست آمده را به شرح زیر تحلیل کرد:

۱- در داده های شهر سانتاندر، معیار شباهت جاکارد در هر دو حد آستانه، تعداد جوامع بیشتری را نسبت به معیار آدامیک آدار تشخیص داده است. این امر می تواند نشان دهنده حساسیت بیشتر معیار جاکارد به روابط بین اشخاص در داده های شهر سانتاندر باشد.

۲- در داده‌های شهر سانتاندر، با کاهش حد آستانه از ۰.۵ به ۰.۲۵ هر دو معیار شباهت، تعداد جوامع تشخیص داده شده افزایش یافت که این نتیجه منطقی است زیرا با کاهش حد آستانه، شرایط برای تشکیل جوامع آسان‌تر می‌شود. همچنین میزان تاثیر کاهش حد آستانه بر معیار جاکارد بسیار چشمگیرتر بوده است و باعث شده تعداد جوامع از ۴۸ به ۲۵۴ افزایش یابد که نشان‌دهنده حساسیت بالای این معیار به تغییرات حد آستانه است.

۳- در داده‌های شهر سانتاندر، معیار آدامیک آدار نسبت به تغییر حد آستانه حساسیت کمتری نشان داده است زیرا افزایش تعداد جوامع از ۷ به ۱۱ نشان می‌دهد که این معیار پایداری بیشتری در تشخیص جوامع دارد.



شکل ۷. تعداد جوامع دوستی با استفاده از معیارهای شباهت

۱۰-۲-۲) ب: میزان پیمانی

در جدول ۵، مقدار پیمانی الگوریتم پیشنهادی با استفاده از معیار شباهت آدامیک آدار و معیار شباهت جاکارد و با حد آستانه متفاوت در داده‌های شهر سانتاندر نشان داده شده است که براساس مقادیر پیمانی به دست آمده در جدول ۵، می‌توان نتایج مقدار پیمانی الگوریتم پیشنهادی را برای داده‌های شهر سانتاندر به شرح زیر تحلیل کرد:

۱- معیار شباهت جاکارد در هر دو حد آستانه، مقادیر پیمانی بسیار بالاتری نسبت به معیار آدامیک آدار نشان می‌دهد. این تفاوت زیاد، می‌تواند نشان‌دهنده کارایی بهتر معیار جاکارد در تشخیص ساختار جوامع دوستی در داده‌های شهر سانتاندر باشد.

۲- مقادیر پیمانی بسیار بالا (نزدیک به ۱) معیار جاکارد نشان می‌دهد که این معیار توانسته است ساختار جوامع دوستی در داده‌های شهر سانتاندر را با دقت بسیار بالایی تشخیص دهد.

۳- تفاوت قابل توجه بین مقادیر پیمانی دو معیار جاکارد و آدامیک آدار می‌تواند ناشی از تفاوت در نحوه محاسبه شباهت بین اشخاص در شبکه باشد و نشان می‌دهد معیار جاکارد می‌تواند برای داده‌های شهر سانتاندر مناسب‌تر باشد.

جدول ۵. بررسی روش الگوریتم‌های مقایسه شده

حد آستانه	معیار شباهت	مقدار پیمانی
الگوریتم	آدامیک آدار	۰.۴۵۵۲۹۶۳۰۳۳۷۳۵۸۹۸
$\tau = 0.25$		

حد آستانه	معیار شباهت	مقدار پیمانی
$\tau = 0.5$	آدامیک آدار	۰.۵۵۷۹۴۵۷۵۶۰۴۷۴۵۸۶
$\tau = 0.25$	جاکارد	۰.۹۶۷۳۴۳۴۷۹۶۷۱۲۸.۳
$\tau = 0.5$	جاکارد	۰.۹۷۱۸۳۴۳۱۹۵۲۶۶۲۷۲

۱۰-۲-۳ ج: تحلیل پیچیدگی زمانی

پیچیدگی زمانی الگوریتم‌های پالایشگر همخوان تطبیقی پیشنهادی که براساس روابط دوستی در شبکه اینترنت اشیای اجتماعی عمل می‌کنند، به صورت مرحله به مرحله قابل تجزیه و تحلیل است و در نهایت به تحلیل پیچیدگی زمانی الگوریتم پرداخته می‌شود.

۱۰-۲-۳-۱ مرحله ۱: شناسایی اشخاص متصل به شخص u براساس روابط دوستی

در این مرحله، برای هر شخص u در محیط اینترنت اشیای اجتماعی، دوستان متصل به u (شخص v) براساس اطلاعات جدول Person_Communication شناسایی می‌شوند. این فرآیند دارای پیچیدگی زمانی $O(n)$ است که n تعداد ردیف‌های جدول Person_Communication است. سپس برای هر شخص v در مجموعه $u_{Connected}$ ، میزان شباهت محاسبه می‌شود که در این مقاله از یکی از دو معیار زیر استفاده می‌شود:

I: محاسبه پیچیدگی زمانی جاکارد

برای هر جفت شخص، به محاسبه اشتراک و اجتماع نیاز دارد که اگر $Degree_u$ و $Degree_v$ به ترتیب درجه دوستی اشخاص u و v باشند آنگاه برای هر جفت شخص، پیچیدگی محاسباتی برابر $O(Degree_u + Degree_v)$ می‌شود که با توجه به فرمول ۲۷، برای هر جفت شخص، پیچیدگی محاسباتی برابر $O(E)$ می‌شود.

$$\sum Degree = 2E \quad (27)$$

II: محاسبه پیچیدگی زمانی آدامیک آدار

برای هر جفت شخص در ارتباط، بر روی همسایگان مشترک تکرار صورت می‌گیرد و محاسبه لگاریتم برای هر شخص انجام می‌شود که اگر C همسایگان مشترک و P کل اشخاص باشد، میزان پیچیدگی زمانی برای هر جفت شخص برابر $O(C \log N)$ می‌شود که بطور تقریبی برابر $O(E \log N)$ می‌شود.

۱۰-۲-۳-۲ مرحله ۲: شناسایی نوع دستگاه‌های متصل

در این مرحله، برای هر شخص v که با شخص u ارتباط دارد و در مجموعه $Friendship_Community(u, v)$ قرار می‌گیرد، نوع دستگاه‌های متصل او از جدول Device_Description استخراج می‌شود. پیچیدگی زمانی این مرحله $O(m)$ است که در آن m تعداد ردیف‌های جدول Device_Description است.

۱۰-۲-۳-۳ مرحله ۳: تعیین سرویس‌های ارائه شده

با استفاده از نوع دستگاه (γ_v) که در مرحله قبل به دست آمده، سرویس‌های ارائه شده توسط شخص v از جدول

Device_Profile شناسایی می‌شود. پیچیدگی زمانی این مرحله $O(p)$ است که در آن p تعداد ردیف‌های جدول Device_Profile است.

۱۰-۲-۴: استخراج ترجیحات سرویس اشخاص متصل

ترجیحات سرویس اشخاص متصل براساس سرویس ارائه‌شده توسط شخص v که در مرحله قبل به‌دست آمده، استخراج می‌شود. پیچیدگی زمانی این مرحله $O(q)$ است که در آن q تعداد کل سرویس‌های ارائه‌شده توسط اشخاص متصل است.

۱۰-۲-۵: محاسبه فراوانی سرویس‌ها

با استفاده از ترجیحات سرویس‌های به‌دست آمده از مرحله قبل، فراوانی هر سرویس در ترجیحات اشخاص محاسبه می‌شود. پیچیدگی زمانی این مرحله $O(q)$ است که در آن q تعداد کل سرویس‌های ارائه‌شده توسط اشخاص متصل است.

۱۰-۲-۶: پیشنهاد سرویس‌های برتر

در این مرحله، با استفاده از فراوانی هر سرویس به‌دست آمده، سرویس‌های برتر شناسایی و پیشنهاد می‌شوند. این مرحله شامل مرتب‌سازی فراوانی‌ها و انتخاب سرویس‌های برتر است و پیچیدگی زمانی آن $O(q \log q)$ می‌باشد.

در مجموع، پیچیدگی زمانی کلی پیشنهادی بدون در نظر گرفتن محاسبه معیار شباهت برابر با $O(n + m + p + q + q \log q)$ است. با این حال، از آنجاییکه پیچیدگی زمانی کلی را می‌توان با بیشترین پیچیدگی هر مرحله تخمین زد، پیچیدگی زمانی غالب مربوط به مرحله ۲ است که شامل بازیابی انواع دستگاه‌های متصل می‌شود. بنابراین پیچیدگی زمانی نهایی الگوریتم $O(m)$ است، که m تعداد ردیف‌های جدول Device_Description است.

در کل، پیچیدگی زمانی کلی الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر معیار جاکارد کمتر از پیچیدگی زمانی کلی الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر معیار آدامیک آدار است که این ناشی از کمتر بودن پیچیدگی زمانی خود معیار جاکارد است.

۱۰-۳-۳: میانگین مربعات ریشه خطا (RMSE):

این معیار برای مقایسه خطاهای پیش‌بینی الگوهای مختلف روی یک مجموعه داده خاص استفاده می‌شود و انحراف استاندارد بین مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی را نشان می‌دهد. هرچه مقدار RMSE کمتر باشد، دقت الگو بالاتر است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{p} * \sum ((service_preference_{actual} - service_preference_{predicted})^2)} \quad (28)$$

در این فرمول، P تعداد اشخاص است و $service_preference_{actual}$ و $service_preference_{predicted}$ به ترتیب ترجیحات واقعی و پیش‌بینی شده هر شخص هستند (خلوفی و همکاران، ۲۰۲۴) (راجندران و همکاران، ۲۰۲۰).

۱۰-۴-۱: معیار دقت:

این معیار نشان می‌دهد که چه درصدی از سرویس‌های پیشنهادی به شخص مرتبط هستند. با تقسیم تعداد پیشنهادهای مرتبط بر تعداد کل پیشنهادها محاسبه می‌شود.

$$Precision = \frac{\text{Number of relevant recommendations}}{\text{Total number of recommendations}} \quad (29)$$

۱۰-۵) معیار فراخوانی:

این معیار درصد سرویس‌های مرتبطی را نشان می‌دهد که با موفقیت به شخص پیشنهاد شده‌اند. با تقسیم تعداد پیشنهادهای مرتبط بر تعداد کل سرویس‌های مرتبط محاسبه می‌شود.

$$Recall = \frac{\text{Number of relevant recommendations}}{\text{Total number of relevant services}} \quad (30)$$

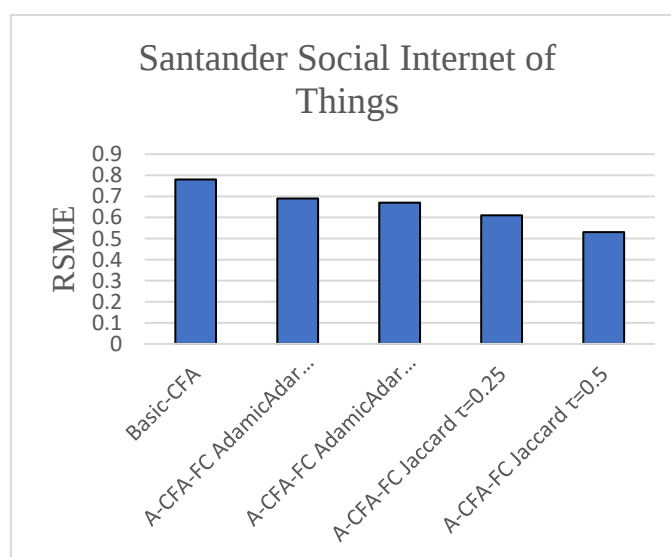
۱۰-۶) ی: معیار امتیاز F1:

این معیار میانگین هارمونیک دقت و فراخوانی است و به تعادل بین این دو کمک می‌کند.

$$F1 - Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (31)$$

عملکرد الگوریتم پایه و الگوریتم پیشنهادی این مقاله براساس معیارهای دقت، فراخوانی و امتیاز F1 مقایسه می‌شوند که این مقایسه نشان می‌دهد که دقت الگوریتم‌های مختلف چقدر باهم متفاوت است. همانطور که در شکل ۸ مشاهده می‌شود، الگوریتم پایه بیشترین مقدار RMSE را دارد که نشان‌دهنده کمترین دقت در میان الگوریتم‌های مقایسه شده است. در مقابل الگوریتم پیشنهادی با معیار شباهت جاکارد با مقدار آستانه $(\tau=0.5)$ کمترین مقدار RMSE را داراست که بیانگر بالاترین دقت در بین الگوریتم‌های مورد بررسی است.

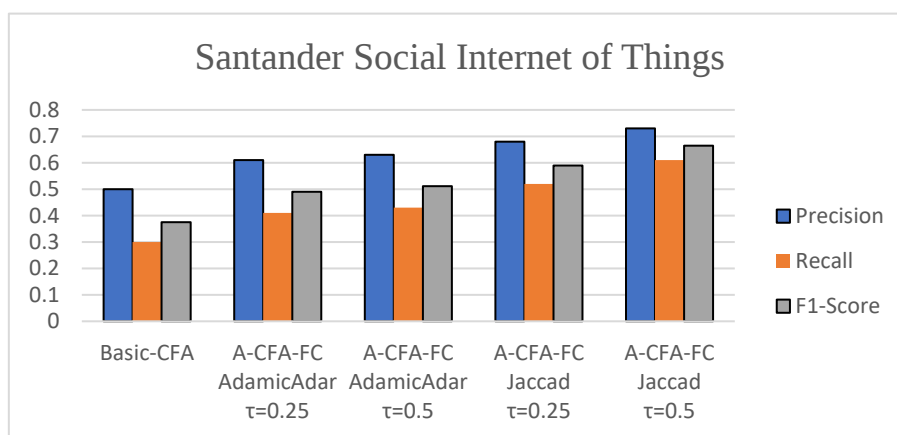
با افزایش مقدار آستانه (τ) ، دقت الگوریتم پیشنهادی بیشتر می‌شود، به این معنی که این الگوریتم با آستانه‌های بالاتر عملکرد بهتری دارد. الگوریتم پیشنهادی با معیار شباهت آدامیک آدار از لحاظ مقدار RMSE نسبت به الگوریتم پایه بهتر عمل می‌کند اما دقت آن کمتر از الگوریتم پیشنهادی با معیار شباهت جاکارد است که نشان می‌دهد عملکرد این الگوریتم پیشنهادی با معیار شباهت آدامیک آدار از الگوریتم پایه بهتر و از الگوریتم پیشنهادی با معیار شباهت جاکارد ضعیف‌تر است.



شکل ۸. مقایسه میانگین مربعات ریشه‌ی خطای الگوریتم‌ها

درواقع، اگر مقدار آستانه در الگوریتم پیشنهادی کاهش یابد، ارتباطات بیشتری میان اشخاص برای پیشنهاددهی در نظر گرفته می شود. در این حالت، اشخاص با میزان شباهت آدامیک آدار پایین تر نیز وارد الگوریتم می شوند که ممکن است علاقه مندی های مشابهی با شخص هدف نداشته باشند. این امر بطور بالقوه می تواند منجر به ارائه پیشنهاد های نامناسب شود و در نتیجه باعث افزایش مقدار ریشه میانگین مربعات خطا گردد.

امتیاز F1 یکی از معیارهای ارزیابی دقت پیشنهاد های ارائه شده توسط الگوریتم است. اگر مقدار آستانه در الگوریتم پیشنهادی پایین باشد، تعداد بیشتری از ارتباطات بین اشخاص برای ارائه پیشنهاد در نظر گرفته می شود. این امر باعث می شود که اشخاصی با امتیاز شباهت پایین تر نیز در فرآیند پیشنهاد مشارکت کنند که ممکن است به دلیل نداشتن اولویت های مشابه با شخص هدف، پیشنهاد های دقیق تری ارائه ندهند و در نتیجه امتیاز F1 افزایش یابد.



شکل ۹. مقایسه معیارهای دقت، فراخوان، امتیاز F1

همانطور که در شکل ۹ مشاهده می شود، الگوریتم پیشنهادی با معیار شباهت جاکارد با آستانه ۰.۵، در داده های شهر سانتاندر، دارای بالاترین دقت، یادآوری و امتیاز F1 است که این نتایج نشان می دهد این الگوریتم در ارائه سرویس مرتبط به اشخاص در داده های شهر سانتاندر، دقیق ترین عملکرد را دارد. در مقابل، الگوریتم پایه کمترین میزان دقت، یادآوری و امتیاز F1 را دارد که حاکی از آن است که این الگوریتم در مقایسه با سایر الگوریتم ها در ارائه سرویس در داده های شهر سانتاندر چندان موثر نیست. الگوریتم پیشنهادی با معیار شباهت آدامیک آدار در مقایسه با الگوریتم پایه دقت و یادآوری بیشتری دارد اما نسبت به الگوریتم پیشنهادی با معیار شباهت جاکارد عملکرد پایین تری دارد.

۱۱) نتیجه گیری و پیشنهادها

در این مقاله، ابتدا به بررسی و تحلیل داده های واقعی شهر سانتاندر پرداخته می شود و سپس روشی نوآورانه به نام الگوریتم پالایشگر همخوان تطبیقی مبتنی بر جوامع دوستی برای بهبود سیستم های پیشنهاددهنده سرویس در محیط اینترنت اشیا اجتماعی ارائه می شود که با ترکیب روابط اجتماعی و ترجیحات کاربران، دقت و کارایی این سیستم ها را ارتقا می بخشد. الگوریتم پالایشگر همخوان تطبیقی مبتنی بر جوامع دوستی از شاخص شباهت جاکارد برای تشخیص دقیق جوامع دوستی

و ارائه پیشنهاد‌های شخصی‌سازی شده استفاده می‌کند. ارزیابی‌های تجربی نشان می‌دهند که این الگوریتم عملکردی مناسب در مقایسه با روش‌های سنتی دارد.

مهمترین نوآوری این پژوهش، استفاده از ساختار شبکه‌های اجتماعی به عنوان بخشی از فرآیند پیشنهاددهی است که فراتر از روش‌های مرسوم پالایش همخوان عمل می‌کند. بهره‌گیری از شاخص شباهت جاکارد باعث افزایش دقت در تشخیص جوامع دوستی و کاهش پیچیدگی زمانی شده است.

نتایج اجرای این الگوریتم بر روی داده‌های سانتاندر نشان می‌دهد که معیار شباهت جاکارد عملکرد بهتری نسبت به معیار آدامیک‌آدار در تشخیص جوامع دوستی داشته است و توانسته است با پیچیدگی زمانی کمتر، مقدار پیمانگی و تعداد جوامع بیشتری را شناسایی کند و همچنین در مقایسه با الگوریتم پالایشگر همخوان پایه، میانگین مربعات ریشه خطا (۱۷٪) و امتیاز F1 (۲۱٪) را بهبود دهد. این نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی می‌تواند در ارائه پیشنهاد‌های سرویس در شبکه اینترنت اشیای اجتماعی شهر سانتاندر موثر باشد.

این رویکرد در کاربردهای مختلفی مانند خانه‌های هوشمند، شهرهای هوشمند و مدیریت منابع در شبکه‌های اینترنت اشیای اجتماعی قابل استفاده است. پیشنهاد سرویس‌های شخصی‌سازی شده، بهبود فرآیند کشف سرویس و افزایش کارایی شبکه از جمله مزایای این روش هستند که به افزایش رضایت کاربران و بهره‌وری شبکه منجر می‌شوند.

در مجموع، این تحقیق با ارائه یک چارچوب نوآورانه که روابط اجتماعی و ترجیحات کاربران را در کنار هم در نظر می‌گیرد، گامی موثر در بهبود سیستم‌های پیشنهاددهنده سرویس در اینترنت اشیای اجتماعی برداشته است. نتایج این پژوهش نشان‌دهنده پتانسیل بالای الگوریتم پیشنهادی برای ارتقای کیفیت سرویس و افزایش بهره‌وری در محیط‌های اینترنت اشیای اجتماعی است. توسعه و گسترش این رویکرد می‌تواند به پیشرفت فناوری‌های اینترنت اشیای اجتماعی و کاربردهای عملی آن منجر شود.

برای گسترش تحقیقات آینده، چندین زمینه مهم قابل بررسی است. نخست، می‌توان به بررسی تاثیر پویایی زمانی در تکنیک‌های پالایشگر همخوان پرداخت تا کیفیت پیشنهاد سرویس بهبود یابد. همچنین بررسی امکان ترکیب الگوریتم پیشنهادی با سایر تکنیک‌های یادگیری ماشین می‌تواند به افزایش دقت پیشنهاد‌های سرویس منجر شود. بهینه‌سازی پارامترهای الگوریتم نیز می‌تواند عملکرد آن را ارتقا دهد. برای اطمینان از قابلیت تعمیم عملکرد این الگوریتم، اجرای آن در مجموعه داده‌های دیگر شهرهای هوشمند پیشنهاد می‌شود. علاوه بر این، بررسی روش‌هایی برای کاهش نگرانی‌های مربوط به حریم خصوصی در سیستم‌های اینترنت اشیای اجتماعی ضروری است. در راستای بهبود بیشتر سیستم، توسعه مکانیزم‌های پیشرفته برای تلفیق داده‌های ناهمگن در اینترنت اشیای اجتماعی می‌تواند مفید باشد. همچنین بررسی امکان استفاده از داده‌های پیوندی برای غنی‌سازی اطلاعات سرویس‌ها و طراحی چارچوبی جدید برای ادغام منابع داده مختلف با حفظ یکپارچگی اطلاعات، از دیگر زمینه‌های تحقیقاتی آینده است. توسعه و پیاده‌سازی یک الگوی گراف دانش برای نمایش پیچیده‌تر روابط اجتماعی در اینترنت اشیا می‌تواند به تحلیل عمیق‌تر الگوهای ارتباطی و استخراج بینش‌های ارزشمند برای بهبود پیشنهاد‌های سرویس کمک کند. در نهایت بررسی روش‌های ترکیب گراف دانش با الگوریتم‌های پیشنهادی و

ارزیابی تاثیر استفاده از تلفیق داده‌ها، داده‌های پیوندی و گراف دانش بر پیچیدگی محاسباتی و مصرف انرژی در سیستم‌های اینترنت اشیا/ اجتماعی، می‌تواند افق‌های جدیدی را در این حوزه بگشاید.

منابع

- Adamic, L. A., & Adar, E. (2003). Friends and neighbors on the web. **Social Networks**, 25(3), 211–230. [https://doi.org/10.1016/S0378-8733\(03\)00009-1](https://doi.org/10.1016/S0378-8733(03)00009-1).
- Amin, F., Nadeem, M. A., Ahmad, M., Saleem, K., & Zeadally, S. (2022). A systematic survey on the recent advancements in the social Internet of Things. **IEEE Access**, 10, 63867–63884. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3182671>.
- Amin, F., & Hwang, S. O. (2022). Automated service search model for the social Internet of Things. **CMC-Computers, Materials & Continua**. <https://doi.org/10.32604/cmc.2022.028342>.
- Amoozadkhaili, H. (2023). Improve security monitoring knowledge management in IOT applications based on user behavior analysis. *Engineering Management and Soft Computing*, 9(1), 123–139. <https://doi.org/10.22091/JEMSC.2022.7056.1154>.
- Anis, I., Sahar, N., & Waheed, S. (2022). Internet of Things (IoT) in assessing physician wellness. **Journal of the College of Physicians and Surgeons--Pakistan: JCPSP**, 32(11), 1516. <https://doi.org/10.29271/jcpsp.2022.11.1516>.
- Barbin, J. P., Yousefi, S., & Masoumi, B. (2021). Navigation in the social Internet-of-Things (SIoT) for discovering the influential service-providers using distributed learning automata. **The Journal of Supercomputing**, 77(10), 11004–11031. <https://doi.org/10.1007/s11227-021-03918-1>.
- Bian, Y. (2024). Extending collaborative filtering for machine learning model recommendation (Master's thesis). Case Western Reserve University. <https://doi.org/10.2172/1234567>.
- Farhadi, B., Rahmani, A. M., Asghari, P., & Hosseinzadeh, M. (2021). Friendship selection and management in social internet of things: A systematic review. **Computer Networks**. <https://doi.org/10.1016/J.COMNET.2021.108568>.
- Jaccard, P. (1901). Étude comparative de la distribution florale dans une portion des Alpes et des Jura. **Bulletin de la Société Vaudoise des Sciences Naturelles**, 37, 547–579. <https://doi.org/10.5169/seals-266450>.
- Jain, G., Mahara, T., & Tripathi, K. N. (2020). A survey of similarity measures for collaborative filtering-based recommender system. In *Soft Computing: Theories and Applications: Proceedings of SoCTA 2018* (pp. 343–352). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-15-0394-6_30.
- Khanfor, A., Ghazzai, H., Yang, Y., Haider, M. R., & Massoud, Y. (2020). Automated service discovery for social Internet-of-Things systems. In **2020 International Conference on Signal Processing and Communication Systems (ICSPCS)**. <https://doi.org/10.1109/ICSPCS.2020.9306040>.
- Khelloufi, A., Boulkenafed, M., & Boukerram, A. (2024). A multimodal latent-features-based service recommendation system for the Social Internet of Things. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*. <https://doi.org/10.1109/TCSS.2024.1234567>.
- Khojamli, H., & Razmara, J. (2021). Survey of similarity functions on neighborhood-based collaborative filtering. **Expert Systems with Applications**, 185, 115482. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115482>.
- Komar, A. (2022). A heuristic model for friend selection in Social Internet of Things. **Entropy**, 24(2), 243. <https://doi.org/10.3390/e24020243>.
- Lee, C. R., & Kim, K. (2022). An improved similarity measure for collaborative filtering-based recommendation system. **International Journal of Knowledge-based and Intelligent Engineering Systems**, 26(2), 137–147. <https://doi.org/10.3233/KES-210067>.
- Liu, S., Ma, Y., & Chen, X. (2023). Evolutionary game model based on cumulative prospect theory for information management mechanism in SIoT. **Heliyon**, 9(6). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e15794>.
- Mahdian, M., & Matinkhah, S. M. (2024). A collaborative filtering algorithm for personalized service recommendation in social Internet of Things environments using friendship relations. **Computational Sciences Journal**, 9(2), 50–69. <https://doi.org/10.22034/csj.2024.203195>.
- Mahdian, M., & Matinkhah, M. (2024). Social Internet of Things: A study on the selection of suitable friends based on social network characteristics. **Journal of Electrical Engineering and Computer Science**, 21(4), 263–264. <https://doi.org/10.3390/jeecs21040263>.
- Marche, C., Atzori, L., & Nitti, M. (2018). A dataset for performance analysis of the social Internet of Things. In **Proc. IEEE 29th Annu. Int. Symp. Pers., Indoor Mobile Radio Commun. (PIMRC)** (pp. 1–5). <https://doi.org/10.1109/PIMRC.2018.8580914>.
- Marche, C., Atzori, L., & Nitti, M. (2020). How to exploit the social Internet of Things: Query generation model and device profiles' dataset. *Computer Networks*, 174, 107248. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2020.107248>.
- Miao, Y., Gao, H., & Wang, H. (2023). A novel short-term traffic prediction model based on SVD and ARIMA with blockchain in industrial internet of Things. *IEEE Internet of Things Journal*. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2023.3259980>.
- Mohammadi, V., Rahmani, A. M., Darwesh, M., & Sahafi, A. (2021). Trust-based friend selection algorithm for navigability in social Internet of Things. **Knowledge-Based Systems**. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2021.107123>.
- Molae Fard, R. (2022). Developing a recommender system for the health tourism industry using data mining methods. *Engineering Management and Soft Computing*, 8(2), 125–142. <https://doi.org/10.22091/jemsc.2020.5564.1134>.

- Moustati, I., Gherabi, N., El Massari, H., & Saadi, M. (2023, December). From the Internet of Things (IoT) to the Internet of Behaviors (IoB) for data analysis. In 2023 7th IEEE Congress on Information Science and Technology (CiSt) (pp. 634-639). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CiSt57867.2023.1234567>.
- Nitti, M., Pilloni, V., & Giusto, D. D. (2016). Searching the social Internet of Things by exploiting object similarity. In *Proc. IEEE 3rd World Forum Internet Things (WF-IoT)* (pp. 371–375). <https://doi.org/10.1109/WF-IoT.2016.7845416>.
- Papadimitriou, A., Symeonidis, P., & Manolopoulos, Y. (2012). Fast and accurate link prediction in social networking systems. *Journal of Systems and Software*, 85(9), 2119–2132. <https://doi.org/10.1016/j.jss.2012.04.049>.
- Rad, M. M., Rahmani, A. M., Sahafi, A., & Qader, N. N. (2023). Community detection and service discovery on Social Internet of Things. *International Journal of Communication Systems*, <https://doi.org/10.1002/dac.5501>.
- Rajendran, S., & Jebakumar, R. (2021). Object recommendation based friendship selection (ORFS) for navigating smarter social objects in SIoT. *Microprocessors and Microsystems*, <https://doi.org/10.1016/j.micpro.2020.103438>.
- Rajendran, S., & Jebakumar, R. (2020). Cognitive based device recommendation (CDR) model for social internet of things. In 2020 IEEE 4th Conference on Information & Communication Technology (CICT) (pp. 1-6). <https://doi.org/10.1109/CICT.2020.1234567>.
- Rehman, A., Naeem, M., Ullah, F., & Habib, S. (2020). An efficient friendship selection mechanism for an individual's small world in social Internet of Things. In *2020 IEEE International Conference on Internet of Things (iThings) and IEEE Green Computing and Communications (GreenCom) and IEEE Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom) and IEEE Smart Data (SmartData)* (pp. 10-15). <https://doi.org/10.1109/ICIOT.2020.00010>.
- Sefati, S. S., & Halunga, S. (2023). Service recommendation for a group of users on the Internet of Things using the most popular service. In *2023 12th International Conference on Modern Circuits and Systems Technologies (MOCAST)* (pp. 1-4). <https://doi.org/10.1109/MOCAST.2023.1234567>.
- Terry, K. K. (2022). Social networks. In *The Routledge Handbook of Second Language Acquisition and
- Eedlati, F. & Romoozi, M. (2022). The Detection of Anomalous Users in Location-Based Social Networks by Using Graph Rules. *Engineering Management and Soft Computing*, 8 (1). 171-189. DOI: <https://doi.org/10.22091/jemsc.2019.1373>.
- Wadhwa, A., & Arora, N. (2024, March). Security system for services access in smart city system using Internet of Everything and cloud. In 2024 2nd International Conference on Disruptive Technologies (ICDT) (pp. 1202-1207). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICDT2024.1234567>.
- Wu, J., Liu, C., Cui, W., & Zhang, Y. (2019). Personalized collaborative filtering recommendation algorithm based on linear regression. In 2019 IEEE International Conference on Power Data Science (ICPDS) (pp. 139-142). <https://doi.org/10.1109/ICPDS.2019.8969546>.
- Zhang, K., & Wang, M. (2022). A survey on accuracy-oriented neural recommendation: From collaborative filtering to information-rich recommendation. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 35(5), 4425-4445. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2022.3154563>.
- Zhang, X., & Liu, Y. (2023). Design of human resource recommendation algorithm based on demand-aware collaborative Bayesian variational network. In 2023 IEEE 6th International Conference on Information Systems and Computer Aided Education (ICISCAE) (pp. 737-740). <https://doi.org/10.1109/ICISCAE.2023.9908921>.
- Zhang, S., Zhang, D., Wu, Y., & Zhong, H. (2023). Service recommendation model based on trust and QoS for social Internet of Things. *IEEE Transactions on Services Computing*, <https://doi.org/10.1109/TSC.2023.3246548>.
- Zhang, X., & Liu, Y. (2021). A hybrid service selection optimization algorithm in internet of things. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2021(1), 1-12. <https://doi.org/10.1186/s13638-021-02001-1>.
- Zhao, J., Wang, H., & Zhang, H. (2019). A regression-based collaborative filtering recommendation approach to time-stepping multi-solver co-simulation. IEEE Access, 7, 22790-22806. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2899857>.