

دریافت مقاله: ۱۴۰۳/۰۲/۰۴

پذیرش مقاله: ۱۴۰۳/۰۳/۲۹

نوع مقاله: پژوهشی

پالایشگر همخوان همدستانه: یک پیشنهاد—دهنده سرویس شخصی سازی شده در محیط اینترنت اشیاء اجتماعی با استفاده از روابط دوستی

محمد مهدیان

دانشجوی دکتری مهندسی کامپیوتر—نرم افزار و الگوریتم—دانشگاه یزد—یزد—ایران

پست الکترونیکی: m.mahdian@stu.yazd.ac.ir

سید مجتبی متین خواه*

استادیار دانشکده مهندسی کامپیوتر—دانشگاه یزد—یزد—ایران

پست الکترونیکی: matinkhah@yazd.ac.ir

چکیده

ترجیحات کاربران به رتبه بندی سرویس ها می پردازد و سپس به پیشنهاد سرویس های برتر متناسب با ترجیحات کاربر در محیط های اینترنت اشیاء اجتماعی می پردازد. در نهایت، با اجرای الگوریتم های پالایشگر همخوان همدستانه بر روی مجموعه داده واقعی مربوط به شهر سانتاندر، نشان داده می شود که الگوریتم های پیشنهادی با وجود پیچیدگی زمانی یکسان با الگوریتم پالایشگر همخوان پایه، مقدار میانگین مربعات ریشه خطای الگوریتم ۱ و ۲ را به ترتیب ۹ و ۱۵ درصد بهبود می دهد و مقدار امتیاز F1 الگوریتم ۱ و ۲ را به ترتیب ۱۰ و ۱۹ درصد بهبود می دهد. واژه های کلیدی: اینترنت اشیاء، اینترنت اشیاء اجتماعی، پالایشگر همخوان همدستانه، پیشنهاد سرویس، روابط دوستی.

۱. مقدمه

شبکه اینترنت اشیاء^۲ (IoT) به راحتی اشیاء همگن و ناهمگن را به یکدیگر متصل کرده و این ارتباط در بین اشیاء هوشمند، قابلیت ارائه سرویس های متنوع را فراهم می کند

شبکه اینترنت اشیاء تعاملات اجتماعی و فناوری های اینترنت اشیاء را برای ایجاد محیط های هوشمند یکپارچه می کند، در این شبکه بین کاربران روابط دوستی برقرار است و اشیاء تحت مالکیت کاربران مختلف هستند و کاربران سعی دارند با استفاده از اشیاء متعلق به کاربران دیگر از سرویس هایی که توسط اشیاء کاربران مختلف ارائه می شود بهره برداری کنند. حال وقتی اندازه شبکه اینترنت اشیاء بزرگ باشد و تعداد کاربران و اشیاء زیاد باشند نقش و اهمیت پیشنهاد سرویس مناسب شخصی سازی شده متناسب با علایق کاربر بیشتر مشخص می شود که می توان با استفاده از روابط دوستی کاربران با هم و شباهت علایق آن ها، ترجیحات کاربران را تشخیص داد و یک پیشنهاددهنده سرویس با بهره گیری از روابط دوستی برای پیشنهاد سرویس متناسب با نیازها و ترجیحات خاص کاربران ایجاد کرد. به این منظور در این مقاله، دو الگوریتم پالایشگر همخوان همدستانه^۱ (A-CFA) پیشنهاد می شود که با در نظر گرفتن روابط دوستی و

2-Internet of Things

1-Adaptive-Collaborative Filtering Algorithm

* نویسنده مسئول

این شبکه، شکل جدیدی از تعامل و همکاری را امکان‌پذیر می‌کند [۶]. این شبکه، مسائل ناهمگونی و مقیاس‌پذیری که در اینترنت اشیاء وجود دارد را حل می‌کند و روابط اجتماعی موجود در شبکه‌های اجتماعی را به‌طور مستقل و با رعایت قوانین مرتبط با صاحب هر شیء، پیاده‌سازی می‌نماید [۷].

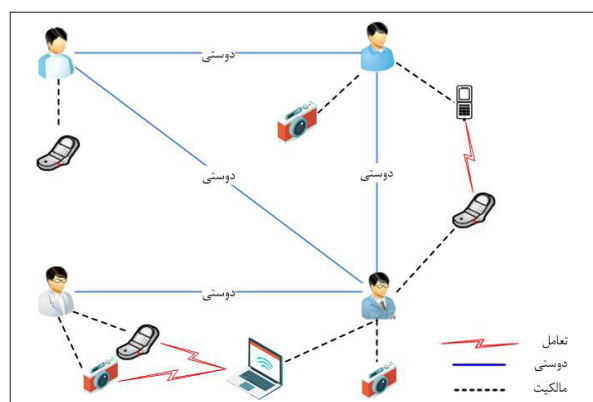
در شبکه اینترنت اشیاء اجتماعی، اشخاص و اشیاء هوشمند با یکدیگر ارتباط برقرار می‌کنند تا سرویس‌های مختلفی را درخواست/ارائه دهند و با افزایش اندازه شبکه اینترنت اشیاء اجتماعی، ممکن است تعداد درخواست‌های سرویس و انواع سرویس، با رشد بسیار زیاد مواجه شود که این افزایش سرویس‌ها در شبکه منجر به مشکلاتی در هنگام شخصی‌سازی سرویس می‌شود که این مشکل به‌عنوان انفجار سرویس‌ها شناخته می‌شود. پس در این شبکه‌ها، انتخاب سرویسی که متناسب با نیازهای کاربر باشد یک چالش محسوب می‌شود و کاربران برای پیدا کردن سرویس مناسب طبق علایق خود ممکن است با مشکل روبه‌رو شوند که این مسئله اهمیت و ضرورت پیشنهاد سرویس شخصی‌سازی شده طبق علایق کاربران را بیان می‌کند [۸ و ۹].

پیشنهادهای سرویس شخصی‌سازی شده نقشی اساسی در افزایش رضایت کاربر و تعامل در محیط‌های اینترنت اشیاء اجتماعی ایفا می‌کنند. پیشنهادهای سرویس شخصی‌سازی شده با استفاده از بینش‌ها در مورد ترجیحات، رفتارها و اطلاعات زمینه‌ای کاربران، می‌توانند به کاربران در کشف سرویس مرتبط، بهینه‌سازی استفاده از منابع و ساده‌سازی فرآیندهای تصمیم‌گیری کمک کنند [۱۰].

اشیاء در اینترنت اشیاء اجتماعی می‌توانند با استفاده از دوستی‌های اجتماعی ایجادشده در بین دستگاه‌های هوشمند، به سرویس موردنیاز دسترسی پیدا کنند [۱۱] و با گروه‌بندی اشیاء می‌توان جستجوی سرویس محلی کارآمدتر را فراهم کرد [۱۲]. اشیاء می‌توانند از اطلاعات اشیاء دوستان خود یا

و یافتن سرویس مناسب در کوتاه‌ترین زمان و با کمترین مصرف انرژی، به‌ویژه در محیط‌های بیدرنگ، چالشی مهم است که نیازمند شناسایی اشیاء مناسب است که این مسئله به‌عنوان یک چالش بزرگ در نظر گرفته می‌شود [۱ و ۲]. همچنین، یافتن اشیاء مناسب برای دریافت سرویس مناسب با توجه به روابط زیادی که اشیاء می‌توانند داشته باشند، نیاز به فضای جستجوی گسترده‌تری دارد که این امر در محیط‌هایی با تعداد زیادی اشیاء، چالش‌هایی را ایجاد می‌کند [۳].

شبکه‌های اجتماعی^۳ (SN) مجموعه‌ای از اشخاص یا نهادهای متصل شده هستند، این شبکه‌ها، ساختاری را تشکیل می‌دهند که می‌تواند اشخاص یا سازمان‌ها از طریق انواع مختلف روابط متصل کند و سطوح متعددی از روابط اجتماعی را ادغام کند و تا امکان جریان منابع، پشتیبانی و اطلاعات را فراهم شود، در واقع شبکه‌های اجتماعی به‌عنوان ابزاری قدرتمند برای ارتباطات بین‌فردی هستند و به بخشی جدایی‌ناپذیر از جامعه مدرن مطرح شده‌اند [۴ و ۵].



شکل ۱: اینترنت اشیاء اجتماعی

اینترنت اشیاء اجتماعی^۴ (SIoT) که در شکل ۱ قابل مشاهده است، یک مفهوم نوظهور است که مفاهیم شبکه‌های اجتماعی را به شبکه اینترنت اشیاء افزوده است که این امر، روابط بین اشیاء در اینترنت اشیاء را تحت تأثیر روابط اجتماعی اشخاص در شبکه‌های اجتماعی قرار داده است.

3-Social Network

4-Social Internet of Things

۲. کارهای پیشین

جستجو و انتخاب سرویس می‌تواند با استفاده از روابط دوستی بین اشخاص در شبکه اینترنت اشیاء اجتماعی انجام شود و اشیاء در اینترنت اشیاء اجتماعی با استفاده از دوستی‌های اجتماعی ایجاد شده در بین دستگاه‌های هوشمند، می‌توانند به سرویس مورد نیاز دسترسی پیدا کنند [۱۱] که به‌منظور بهبود عملکرد جستجو و انتخاب سرویس، گروه‌بندی اشیاء بر اساس معیارهای مشترک پیشنهاد شده است که امکان جستجوی سرویس محلی کارآمدتر را فراهم کند [۱۲]. علاوه بر این، می‌توان جایی که اشیاء از اطلاعات اشیاء دوست خود یا اشیاء دوست دوستان خود برای یافتن سرویس مورد نظر خود در شبکه محلی استفاده می‌کنند، یک مدل جستجوی دوستی مبتنی بر پرس و جوی خودکار پیشنهاد کرد [۱۳] و با در نظر گرفتن ویژگی‌های شیء و عملکردهای مرتبط و نیز با استفاده از راهبردهای انتخاب سرویس هوشمند، قابلیت پیمایش و مدیریت اعتماد در اینترنت اشیاء اجتماعی را افزایش داد [۱۴] که برای این منظور مدل‌های انتخاب دوستی مبتنی بر شیء برای مدیریت روابط اجتماعی و هدایت اشیاء هوشمندتر در اینترنت اشیاء اجتماعی پیشنهاد شده است که هدف از این رویکردها، بهبود عملکرد کلی اینترنت اشیاء اجتماعی و بهبود کشف و انتخاب سرویس در آن است [۱۵]. در زیر تعدادی از مطالعات صورت گرفته برای جستجو و انتخاب سرویس مناسب بیان شده است:

مژگان و همکاران [۱۱] سازوکاری جدید برای کشف سرویس در محیط پیچیده اینترنت اشیاء اجتماعی پیشنهاد می‌کنند، این سازوکار بر تشخیص جامعه و کشف سرویس بر اساس معیارهای مشترک و همچنین طبقه‌بندی جوامع بر اساس اندازه آن‌ها تأکید می‌کند، در واقع آن‌ها برای بهبود عملکرد جستجوی سرویس، اشیاء را بر اساس معیارهای مشترک خوشه‌بندی

اشیاء دوست دوستان خود برای یافتن سرویس مورد نظر خود در شبکه محلی استفاده کنند [۱۳].

می‌توان با در نظر گرفتن ویژگی‌های شیء و با استفاده از راهبردهای انتخاب سرویس هوشمند، قابلیت پیمایش و مدیریت اعتماد در اینترنت اشیاء اجتماعی را افزایش داد [۱۴] که برای این منظور مدل‌های انتخاب دوستی مبتنی بر شیء برای مدیریت روابط اجتماعی و هدایت اشیاء هوشمندتر در اینترنت اشیاء اجتماعی پیشنهاد شده است کشف و انتخاب سرویس در آن بهبود یابد [۱۵].

در این مقاله، شبکه اینترنت اشیاء اجتماعی، به‌صورت یک گراف $G(V, E)$ فرض می‌شود که گره‌های (V) ، اشخاص هستند و هر یال (E) ، رابطه دوستی بین دو شخص را نشان می‌دهد. سپس دو الگوریتم پالایشگر همخوان همدستانه پیشنهاد می‌شود که با در نظر گرفتن روابط دوستی و ترجیحات کاربران به رتبه‌بندی سرویس‌ها و سپس به پیشنهاد سرویس‌های برتر متناسب با ترجیحات کاربر در محیط‌های اینترنت اشیاء اجتماعی می‌پردازد. سپس الگوریتم‌های پالایشگر همخوان همدستانه پیشنهادی، از نظر فرمول‌بندی‌های ریاضی و پیچیدگی محاسباتی تحلیل می‌شود و در نهایت برای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها در تولید پیشنهاد‌های سرویس شخصی‌سازی شده در محیط‌های اینترنت اشیاء اجتماعی، این الگوریتم‌های پیشنهادی را بر روی مجموعه داده واقعی مربوط به شهر سانتاندر اجرا می‌شود و میزان پیچیدگی زمانی و میزان دقت پیشنهاد سرویس شخصی‌سازی شده در محیط‌های اینترنت اشیاء اجتماعی نشان داده می‌شود.

این مقاله به شرح زیر سازمان‌دهی شده است: بخش ۲ چکیده‌ای از کارهای مرتبط همسو با این مقاله بیان شده است. بخش ۳ تعریف کوتاهی از الگوریتم‌های پالایشگر همخوان را بیان می‌کند. بخش ۴ به بیان خواص و تحلیل الگوریتم‌های پیشنهادی می‌پردازد. بخش ۵ به ارزیابی الگوریتم‌های پیشنهادی پرداخته می‌شود و در نهایت، نتیجه کار این مقاله در بخش ۶ بیان می‌شود.

عبدالله و همکاران [۱۶] یک فرایند کشف سرویس خودکار برای انتخاب دستگاه‌های اینترنت اشیا بر اساس روابط اینترنت اشیا اجتماعی پیشنهاد می‌کند، آن‌ها برای تشخیص جامعه و تقسیم شبکه اینترنت اشیا به جوامع مجازی از الگوریتم‌های لووین و اسلوم استفاده می‌کنند و برای رسیدگی به درخواست‌های جمع‌آوری شده از رویکرد مبتنی بر پردازش زبان طبیعی استفاده می‌کنند اما به‌طور خاص به روابط دوستی یا گروه‌بندی اشیا اشاره نمی‌کند.

عبدالرحمان و همکاران [۱۷] در مورد مفهوم اینترنت اشیا اجتماعی و پدیده‌های دنیای کوچک گنجانده‌شده در اینترنت اشیا اجتماعی و عوامل اجتماعی هوشمند برای جستجوی دوستی و سرویس مناسب درخواستی در اینترنت اشیا اجتماعی بحث می‌کنند ولی به‌طور خاص به انتخاب سرویس بر اساس روابط دوستی اشاره نمی‌کند.

آشیش و همکاران [۱۸] برای انتخاب دوستان آینده از سه راهبرد ابتکاری با هدف بهینه‌سازی معیارهای شبکه مانند میانگین درجه، میانگین طول مسیر و میانگین ضریب خوشه‌بندی استفاده می‌کنند ولی به‌طور خاص به انتخاب سرویس مبتنی بر روابط دوستی و گروه‌بندی اشیا در اینترنت اشیا اجتماعی نمی‌پردازند.

شیائوفی و همکاران [۱۹] روشی برای انتخاب سرویس در اینترنت اشیا اجتماعی در مقیاس بزرگ با استفاده از الگوریتم ژنتیک پیشرفته پیشنهاد می‌کنند ولی در مورد انتخاب سرویس بر اساس روابط دوستی در اینترنت اشیا اجتماعی بحث نمی‌کنند.

روش و الگوریتم‌های به‌کار رفته در مطالعات انجام شده در راستای این مقاله که در این قسمت مقاله بیان شده است، به همراه مزایا و معایب آن‌ها در جدول ۱ جمع‌آوری شده است:

می‌کنند ولی به‌طور خاص به «روابط دوستی» یا «گروه‌بندی اشیا» در زمینه انتخاب سرویس در اینترنت اجتماعی اشیا اشاره نمی‌کنند.

بابک و همکاران [۱۲] به‌مرور راهبردهای انتخاب و مدیریت دوستی در اینترنت اشیا اجتماعی می‌پردازند و یک طبقه‌بندی فنی جدید برای دسته‌بندی مطالعات ارائه می‌دهند و مطالعات را بر اساس معیارهای مختلف ارزیابی می‌کنند ولی به‌طور خاص در مورد انتخاب سرویس بر اساس روابط دوستی در اینترنت اشیا اجتماعی بحث نمی‌کنند.

فرهان و همکاران [۱۳] یک مدل جستجوی سرویس مبتنی بر پرس‌وجو خودکار برای اینترنت اشیا اجتماعی با بهره‌گیری از پیمایش شبکه محلی و معیار مرکزیت برای جستجوی کارآمد سرویس پیشنهاد می‌کنند، در واقع آن‌ها از همکاری و همسایگی بین اشیا و معیار مرکزیت درجه اشیا استفاده می‌شود و بر اساس آن پیمایش شبکه محلی انجام می‌شود و سپس انتخاب سرویس انجام می‌شود.

ونوس و همکاران [۱۴] یک الگوریتم انتخاب دوستی مبتنی بر اعتماد برای پیمایش در اینترنت اشیا اجتماعی ارائه نمودند که این الگوریتم، ویژگی‌ها و عملکردهای مرتبط با اشیا را برای انتخاب دوست در نظر می‌گیرد و سعی دارد نظریه تصمیم‌گیری برای انتخاب دوست را بهینه‌سازی کند ولی این الگوریتم در مورد انتخاب سرویس بر اساس روابط دوستی در اینترنت اشیا اجتماعی ارائه نمی‌دهد.

سوباش و همکاران [۱۵] یک مدل انتخاب دوست بر اساس الگوریتم گرگ خاکستری برای پیمایش هوشمندتر اشیا اجتماعی پیشنهاد می‌کند و سعی می‌کند اعتماد موجود در اشیا اجتماعی را تقویت کند ولی این مدل، اطلاعاتی در مورد انتخاب سرویس بر اساس روابط دوستی و گروه‌بندی اشیا در اینترنت اشیا اجتماعی ارائه نمی‌دهد.

جدول ۱: مزایا و معایب کارهای پیشین

مراجع	الگوریتم مورد استفاده	مزایا	معایب
[۱۱]	این مقاله با نام شناسایی جامعه و کشف سرویس در اینترنت اجتماعی اشیا، جوامعی از اشیاء را شناسایی می کند و سپس کشف سرویس با استفاده از گروه بندی اشیا بر اساس نوع سرویس ارائه شده توسط هر شیء، سازگاری و فاصله در اینترنت اشیا اجتماعی صورت می گیرد.	کشف سرویس کارآمد: این روش عملکرد جستجوی سرویس را با استفاده از گروه بندی اشیا بهبود می بخشد و جستجوهای سرویس محلی کارآمدتر را فراهم می کند. بهبود دقت سرویس: با گروه بندی اشیا بر اساس نوع سرویس، این روش دقت جستجوی سرویس و پاسخ های آن ها را تضمین می کند و قابلیت اطمینان کلی سیستم را افزایش می دهد. طبقه بندی اجتماعی: جوامع اشیا بر اساس اندازه طبقه بندی می شوند که امکان مقایسه الگوریتم پیشنهادی با روش های دیگر را فراهم می کند که منجر به عملکرد بهتر در شناسایی جوامع می شود. پیمایش محلی: این رویکرد پیمایش محلی شبکه را امکان پذیر می کند که سریع تر، ایمن تر، مقیاس پذیر تر و کارآمدتر از پیمایش سراسری است. ارزیابی با مجموعه داده های متنوع: روش مقاله با چندین مجموعه داده با مقیاس های مختلف، از جمله مجموعه داده های واقعی Sigcomm2009 ارزیابی می شود و کارایی آن را در مقایسه با سایر روش ها نشان می دهد.	چالش در برابر اشیا متحرک و پویایی شبکه: این روش با اشیا متحرک با چالش هایی روبرو می شود که این اشیا می توانند از جوامع خارج شوند و به جوامع جدید بپیوندند یا حتی بدون یک جامعه باقی بمانند. بر ثبات گروه بندی شیء تأثیر می گذارد. مسائل سازگاری: اطمینان از سازگاری بین اشیا از خانواده ها یا برندهای مختلف نیاز به رابطه یا نرم افزار میانی دارد که منجر به سربار و افزایش هزینه ها می شود که می تواند مانع تبادل یکپارچه اطلاعات شود. پوشش سراسری محدود: این رویکرد، در حالی که برای پیمایش محلی کارآمد است، ممکن است کل شبکه را در سطح سراسری پوشش ندهد و به طور بالقوه اثربخشی آن را در سناریوهایی که نیاز به دامنه گسترده تر از کشف سرویس دارند محدود می کند. نیاز به تحقیقات بیشتر: برخی محدودیت های روش پیشنهادی در مقاله برای یافتن راه حل های قابل اعتماد باید بیشتر مورد بررسی قرار گیرند چون ممکن است رویکرد مورد استفاده نیاز به پالایش یا توسعه اضافی داشته باشد.
[۱۲]	این مقاله با نام انتخاب و مدیریت دوستی در اینترنت اشیا اجتماعی، راهبردهای مختلف برای انتخاب و مدیریت دوستی اجتماعی در شبکه اینترنت اشیا اجتماعی را همراه با مزایا و معایب آن ها بررسی و مقایسه می کند.	این مقاله مطالعات راهبردهای انتخاب دوستی اجتماعی و مدیریت در شبکه اینترنت اشیا اجتماعی را در پنج دسته مهم طبقه بندی می کند. این مقاله در شناسایی راهبردهای مؤثر برای انتخاب و مدیریت دوستی اجتماعی کمک می کند. این مطالعه به اهمیت و لزوم مدیریت تعامل های اجتماعی بین دستگاه های هوشمند در شبکه اینترنت اشیا اجتماعی می پردازد و نیاز اعتماد را در دستگاه های هوشمند بیان می کند. این مقاله تجزیه و تحلیل دقیق و کاملی را بیان می کند و اعتبار یافته ها را در افزایش قابلیت پیمایش شبکه افزایش می دهد.	مقیاس پذیری در برخی از راهبردهای پیشنهادی ارزیابی نشده است. زمان پاسخ و هزینه در بعضی مطالعات تحقیقاتی ارزیابی نشده است. تفاوت های عملکردهای مختلف انتخاب و مدیریت دوستی را در جستجوی سرویس در شبکه اینترنت اشیا اجتماعی، تجزیه و تحلیل و ارزیابی نکرده است. این مقاله به طور خاص در مورد انتخاب سرویس بر اساس روابط دوستی در اینترنت اشیا اجتماعی بحث نمی کند.
[۱۳]	این مقاله باهدف ایجاد مدل جستجوی سرویس خودکار برای اینترنت اشیا اجتماعی نوشته شده است که اشیا برای جستجوی سرویس مورد نظر به جای جستجوی کامل شبکه، شبکه محلی را پیمایش کنند که اشیا با استفاده از یک معیار مرکزیت درجه، می توانند از اشیا نزدیک خود یا اشیا اطراف اشیا نزدیک خود سرویس مورد نظر را جستجو کنند. در واقع در مدل ارائه شده در این مقاله، برای جستجوی سرویس، از پیمایش بین اشیا بر اساس همکاری و همسایگی بین اشیا و معیار مرکزیت درجه اشیا استفاده می شود و شیء به تعیین مسیرهای کوتاه در شبکه برای شیء و سرویس درخواستی کمک می کند.	جستجوی سرویس: مدل جستجوی سرویس مبتنی بر پرس و جو خودکار پیشنهادی مبتنی بر قابلیت پیمایش شبکه محلی به اشیا اجازه می دهد تا سرویس مورد نظر را به سرعت و به صورت کارآمد پیدا کنند و روند کلی جستجوی سرویس را در اینترنت اشیا اجتماعی بهبود بخشد. مقیاس پذیری: ماهیت توزیع شده مدل پیمایش منجر به مقیاس پذیری بالا می شود و آن را برای شبکه های اینترنت اشیا اجتماعی در مقیاس بزرگ با دستگاه ها و سرویس متعدد مناسب می کند. زمان های پیمایش کوتاه: استفاده ای مدل پیشنهادی از معیارهای مرکزیت، انتخاب اشیا مجاور با امتیازهای مهم را امکان پذیر می سازد که منجر به زمان های پیمایش کوتاه برای کشف سرویس می شود. قابلیت پیمایش بهبود یافته: رویکرد این مدل برای استفاده از اطلاعات اشیا نزدیک خود یا اشیا اطراف اشیا نزدیک خود، پیمایش شبکه را بهبود می بخشد و مکان یابی اشیا و تعامل با ارائه دهندگان سرویس مربوطه را آسان تر می کند. ارزیابی در دنیای واقعی: کارایی مدل با استفاده از یک مجموعه داده مرتبط با اینترنت اشیا اجتماعی در دنیای واقعی تأیید می شود و اعتبار عملی را برای اثربخشی آن ارائه می کند.	تعمیم پذیری محدود: کارایی و اثربخشی مدل پیشنهادی ممکن است تحت تأثیر ویژگی های خاص شبکه اینترنت اشیا اجتماعی و همچنین مجموعه داده مورد استفاده برای ارزیابی و اعتبار سنجی قرار گیرد پس این موضوع می تواند تعمیم پذیری این مدل پیشنهادی را در سناریوهای دیگر محدود کند. پیچیدگی معیارهای مرکزیت: پیاده سازی و نگهداری معیارهای مرکزیت می تواند پیچیده و نیازمند منابع مضاعف باشد، به ویژه در محیط های اینترنت اشیا اجتماعی پویا که در آن اشیا می توانند به طور مکرر به شبکه اینترنت اشیا اجتماعی بپیوندند و یا از آن شبکه خارج شوند. معیارهای ارزیابی محدود: این تحقیق در درجه اول بر مقیاس پذیری و پیمایش در شبکه متمرکز است و می توان با اضافه کردن معیارهای ارزیابی اضافی، مانند مصرف انرژی، میزان استفاده از منابع و کیفیت سرویس، به مراتب ارزیابی جامع تری از عملکرد مدل پیشنهادی ارائه داد.

مراجع	الگوریتم مورد استفاده	مزایا	معایب
[۱۴]	این مقاله یک استراتژی انتخاب دوست هوشمند بر اساس ویژگی‌های اشیاء و عملکردهای مرتبط بر اینترنت اشیاء اجتماعی ارائه می‌دهد و از نظریه تصمیم‌گیری بهینه برای بهینه‌سازی انتخاب دوست اشیاء، با در نظر گرفتن پارامترهایی مانند تعداد دوستان اشیاء، برای کاهش مصرف منابع استفاده می‌کند.	این مقاله با پیشنهاد یک راهبرد انتخاب دوست، به چالش‌های کشف شیء و جستجوی سرویس در اینترنت اشیاء اجتماعی پرداخته است. این مقاله با استفاده از ارزش اعتماد برای از بین بردن جنبه‌های غیرقابل اعتماد، کارایی انتخاب دوست و پیمایش شبکه را افزایش می‌دهد. رویکرد پیشنهادی این مقاله، کاهش مصرف منابع و بهبود معیارهای اتصال شبکه را تأیید می‌کند.	این مقاله به صراحت در مورد مقیاس‌پذیری راهبرد انتخاب دوست پیشنهادی در محیط‌های اینترنت اشیاء اجتماعی در مقیاس بزرگ بحث نمی‌کند. ممکن است نیاز به اعتبارسنجی بیشتر در دنیای واقعی برای ارزیابی امکان سناریوی عملی و عملکرد مدل پیشنهادی در سناریوهای مختلف اینترنت اشیاء اجتماعی وجود داشته باشد.
[۱۵]	این مقاله یک مدل انتخاب دوستی مبتنی بر پیشنهاد شیء (ORFS) برای مدیریت روابط اجتماعی بین اشیاء هوشمند در محیط اینترنت اشیاء اجتماعی ارائه می‌دهد و با استفاده از پیمایش شبکه و رویکرد حداکثر رتبه همسایگی و سازوکار وابستگی شیء-کاربر مبتنی بر الگوریتم گرگ خاکستری، به پیشنهاد شیء هوشمند و انتخاب شیء دوست می‌پردازد.	این مقاله مسائل مربوط به بار محاسباتی و عدم قابلیت پیمایش شبکه محلی را برطرف می‌کند و آن را برای برنامه‌های اینترنت اشیاء در زمان واقعی مناسب می‌کند. ارائه یک رویکرد جدید برای مدیریت روابط اجتماعی بین اشیاء در محیط اینترنت اشیاء اجتماعی و بهبود پیمایش شبکه	این مقاله هیچ راهبرد مدیریت حریم خصوصی را در مدل خود انجام نداده است. مدل این مقاله تنها بر اساس گراف بدون جهت، انجام شده است. این مقاله اطلاعاتی در مورد انتخاب سرویس بر اساس روابط دوستی در اینترنت اشیاء اجتماعی ارائه نمی‌دهد.
[۱۶]	این مقاله برای کشف سرویس خودکار در شبکه‌های اینترنت اشیاء اجتماعی، شبکه را بر اساس روابط اجتماعی مانند مکان مشترک، کار مشترک، دوستی و مالکیت به جوامعی تقسیم می‌کند و از دو الگوریتم تشخیص جامعه لووین و اسلوم، برای تشکیل گروه‌های اشیاء غیرهمپوشانی و همپوشانی استفاده می‌کند و از یک رویکرد پردازش زبان طبیعی، برای مطابقت درخواست‌ها با جوامع شناسایی شده برای یافتن دستگاه‌های مناسب برای انجام وظایف استفاده می‌کند.	این مقاله، کشف سرویس را در شبکه‌های اینترنت اشیاء اجتماعی، خودکار می‌کند. در این مقاله، رویکرد مبتنی بر پردازش زبان طبیعی، تطبیق وظایف را با دستگاه‌های اینترنت اشیاء بر اساس روابط اجتماعی بهبود می‌بخشد.	پیاده‌سازی الگوریتم‌های تشخیص جامعه و پردازش زبان طبیعی ممکن است نیاز به تخصص فنی و منابع محاسباتی داشته باشد. مقیاس‌پذیری: اثربخشی رویکرد ممکن است با افزایش اندازه و پیچیدگی شبکه اینترنت اشیاء کاهش یابد. در مورد انتخاب سرویس بر اساس روابط دوستی در اینترنت اشیاء اجتماعی بحث نمی‌کنند.
[۱۷]	این مقاله مفهوم عامل اجتماعی هوشمند را در اینترنت اشیاء اجتماعی به‌منظور تسهیل انتخاب اشیاء دوست و سرویس بدون دخالت انسان معرفی می‌کند. این مقاله از مفهوم دنیای کوچک و نظریه شش درجه جدایی استفاده می‌کند و عمق شبکه را با آستانه پویا به شش سطح محدود می‌کند.	معرفی مفهوم نوآورانه عامل اجتماعی هوشمند برای تسهیل انتخاب اشیاء دوست و سرویس بدون دخالت انسان در شبکه اینترنت اشیاء اجتماعی امنیت و حریم خصوصی را به‌تنهایی با اضافه کردن گره‌های دوست به شبکه افزایش می‌دهد. استفاده از پدیده‌های دنیای کوچک برای مدیریت کارآمد روابط اجتماعی در اینترنت اشیاء اجتماعی	آستانه پویا برای عمق شبکه ممکن است نیاز به نظارت دقیق و تنظیم داشته باشد. پیچیدگی پیاده‌سازی بن‌نگاره جهان کوچک در اینترنت اشیاء اجتماعی ممکن است چالش‌هایی را در کاربردهای دنیای واقعی ایجاد کند.
[۱۸]	در این مقاله از سه راهبرد ابتکاری برای بهینه‌سازی درجه متوسط، طول مسیر متوسط و ضرایب خوشه‌بندی متوسط برای انتخاب دوست آینده و به حداقل رساندن بار محاسباتی و نیازهای حافظه در اینترنت اشیاء اجتماعی استفاده می‌کند و برای ارزیابی عملکرد مدل از مدل باراباسی با ۱۵ گره و یک مجموعه داده فیس‌بوک استفاده می‌کند.	استفاده از راهبردهای ابتکاری برای انتخاب دوست آینده و بهینه‌سازی پارامترهای شبکه از مجموعه داده‌های دنیای واقعی برای ارزیابی عملکرد استفاده می‌کند و ارتباط عملی مدل را افزایش می‌دهد. نیاز به انتخاب کارآمد اشیاء دوست در محیط‌های اینترنت اشیاء اجتماعی را برطرف می‌کند و به بهبود پیمایش شبکه و کشف سرویس کمک می‌کند.	این مقاله در مورد مقیاس‌پذیری و سازگاری مدل پیشنهادی در محیط‌های اینترنت اشیاء اجتماعی در مقیاس بزرگ صحبت نکرده است. این مقاله به‌طور صریح به چالش‌ها یا محدودیت‌های خاصی که در طول اجرا و ارزیابی راهبردهای ابتکاری روبه‌رو شده است نمی‌پردازد.

مراجع	الگوریتم مورد استفاده	مزایا	معایب
[۱۹]	این مقاله بر بهینه‌سازی انتخاب سرویس ترکیبی در حوزه اینترنت اشیاء که دستگاه‌های هوشمند، سرویسی را از طریق سرویس وب استاندارد به کاربران ارائه می‌دهند تمرکز دارد. در این مقاله از فناوری بهینه‌سازی واژگانی و تکنیک‌های آرامش آستانه برای انتخاب سرویس نامزدی که نیازهای کاربر را برآورده می‌کند، استفاده می‌کند و سرویس را به‌عنوان یک مسئله تصمیم‌گیری چند ویژگی مدل می‌کند. انتخاب سرویس ترکیبی شامل ادغام رده‌های سرویس موجود در یک رده جامع و شناسایی سرویس مطلوب برای سرویس ترکیبی در محدودیت‌های کیفیت سرویس است.	بهره‌گیری از تکنیک‌های بهینه‌سازی واژگانی و آرامش آستانه برای پیش انتخاب سرویس. چالش انتخاب سرویس ترکیبی با منابع محدود را در دستگاه‌های اینترنت اشیاء برطرف می‌کند. ارائه یک رویکرد ساختاریافته برای انتخاب سرویس ترکیبی، با در نظر گرفتن سطح کیفیت سرویس و نیازهای کاربر.	پیچیدگی مشکل انتخاب سرویس ترکیبی در اینترنت اشیاء یک چالش محسوب می‌شود. بحث محدود در مورد پیاده‌سازی دنیای واقعی و مقیاس‌پذیری الگوریتم بهینه‌سازی پیشنهادی عدم اعتبارسنجی تجربی یا مطالعات موردی برای نشان دادن اثربخشی رویکرد در مورد انتخاب سرویس بر اساس روابط دوستی در اینترنت اشیاء اجتماعی بحث نمی‌کنند.

آنان بر اساس ترجیحات سایر کاربران که ترجیحات مشابهی داشتند، پیشنهاد می‌کند. ایده اصلی این روش بر این اصل استوار است که اگر دو شخص با یکدیگر در مورد موضوعی نظر مشابهی داشته باشند آنگاه احتمال دارد که آن دو شخص در موضوع دیگری نیز نظر مشابهی داشته باشند.

الگوریتم‌های پالایشگر همخوان می‌تواند در شبکه‌هایی با تعداد زیادی از موارد اجرا شود و نیز می‌تواند پیشنهادهایی شخصی‌تر و دقیق‌تر ارائه دهد. با این حال، این الگوریتم‌ها، مورد را تنها بر اساس ترجیحات کاربران مشابه پیشنهاد می‌دهد و روابط کاربر یا الگوهای ارتباطی را در نظر نمی‌گیرد، همچنین ممکن است وقتی که کاربران جدید باشند یا وقتی که موردهایی که هنوز توسط بسیاری از کاربران رتبه‌بندی نشده‌اند، پیشنهاد آیتم دشوار باشد [۲۰-۲۲].

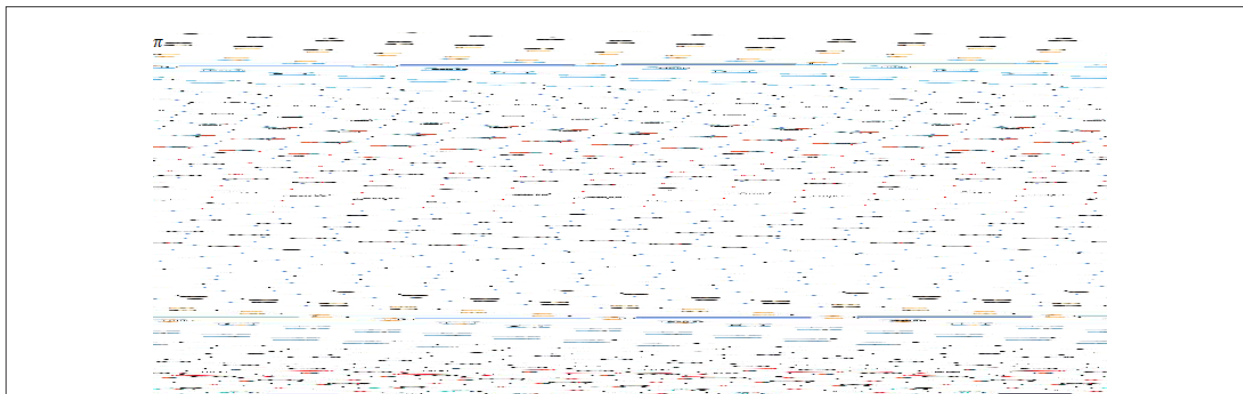
۳-۱- عملکرد کلی پالایشگر همخوان

الگوریتم‌های پالایشگر همخوان می‌تواند در حوزه‌های مختلف، از جمله شبکه‌های اینترنت اشیاء اجتماعی، برای ارائه پیشنهادها، شخصی‌سازی شده بر اساس ترجیحات و رفتارهای کاربران مشابه استفاده شود و می‌توان عملکرد کلی الگوریتم پالایشگر همخوان را از طریق رابطه زیر نشان داد:

با افزایش اندازه شبکه اینترنت اشیاء اجتماعی، ممکن است تعداد درخواست‌های سرویس و انواع سرویس، با رشد بسیار زیاد مواجه شود و کاربران برای پیدا کردن سرویس مناسب طبق علایق خود با مشکل روبه‌رو شوند که این مسئله اهمیت و ضرورت پیشنهاد سرویس شخصی‌سازی شده طبق علایق کاربران را بیان می‌کند. در این مقاله، دو الگوریتم پالایشگر همخوان همدستانه پیشنهاد می‌شود که در آن ارتباطات اجتماعی در فرآیند پیشنهاد سرویس شخصی‌سازی شده به کاربران گنجانده می‌شود. این الگوریتم‌های پالایشگر همخوان با در نظر گرفتن روابط دوستی و ترجیحات کاربران به رتبه‌بندی سرویس‌ها و سپس به پیشنهاد سرویس‌های برتر متناسب با ترجیحات کاربر در محیط‌های اینترنت اشیاء اجتماعی می‌پردازد.

۳. پالایشگر همخوان

پالایشگر همخوان یک روش پرکاربرد برای ساخت سیستم‌های پیشنهاددهنده^۶ است، این روش برای پیش‌بینی خودکار علایق کاربر با جمع‌آوری اولویت‌های بسیاری از کاربران با ترجیحات مشابه است. در این روش، کاربرانی با اولویت‌های مشابه را پیدا می‌شوند و موردهایی را به



شکل ۲: الگوریتم پالایشگر همخوان [۲۳]

کاربر بر اساس آنچه کاربران مشابه دوست دارند پیشنهاد کند. به عنوان مثال، اگر دو کاربر مشابه موردهای ۱ و ۲ را دوست داشته باشند و کاربر سوم که مشابه دو کاربر دیگر است و مورد ۱ را دوست داشته باشد، آنگاه ممکن است مورد ۲ به کاربر سوم پیشنهاد شود که این پیشنهاد در شکل ۲، به صورت فلش با خط چین نشان داده شده است [۲۳].

همان طور که در شکل ۲ قابل مشاهده است در الگوریتم پالایشگر همخوان، سرویس را تنها بر اساس ترجیحات کاربران مشابه پیشنهاد می‌کند و روابط کاربر یا الگوهای ارتباطی را در نظر نمی‌گیرد ولی الگوریتم‌های پیشنهادی از روابط دوستی میان کاربران برای پیشنهاد‌های سرویس شخصی‌سازی شده در محیط‌های اینترنت اشیاء اجتماعی استفاده می‌کند و با توجه به روابط دوستی کاربر، سرویس‌ها را رتبه‌بندی می‌کند و سپس سرویس‌های برتر متناسب با ترجیحات کاربر را پیشنهاد می‌دهد.

۲-۳. انواع پالایشگر همخوان

پالایشگر همخوان روشی پرکاربرد برای ساخت سیستم‌های پیشنهاددهنده است که برای پیاده‌سازی آن چندین الگوریتم مختلف وجود دارد. این الگوریتم‌ها را می‌توان به‌طور کلی به دو گروه اصلی تقسیم کرد: روش‌های مبتنی بر حافظه و مبتنی بر مدل.

$$R = (U * V^T) \quad (۱)$$

در رابطه بالا، ماتریس R رتبه‌بندی پیش‌بینی را نشان می‌دهد و ماتریس U همان ماتریس کاربر است و ماتریس V همان ماتریس مورد است. سطرهای ماتریس کاربر، نشان‌دهنده کاربران و ستون‌های آن، موردها هستند و درایه‌های این ماتریس، میزان رتبه موردها است که توسط کاربران برای موردها نسبت داده می‌شوند. سطرهای ماتریس مورد، نشان‌دهنده ویژگی‌های موردها و ستون‌های آن، موردها هستند و درایه‌های این ماتریس، میزان ویژگی‌های موجود در موردها است. سطرهای ماتریس رتبه‌بندی پیش‌بینی شده، کاربران هستند و ستون‌ها آن، موردها هستند و درایه‌های ماتریس رتبه‌بندی پیش‌بینی شده، میزان رتبه پیش‌بینی شده کاربران برای موردها هستند.

در شکل ۲ نمونه‌ای از پالایشگر همخوان آورده شده است، در سمت چپ شکل ۲، یک ماتریس رتبه‌بندی وجود دارد که هر ردیف آن، نشان‌دهنده یک کاربر است و هر ستون آن، نشان‌دهنده یک مورد است. درایه‌های این ماتریس اعداد بین صفر تا پنج قرار داده شده است که این اعداد میزان رتبه کاربر به مورد است، در سمت راست شکل ۲، مجموعه‌ای از کاربران موجود در سمت چپ شکل ۲ هستند که ترجیحات خود را برای موردهای مختلف بیان کرده‌اند. فلش‌های با خطوط ممتد در شکل ۲، نشان‌دهنده ترجیح یک کاربر برای یک مورد است. پالایشگر همخوان، الگوهایی را شناسایی می‌کند تا موردهای جدیدی را به

۳-۲-۱. پالایشگر همخوان مبتنی بر حافظه

پالایشگر همخوان مبتنی بر حافظه که به روش‌های همسایگی نیز معروف هستند، ساده‌ترین و شهودی‌ترین نوع پالایشگر همخوان هستند. آن‌ها با مقایسه رتبه‌بندی‌های داده‌شده توسط کاربر هدف با رتبه‌بندی‌های داده‌شده توسط سایر کاربران و سپس پیشنهاد مودهایی که توسط کاربرانی که مشابه کاربر هدف هستند رتبه‌بندی بالایی دریافت کرده‌اند، کار می‌کنند. دو نوع اصلی از روش‌های مبتنی بر حافظه وجود دارد: مبتنی بر کاربر و مبتنی بر مورد.

۳-۲-۱-۱. پالایشگر همخوان مبتنی بر کاربر

رویکرد پالایشگر همخوان مبتنی بر کاربر، کاربرانی که مشابه کاربر هدف هستند را می‌یابد و بر اساس شباهت بین ترجیحات آن کاربران، مودهایی را که کاربران مشابه به کاربر هدف، دوست دارند را به کاربر هدف پیشنهاد می‌دهد. معیارهای مختلفی برای بررسی و یافتن میزان شباهت بین کاربران u و v وجود دارد که دو مورد از این معیارهای شباهت، در زیر آمده است:

الف- معیار شباهت ضریب همبستگی پیرسون^۷

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

$$sim(u, v) = \frac{(\sum(r_{ui} - \mu_x)(r_{vi} - \mu_y))}{(\sigma_x * \sigma_y)} \quad (2)$$

در رابطه بالا، متغیرهای r_{ui} و r_{vi} رتبه‌بندی‌هایی هستند که توسط کاربران u و v برای مورد i در نظر گرفته شده‌اند و متغیرهای μ_x و μ_y میانگین رتبه‌بندی‌هایی است که کاربران u و v برای مورد i در نظر گرفته شده است و متغیرهای σ_x و σ_y انحراف معیار رتبه‌بندی‌هایی است که کاربران u و v برای مورد i هستند [۲۳].

ب- معیار شباهت کسینوس

برای بررسی و یافتن میزان شباهت بین کاربران u و v می‌توان از معیار شباهت کسینوس استفاده کرد که می‌توان آن را به صورت زیر محاسبه کرد:

$$sim(u, v) = \frac{\sum_{i \in I_{ui} \cap I_{vi}} r_{ui} \cdot r_{vi}}{\sqrt{\sum_{i \in I_{ui}} r_{ui}^2} \sqrt{\sum_{i \in I_{vi}} r_{vi}^2}} \quad (3)$$

که در رابطه بالا، متغیر I مجموعه مورها را نشان می‌دهد. رتبه‌بندی‌های داده‌شده توسط کاربران به مورها را می‌توان با ماتریس R نشان داد که در آن r_{ui} نشان‌دهنده رتبه‌ای است که کاربر u به مورد i داده است [۲۴].

پس از این که میزان شباهت بین کاربران محاسبه شد، تعدادی از مورها توسط کاربر u رتبه می‌گیرند، درعین حال ممکن است تعدادی از مورها توسط این کاربر رتبه‌ای نگیرد، در این صورت برای پیش‌بینی رتبه آن مودهایی که کاربر u آن‌ها را رتبه‌بندی نکرده است می‌توان از میانگین وزنی رتبه‌ای کاربران مشابه به کاربر u برای رتبه‌بندی مورهایی فاقد رتبه استفاده کرد که به صورت زیر انجام می‌شود:

$$\hat{r}_{uj} = \frac{\sum_{v \in N(u)} sim(u, v) \cdot r_{vj}}{\sum_{v \in N(u)} |sim(u, v)|} \quad (4)$$

در رابطه بالا، متغیر $\hat{r}_{uj}$ رتبه پیش‌بینی شده برای مورد j توسط کاربر u است و متغیر $N(u)$ نشان‌دهنده مجموعه شبیه‌ترین کاربران به کاربر u است.

۳-۲-۱-۲. پالایشگر همخوان مبتنی بر مورد

رویکرد پالایشگر همخوان مبتنی بر مورد، این رویکرد بر اساس شباهت بین مورها، موردی را پیشنهاد می‌کند که مشابه مودهایی هستند که کاربر هدف در گذشته دوست داشته است. این رویکرد مشابه پالایشگر همخوان مبتنی بر کاربر است، اما به جای محاسبه شباهت‌های بین کاربران، شباهت‌های بین مورها محاسبه می‌شود. شباهت بین مورها، معمولاً با استفاده از شباهت کسینوس اندازه‌گیری می‌شود که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

در رابطه بالا، ماتریس R رتبه‌بندی کاربر-مورد است و ماتریس U عامل کاربر است و ماتریس Σ مقدار منفرد است و V' ماتریس عامل مورد است [۲۵ و ۲۶].

۲-۲-۲-۳. پالایشگر همخوان مبتنی بر طبقه‌بندی بیزی^۹ طبقه‌بندی بیزی نوع دیگری از روش‌های پالایشگر همخوان مبتنی بر مدل هستند که شامل ساخت یک مدل احتمالی از داده‌های رتبه‌بندی می‌شود که این روش را می‌توان به‌صورت زیر نشان داد:

$$P(R | U, I, \theta) \quad (۸)$$

که در رابطه بالا، R ماتریس رتبه‌بندی، U ماتریس کاربر، I ماتریس مورد و θ مجموعه پارامترهای مدل احتمالی است [۲۵ و ۲۷].

۳-۲-۲-۳. پالایشگر همخوان مبتنی بر رگرسیون^{۱۰} روش‌های مبتنی بر رگرسیون نوع دیگری از روش‌های پالایشگر همخوان مبتنی بر مدل هستند که شامل ساخت یک مدل رگرسیونی برای پیش‌بینی رتبه‌بندی‌هایی است که کاربر به یک مورد می‌دهد که این روش را می‌توان به‌صورت زیر نشان داد:

$$R = f(U, I, \theta) \quad (۹)$$

که در رابطه بالا، R ماتریس رتبه‌بندی، U ماتریس کاربر، I ماتریس مورد و θ مجموعه پارامترهای مدل رگرسیونی است [۲۵ و ۲۸].

۴. الگوریتم‌های پالایشگر همخوان همدستانه پیشنهادی^{۱۱} (A-CFA)

الگوریتم پالایشگر همخوان پایه، سرویس را تنها بر اساس ترجیحات کاربران مشابه پیشنهاد می‌کند و روابط کاربر یا الگوهای ارتباطی را در نظر نمی‌گیرد ولی الگوریتم‌های پیشنهادی از روابط دوستی میان کاربران برای پیشنهاد‌های سرویس شخصی‌سازی شده در

$$sim(i, j) = \frac{(A \cdot B)}{(|A| + |B|)} \quad (۵)$$

در رابطه بالا، A و B بردارهای ویژگی برای مورد‌های i و j هستند و $|A|$ و $|B|$ اندازه بردارها هستند [۲۴]. هنگامی که میزان شباهت بین مورد‌ها محاسبه شد، می‌توان توسط کاربر u برای مورد j ، میانگین وزنی رتبه پیش‌بینی شده زیر را محاسبه کرد:

$$\hat{r}_{uj} = \frac{\sum_{i \in N(j)} sim(j, i) \cdot r_{ui}}{\sum_{i \in N(j)} |sim(j, i)|} \quad (۶)$$

در رابطه بالا، متغیر $N(j)$ نشان‌دهنده مجموعه k شبیه‌ترین مورد به مورد j است.

۳-۲-۲-۳. پالایشگر همخوان مبتنی بر مدل روش‌های پالایشگر همخوان مبتنی بر مدل، پیچیده‌تر از روش‌های پالایشگر همخوان مبتنی بر حافظه هستند، این روش‌ها شامل ساخت یک مدل ریاضی از داده‌های رتبه‌بندی می‌شوند این روش‌ها معمولاً شامل فاکتورسازی ماتریس رتبه‌بندی به دو یا چند ماتریس با ابعاد پایین‌تر هستند که می‌توان از آن برای پیش‌بینی رتبه‌بندی‌هایی که کاربر به یک مورد می‌دهد استفاده کرد. برای پیاده‌سازی پالایشگر همخوان مبتنی بر مدل چندین الگوریتم مختلف وجود دارد، از جمله روش‌های فاکتورسازی ماتریسی و همچنین روش‌های مبتنی بر طبقه‌بندی بیزی و رگرسیون.

۳-۲-۱-۲-۳. پالایشگر همخوان مبتنی بر فاکتورسازی ماتریسی

پالایشگر همخوان مبتنی بر فاکتورسازی ماتریسی، مورد‌ها را با فاکتورسازی ماتریس رتبه‌بندی مورد-کاربر به دو ماتریس با ابعاد پایین‌تر پیشنهاد می‌کند. متداول‌ترین روش برای این کار، تجزیه ارزش منفرد^۸ (SVD) است که به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$R = U * \Sigma * V^T \quad (۷)$$

9-Bayesian

10-Regression

11-Adaptive- Collaborative Filtering Algorithm

8-Singular Value Decomposition

استفاده شده است، تعریف شوند که این نمادها در جدول ۲ بیان شده است:

۲-۴. شرح الگوریتم‌ها

الگوریتم‌های پیشنهادی، برخلاف الگوریتم پالایشگر همخوان پایه (Basic-CFA)^{۱۲}، از روابط دوستی بین کاربران برای پیشنهادهای سرویس شخصی‌سازی شده در محیط‌های اینترنت اشیاء اجتماعی استفاده می‌کند. الگوریتم ۱ (A-CFA-FR)^{۱۳}، یک الگوریتم پالایشگر همخوان همدستانه بر اساس روابط دوستی است که از داده‌های ارتباطی کاربر برای پیشنهاد سرویس استفاده می‌کند. درواقع الگوریتم ۱، ارتباطات بین کاربران را در نظر می‌گیرد و سرویس را بر اساس ترجیحات کاربران متصل پیشنهاد می‌کند. الگوریتم ۲ (A-CFA-F&SR)^{۱۴}، الگوریتم پالایشگر همخوان همدستانه بر اساس روابط دوستی و شباهت است، در واقع الگوریتم ۲، علاوه بر استفاده از ارتباطات بین کاربران، از شباهت بین کاربران بر اساس ضریب شباهت جاکارد برای پیشنهاد سرویس استفاده می‌کند که به صورت رابطه زیر نشان داده می‌شود:

$$Sim(u, v) = \frac{|Connected_u \cap Connected_v|}{|Connected_u \cup Connected_v|} \quad (10)$$

در رابطه بالا، $Connected_u$ و $Connected_v$ به ترتیب نشان‌دهنده مجموعه دوستان کاربران u و v هستند.

این الگوریتم‌ها، ابتدا به شناسایی کاربران متصل به هم بر اساس روابط دوستی می‌پردازند و نیز به جمع‌آوری اولویت‌های سرویس می‌پردازند و در نهایت، سرویس‌های برتر متناسب با ترجیحات کاربران را پیشنهاد می‌دهند. الگوریتم‌های پیشنهادی جداول زیر را به عنوان پارامتر ورودی می‌گیرند که اولین پارامتر ورودی آن، جدول *Device_Description* است که توضیحات دستگاه‌ها را بیان می‌کند که شامل صفات خاصه شناسه دستگاه، شناسه مالک دستگاه، نوع دستگاه است:

جدول ۲: جدول نمادها

نماد	شرح نماد	نماد	شرح نماد
α	شناسه دستگاه	β_s	نام سرویس
β	شناسه کاربر دریافت‌کننده پیشنهاد	α_{os}	شناسه سرویس ارائه‌شده
γ	نوع دستگاه	α_{ra}	شناسه برنامه مورد نیاز
α_u	شناسه کاربری ۱	U	تمام کاربران موجود در شبکه
α_v	شناسه کاربری ۲	n_{os}	تعداد سرویس‌های پیشنهادی
α_s	شناسه سرویس	n_s	تعداد کل سرویس موجود
τ	حد آستانه	R_d	روابط اجتماعی بین دو دستگاه

محیط‌های اینترنت اشیاء اجتماعی استفاده می‌کند. هدف الگوریتم‌های پیشنهادی، شناسایی کاربران متصل، جمع‌آوری اولویت‌های سرویس و پیشنهاد سرویس‌های برتر متناسب با اولویت‌های کاربران است.

در این مقاله، دو الگوریتم پیشنهاد می‌شود که هر دو این الگوریتم‌ها از روابط دوستی بین کاربران استفاده می‌کنند و همچنین یکی از الگوریتم‌ها علاوه بر استفاده از روابط دوستی میان کاربران، از میزان شباهت کاربران نیز برای پیشنهاد سرویس شخصی‌سازی شده کمک می‌گیرد که برای اندازه‌گیری این شباهت از ضریب شباهت جاکارد استفاده می‌کند. در این قسمت از مقاله، ابتدا نمادهایی که از آن‌ها برای انجام الگوریتم‌های پالایشگر همخوان همدستانه پیشنهادی برای پیشنهاد سرویس شخصی‌سازی شده در محیط‌های اینترنت اشیاء اجتماعی، استفاده می‌شود، شرح داده می‌شود و سپس به شرح و توصیف الگوریتم‌های پیشنهادی به زبان ریاضی پرداخته می‌شود و خواص مهمی مانند یکنواختی و گذرا بودن الگوریتم‌ها اثبات می‌شود و در نهایت به تحلیل پیچیدگی زمانی الگوریتم‌ها پرداخته می‌شود.

۴-۱. تعاریف و نمادها

برای شرح و تحلیل الگوریتم‌های پالایشگر همخوان همدستانه برای پیشنهاد سرویس در شبکه اینترنت اشیاء اجتماعی، لازم است تا نمادهایی که در طی الگوریتم‌ها،

12-Basic-Collaborative Filtering Algorithm

13-Adaptive-Collaborative Filtering Algorithm-Friendship Relations

14-Adaptive-Collaborative Filtering Algorithm-Similarity and Friendship Relations

الگوریتم ۱: الگوریتم پالایشگر همخوان همدستانه بر اساس روابط دوستی (A-CFA-FR)

1. Define function collaborative_filtering (α_u , User_Communication, Device_Description, Device_Profile, Service_Table):
2. Initialize an empty dictionary service_preferences
3. Retrieve the list of Connected_u to the given α_u from User_Communication
4. For each α_v in the list of Connected_u:
 5. Get the γ of the connected user from Device_Description
 6. If γ is not found, continue to the next connected user
 7. Get the service_preferences of the connected user from Device_Profile
 8. Get the device IDs of the connected user's devices from Device_Description
 9. If lengths of service_preferences and device IDs don't match, continue to next connected user
10. Update the service_preferences dictionary:
11. For each α_s , α pair:
 12. If α_s is not null:
 13. Add α to the list of device IDs associated with α_s in service_preferences
14. Sort the service_preferences dictionary by frequency in descending order
15. Get the top recommended services and their associated device IDs
16. Return the top recommended services to α_u

الگوریتم‌های پالایشگر همخوان همدستانه پیشنهادی از مراحل تشکیل شده است که در زیر جزئیات عملکرد این الگوریتم به صورت مرحله به مرحله بیان می‌شود:

مرحله ۱: شناسایی کاربران متصل به کاربر u بر اساس روابط دوستی

در این مرحله، برای هر کاربر u در محیط اینترنت اشیاء اجتماعی، کاربر v که از دوستان کاربر u است و به آن متصل است، بر اساس روابط دوستی در جدول User_Communication شناسایی می‌شوند و سپس آن کاربر، در مجموعه Connected_u قرار می‌گیرد. درواقع مجموعه Connected_u کاربران متصل به کاربر u را به صورت زیر نشان می‌دهد:

$$\text{Connected}_u = \{v \in U \mid \exists (u, v) \in \text{User_Communication}\} \quad (۱۵)$$

برای هر کاربر v که متصل به کاربر u است و در مجموعه Connected_u موجود است، میزان شباهت

$$\text{Device_Description} = (\alpha, \beta, \gamma) \quad (۱۱)$$

دومین پارامتر ورودی الگوریتم‌ها، جدول User_Communication است که ارتباطات بین کاربران را بیان می‌کند که شامل شناسه‌های کاربر درگیر در هر رویداد ارتباطی است:

$$\text{User_Communication} = (\alpha_u, \alpha_v) \quad (۱۲)$$

سومین پارامتر ورودی الگوریتم‌ها، جدول Service است که سرویس‌های موجود را نشان می‌دهد که هر سرویس با شناسه و نام آن مشخص می‌شود:

$$\text{Service_Table} = (\alpha_s, \beta_s) \quad (۱۳)$$

چهارمین پارامتر ورودی الگوریتم‌ها، جدول Device_Profile است که مشخصات هر نوع دستگاه را نشان می‌دهد و سرویس ارائه شده و برنامه‌های کاربردی موردنیاز برای هر نوع دستگاه را فهرست می‌کند:

$$\text{Device_Profile} = (\gamma, \alpha_{os}, \alpha_{ra}) \quad (۱۴)$$

محاسبه می‌شود:

$$frequency(\alpha_s) = |\{u \mid \alpha_s \in service_preferences(u)\}| \quad (20)$$

مرحله ۶: پیشنهاد سرویس‌های برتر

در این مرحله، با استفاده از فرکانس هر سرویس به‌دست‌آمده از مرحله قبل، می‌توان سرویس‌های برتر را بر اساس فرکانس‌ها، به‌صورت زیر محاسبه و پیشنهاد کرد:

$$(21)$$

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

۳-۴. خواص روش الگوریتم‌های پیشنهادی

الگوریتم‌های پیشنهادی از روابط دوستی میان کاربران برای پیشنهاد‌های سرویس شخصی‌سازی شده در محیط‌های اینترنت اشیاء اجتماعی استفاده می‌کند دارای خواص زیر است:

۳-۴-۱. خاصیت یکنواختی^{۱۶}

در خاصیت یکنواختی نشان داده می‌شود که اگر کاربر u به کاربر v متصل باشد و کاربر v برای یک سرویس خاص s علاقه‌مند باشد آنگاه کاربر u به احتمال زیاد، سرویس s را ترجیح می‌دهد. این خاصیت الگوریتم‌های پالایشگر همخوان هم‌دستانه را می‌توان با استفاده از زبان ریاضی به دو صورت زیر اثبات کرد:

اثبات ۱: اگر u و v دو کاربر باشند که با یک رابطه دوستی به هم متصل شده‌اند. اگر v به سرویس s علاقه داشته باشد، یعنی $r_{vs} > 0$ باشد و به‌واسطه شباهت بین u و v مقدار $Sim(u, v) > 0$ باشد آنگاه امتیاز ترجیحی پیش‌بینی‌شده $\hat{r}_{us}$ برای کاربر u مثبت خواهد شد. بنابراین، کاربر u به احتمال زیاد برای سرویس s نیز ترجیح دارد.

اثبات ۲: اگر α_{os_v} مجموعه سرویسی باشد که توسط دستگاه‌هایی از نوع γ_v متعلق به کاربر v ارائه می‌شود و α_{os_u} مجموعه سرویسی باشد که توسط دستگاه‌هایی

جاکارد، محاسبه می‌شود و سپس هر کاربری که میزان شباهت آن بزرگ‌تر از یک حد آستانه ۱۵ باشد، در مجموعه $sim(u, v)$ وارد می‌شود که این حد آستانه می‌تواند عددی بین صفر و یک ($0 \leq \tau \leq 1$) باشد که هرچه از صفر به یک نزدیک شود ترجیحات کاربر با میزان شباهت بیشتر پذیرفته خواهد شد.

$$sim(u, v) = \{v \in U \mid \exists Jaccard_similarity_v > \tau\} \quad (16)$$

مرحله ۲: یافتن نوع دستگاه‌های متصل

در این مرحله، برای هر کاربر v که متصل به کاربر u است و در مجموعه $sim(u, v)$ موجود است، نوع دستگاه دستگاه‌های آن‌ها به‌صورت زیر پیدا می‌شود که متغیر γ_v نشان‌دهنده نوع دستگاه دستگاه‌های کاربر v است:

$$\gamma_v = Device_Description[Device_Description[\beta] = v][\gamma] \quad (17)$$

مرحله ۳: یافتن سرویس ارائه‌شده

در این مرحله، با استفاده از نوع دستگاه (γ_v) به‌دست آمده از مرحله قبل، سرویس ارائه شده توسط کاربر v که با نماد α_{os_v} نشان داده می‌شود، به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\alpha_{os_v} = Device_Profile[Device_Profile[\gamma] = \gamma_v][\alpha_{os}] \quad (18)$$

مرحله ۴: یافتن ترجیحات سرویس کاربران متصل

در این مرحله، با استفاده از سرویس ارائه شده توسط کاربر v که از مرحله قبل به دست آمد، ترجیحات سرویس کاربران متصل، جمع‌آوری می‌شود:

$$service_preferences(u) = \bigcup_{v \in Connected_u} \alpha_{os_v} \quad (19)$$

مرحله ۵: محاسبه فرکانس سرویس

در این مرحله، با استفاده از ترجیحات سرویس به‌دست‌آمده از مرحله قبل، فرکانس هر سرویس در اولویت‌های سرویس جمع‌آوری شده، به‌صورت زیر

الگوریتم ۲: الگوریتم پالایشگر همخوان همدستانه بر اساس روابط دوستی و شباهت (A-CFA-F&SR)

1. Define function collaborative_filtering (α_u , User_Communication, Device_Description, Device_Profile, Service_Table):
2. Initialize an empty dictionary service_preferences
3. Retrieve the list of Connected $_u$ to the given α_u from User_Communication
4. Calculate the Jaccard similarity $\text{Sim}(u, v)$ of each α_v in list Connected $_u$ with user α_u
5. If the Jaccard similarity $\text{Sim}(u, v)$ is greater than the τ value:
6. For each α_v in the list of $\text{Sim}(u, v)$:
7. Get the γ of the connected user from Device_Description
8. If γ is not found, continue to the next connected user
9. Get the service_preferences of the connected user from Device_Profile
10. Get the device IDs of the connected user's devices from Device_Description
11. If lengths of service_preferences and device IDs don't match, continue to next connected user
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

u به کاربر v متصل باشد و کاربر v به کاربر w وصل شده باشد آنگاه کاربر u از نظر ترجیحات سرویس ممکن است به‌طور غیرمستقیم تحت تأثیر کاربر w قرار بگیرد. این خاصیت الگوریتم‌های پالایشگر همخوان همدستانه را می‌توان با استفاده از زبان ریاضی به دو صورت زیر اثبات کرد:

اثبات ۱: اگر u و v و w سه کاربر باشند که با روابط دوستی به هم متصل هستند. اگر v به سرویس s علاقه داشته باشد، یعنی $r_{vs} > 0$ باشد و به‌واسطه شباهت بین w و v مقدار $\text{Sim}(w, v) > 0$ باشد و به‌واسطه شباهت بین w و u مقدار $\text{Sim}(w, u) > 0$ باشد آنگاه این موردها به‌طور غیرمستقیم بر امتیاز ترجیحی پیش‌بینی شده $\hat{r}_{us}$ برای کاربر u تأثیر می‌گذارد. بنابراین، کاربر u به‌طور غیرمستقیم تحت تأثیر کاربر w از نظر ترجیحات سرویس s قرار می‌گیرد.

از نوع Y_u متعلق به کاربر u ارائه می‌شود. با توجه به پالایشگر همخوان همدستانه، u به احتمال زیاد سرویسی را ترجیح می‌دهد که توسط کاربرانی که به آن‌ها متصل هستند ترجیح داده می‌شود. از نظر ریاضی، این را می‌توان به‌صورت زیر بیان کرد:

$$\forall s \in aos_v, \text{ if } s \in aos_u, \text{ then } u \text{ is more likely to prefer } s \quad (22)$$

این خاصیت صادق است زیرا الگوریتم‌های پالایشگر همخوان همدستانه از ترجیحات کاربران متصل برای پیشنهاد سرویس به یک کاربر خاص استفاده می‌کند. اگر یک سرویس توسط یک کاربر متصل ترجیح داده شود، منطقی است فرض شود که کاربر دیگری نیز ممکن است آن سرویس را ترجیح دهد.

۲-۳-۴- خاصیت تراگذری^{۱۷}

در خاصیت تراگذری نشان داده می‌شود که اگر کاربر

ردیف‌های جدول User_Communication است. در واقع پیچیدگی محاسباتی این مرحله $O(n)$ است.

مرحله ۲: یافتن نوع دستگاه‌های متصل

در این مرحله، برای هر کاربر v که متصل به کاربر u است و در مجموعه $sim(u, v)$ موجود است، نوع دستگاه دستگاه‌های آن‌ها به‌صورت زیر از جدول Device_Description پیدا می‌شود که پیچیدگی زمانی آن $O(m)$ است که در آن m تعداد ردیف‌های جدول Device_Description است.

مرحله ۳: یافتن سرویس ارائه‌شده

در این مرحله، با استفاده از نوع دستگاه (v) به‌دست‌آمده از مرحله قبل، سرویس ارائه شده توسط کاربر v با استفاده از جدول Device_Profile محاسبه می‌شود که پیچیدگی زمانی آن $O(p)$ است که در آن p تعداد ردیف‌های جدول Device_Profile است.

مرحله ۴: یافتن ترجیحات سرویس کاربران متصل

در این مرحله، با استفاده از سرویس ارائه شده توسط کاربر v که از مرحله قبل به‌دست آمده، ترجیحات سرویس کاربران متصل، جمع‌آوری می‌شود که پیچیدگی زمانی آن $O(q)$ است که در آن q تعداد کل سرویس ارائه شده توسط کاربران متصل است.

مرحله ۵: محاسبه فرکانس سرویس

در این مرحله، با استفاده از ترجیحات سرویس به‌دست آمده از مرحله قبل، فرکانس هر سرویس در اولویت‌های سرویس جمع‌آوری شده، محاسبه می‌شود که پیچیدگی زمانی آن $O(q)$ است که در آن q تعداد کل سرویس ارائه شده توسط کاربران متصل است.

مرحله ۶: پیشنهاد سرویس‌های برتر

در این مرحله، با استفاده از فرکانس هر سرویس

اثبات ۲: اگر $Connected_u$ و $Connected_v$ به ترتیب مجموعه کاربران متصل به کاربر u و v متصل باشند و اگر کاربر u به کاربر v و کاربر v به کاربر w متصل باشد آنگاه از طریق کاربر v یک مسیر از کاربر u به کاربر w وجود دارد که این موضوع را از نظر ریاضی می‌توان به‌صورت زیر بیان کرد:

(۲۳)

$\forall u, v, w$ such that $v \in Connected_u$ and $w \in Connected_v$, then $w \in Connected_u$

خاصیت تراگذاری نشان می‌دهد که اگر دو کاربر به‌طور غیرمستقیم از طریق زنجیره‌ای از اتصالات مستقیم به هم متصل شوند، ممکن است ترجیحات مشابهی برای سرویس به اشتراک بگذارند که این موضوع، امکان انتشار ترجیحات و ارائه پیشنهاد‌های شخصی‌سازی شده در فرآیند پیشنهاد را از طریق اتصالات بین کاربران فراهم می‌کند.

۴-۴- تجزیه و تحلیل پیچیدگی زمانی

مقدار پیچیدگی زمانی الگوریتم‌های پالایشگر همخوان همدستانه پیشنهادی با اعمال روابط دوستی برای شبکه اینترنت اشیاء اجتماعی را می‌توان مرحله به مرحله به‌صورت زیر تحلیل کرد:

مرحله ۱: شناسایی کاربران متصل به کاربر u بر اساس روابط دوستی

در این مرحله، برای هر کاربر u در محیط اینترنت اشیاء اجتماعی، کاربر v که از دوستان کاربر u است و به آن متصل است، بر اساس روابط دوستی در جدول User_Communication شناسایی می‌شود که پیچیدگی زمانی آن $O(n)$ است که در آن n تعداد ردیف‌های جدول User_Communication است.

مقدار پیچیدگی زمانی محاسبه میزان شباهت جاکارد، $O(\min(l, k))$ است که در آن l و k به ترتیب تعداد کاربران موجود در مجموعه‌های $Connected_u$ و $Connected_v$ است که تعداد این کاربران، زیرمجموعه‌ای از

درواقع این مجموعه داده‌ها، داده‌های مربوط به سال ۲۰۲۰ شهر سانتاندر را در خود دارد که مطابق با نیاز و برای نشان دادن عملکرد بهتر آن را سفارشی شده است. این مجموعه داده ارتباطات زیر را در خود جای داده است [۲۹]:

- ارتباط مالکیت شیء (OOR): این نوع رابطه مربوط به اشیاء متعلق به کاربر است که بر شیء مالکیت دارد.
- ارتباط شیء مکان مشترک (C-LOR): یک رابطه هم‌مکانی بین دستگاه‌ها است.
- ارتباط شیء مکان اجتماعی (SOR): این رابطه بر اساس تماس و ایجاد جلسه بین دستگاه‌ها ایجاد می‌شود.
- ارتباط شیء والدین (POR): رابطه‌ای که بین اشیاء از یک نوع برند ایجاد می‌شود که می‌توان این طور فرض کرد که این رابطه بین اشیاء متعلق به اعضای خانواده یا دوستان مشترک است.
- ارتباط اینترنت اشیاء اجتماعی: که این رابطه، به‌طور کامل شبکه اینترنت اشیاء اجتماعی را با ترکیب همه روابط (همه روابط با یک عملیات OR) ایجاد می‌کند.

جدول ۳: مجموعه داده‌ها

نام مجموعه داده	مرجع	آدرس مجموعه داده
Social Internet of Things_2020	[29]	http://social-iot.org

۵-۲. تجزیه و تحلیل آزمایش

الگوریتم‌های پالایشگر همخوان همدستانه پیشنهادی، در نرم‌افزار پایتون و با استفاده از کتابخانه‌های موجود در آن پیاده‌سازی شد و همان‌طور که در قسمت شرح الگوریتم‌ها توضیح داده شد و در جدول ۴ نیز قابل مشاهده است، هر سه الگوریتم با وجود روش‌های مختلف برای پیشنهاد سرویس، تقریباً از میزان پیچیدگی زمانی یکسانی برخوردار هستند.

به‌دست آمده از مرحله قبل، می‌توان سرویس‌های برتر را بر اساس فرکانس‌ها محاسبه کرد که انتخاب و پیشنهاد سرویس‌های برتر شامل مرتب‌سازی فرکانس‌ها و انتخاب عناصر سرویس‌های برتر است که پیچیدگی زمانی آن $O(q \log q)$ است که در آن q تعداد کل سرویس ارائه شده توسط کاربران متصل است.

به‌طور کلی، پیچیدگی زمانی الگوریتم‌های پالایشگر همخوان همدستانه پیشنهادی را می‌توان $O(n + m + p + q + q \log q)$ در نظر گرفت ولی با توجه به این که می‌توان پیچیدگی زمانی الگوریتم را به‌عنوان حداکثر پیچیدگی هر مرحله تقریب زد. بنابراین؛ پیچیدگی زمانی کلی، توسط مرحله ۲ تعیین می‌شود که شامل بازیابی انواع دستگاه برای کاربران متصل است. بنابراین؛ پیچیدگی زمانی الگوریتم‌های پیشنهادی $O(m)$ است، که در آن m تعداد ردیف‌های جدول Device_Description است.

۵. ارزیابی تجربی

در این بخش، الگوریتم‌های پالایشگر همخوان همدستانه پیشنهادی در یک دستگاه رایانه با مشخصات CPU Intel core i7-4600M با حافظه ۴ گیگابایتی و نیز سیستم عامل ویندوز ۱۰ و در مجموعه داده‌های دنیای واقعی شهر سانتاندر پیاده‌سازی می‌شود تا عملکرد آن‌ها از نظر زمان و دقت پیشنهاد، ارزیابی شود. سپس نتایج الگوریتم‌ها با الگوریتم پالایشگر همخوان پایه مقایسه می‌شود و میزان اثربخشی الگوریتم‌های پیشنهادی در ایجاد پیشنهاد‌های شخصی‌سازی شده در محیط‌های اینترنت اشیاء اجتماعی نشان داده می‌شود.

۵-۱. توضیحات مجموعه داده

برای آزمایش و ارزیابی الگوریتم‌های پیشنهادی، از مجموعه داده‌های واقعی اینترنت اشیاء اجتماعی مربوط به شهر سانتاندر که در جدول ۳ آمده است، استفاده می‌شود،

که در رابطه بالا، n تعداد کاربران است و $service_preference_{actual}$ ترجیحات سرویس واقعی برای هر کاربر است و $service_preference_{predicted}$ ترجیحات سرویس پیش‌بینی شده برای هر کاربر است [۳۰ و ۳۱].

۲. معیار دقت: معیار دقت، نسبت سرویس‌های پیشنهاد شده مرتبط به کاربر را اندازه‌گیری می‌کند که با تقسیم تعداد پیشنهادهای مربوطه بر تعداد کل پیشنهادهای ارائه‌شده محاسبه می‌شود.

$$Precision = \frac{\text{Number of relevant recommendations}}{\text{Total number of recommendations}} \quad (25)$$

۳. معیار فراخوان: معیار فراخوان، نسبت سرویس‌های مرتبطی را که با موفقیت به کاربر پیشنهاد می‌شود اندازه‌گیری می‌کند که با تقسیم تعداد پیشنهادهای مربوطه بر تعداد کل سرویس‌های مربوطه محاسبه می‌شود.

$$Recall = \frac{\text{Number of relevant recommendations}}{\text{Total number of relevant services}} \quad (26)$$

۴. معیار امتیاز F1: معیار امتیاز F1، میانگین هارمونیک دقت و فراخوان است. این معیار یک امتیاز واحد را فراهم می‌کند که دقت و فراخوان را متعادل می‌کند.

$$F1 - Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (27)$$

عملکرد الگوریتم پالایشگر همخوان پایه، الگوریتم ۱ و الگوریتم ۲ را می‌توان بر اساس مقادیر دقت، یادآوری و امتیاز F1 مقایسه کرد. این مقایسه، کمک می‌کند تا الگوریتم‌ها از نظر دقت پیشنهاد، سنجیده شوند. همان‌طور که در شکل ۳ قابل مشاهده است، الگوریتم Basic-CFA دارای بالاترین میزان مربعات ریشه خطا است که نشان می‌دهد کمترین دقت را در بین الگوریتم‌های مقایسه شده دارد و الگوریتم A-CFA-F&SR با مقدار آستانه $\tau = 0.75$ کمترین مقدار میزان مربعات ریشه خطا را دارد که نشان می‌دهد دقیق‌ترین روش در بین الگوریتم‌های مقایسه شده است.

جدول ۴: مقایسه الگوریتم‌ها از نظر روش و زمان

نام الگوریتم	استفاده از روابط دوستی	استفاده از معیار شباهت کاربران	پیچیدگی زمانی
Basic-CFA	O	P	$O(m)$
A-CFA-FR	P	O	$O(m)$
A-CFA-F&SR	P	P	$O(m)$
m تعداد دستگاه‌های موجود در شبکه است.			

با توجه به این که در مجموعه داده واقعی سانتاندر، هر کاربر مالکیت تعدادی دستگاه را دارد و هر دستگاه می‌تواند یک یا چند سرویس را ارائه دهد، می‌توان از اطلاعات جداول این مجموعه داده استفاده کرد و اولویت سرویس هر کاربر را در قالب یک جدول تحت عنوان ترجیحات کاربر - سرویس جمع‌آوری کرد که هر سطر این جدول به صورت صریح ترجیحات یک کاربر به هر سرویس را نشان می‌دهد. سپس برای بررسی میزان دقت پیشنهاد سرویس، الگوریتم پالایشگر همخوان پایه و الگوریتم‌های ۱ و ۲ بر روی این مجموعه اجرا می‌شود و سپس از معیارهای ارزیابی میانگین مربعات ریشه خطا^{۱۸} (RMSE)، دقت^{۱۹}، فراخوان^{۲۰} و امتیاز F1^{۲۱} استفاده می‌شود که در زیر نحوه محاسبه این معیارها نشان داده شده است:

۱. میانگین مربعات ریشه خطا (RMSE): معیاری از دقت است که برای مقایسه خطاهای پیش‌بینی مدل‌های مختلف برای یک مجموعه داده خاص استفاده می‌شود. این نشان‌دهنده انحراف استاندارد نمونه از تفاوت بین مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر مشاهده شده است. RMSE به عنوان جذر میانگین مجذور اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی محاسبه می‌شود. هر چه RMSE کمتر باشد، دقت مدل بهتر است.

(۲۴)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum ((service_preference_{actual} - service_preference_{predicted})^2)}$$

18-Root Mean Squared Error

19-Precision

20-Recall

21-F1-score

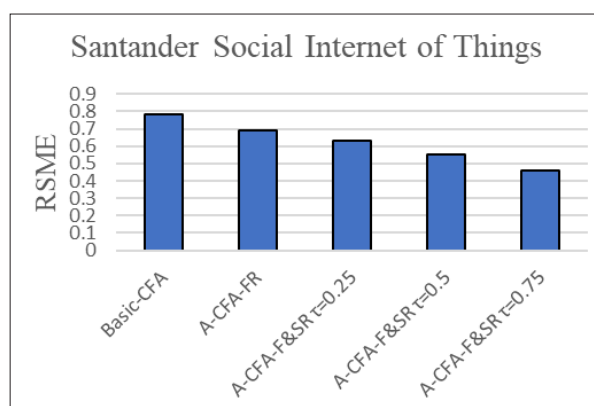
امتیاز F1 معیاری برای سنجش دقت پیشنهادهای ارائه شده است، اگر مقدار آستانه در الگوریتم A-CFA-F&SR کمتر باشد، باعث می شود ارتباطات بیشتری بین کاربران برای پیشنهاد در نظر گرفته شود و الگوریتم شامل کاربرانی با نمرات شباهت جاکارد پایین تر شود که ممکن است اولویت های مشابهی با کاربر هدف نداشته باشند که ممکن است به پیشنهادهای دقیق منجر نشود. در نتیجه، امتیاز F1 کاهش یابد.

همان طور که در شکل ۴ قابل مشاهده است، الگوریتم A-CFA-F&R با مقدار آستانه ۰/۷۵ دارای بالاترین دقت، یادآوری و امتیاز F1 است که نشان می دهد دقیق ترین الگوریتم از نظر پیشنهاد سرویس مرتبط به کاربران است. الگوریتم Basic-CFA کمترین دقت، یادآوری و امتیاز F1 را دارد که نشان می دهد ممکن است به اندازه الگوریتم های دیگر در پیشنهاد سرویس مؤثر نباشد. الگوریتم A-CFA-FR از دقت و فراخوان بالاتری نسبت به الگوریتم Basic-CFA و کمتری نسبت به الگوریتم A-CFA-F&R برخوردار است.

۶. نتیجه گیری به همراه کارهای آتی

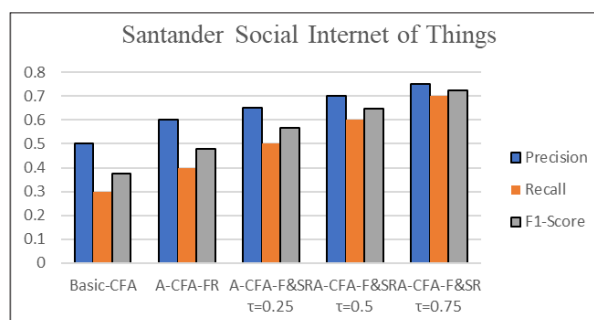
در این مقاله، دو الگوریتم پالایشگر همخوان همدستانه پیشنهاد شده است که هر دو الگوریتم، از روابط دوستی و اجتماعی بین کاربران در فرایند پیشنهاد سرویس شخصی سازی شده در محیط های اینترنت اشیاء اجتماعی استفاده می کنند، یکی از الگوریتم ها علاوه بر استفاده از روابط دوستی میان کاربران، از میزان شباهت کاربران نیز برای پیشنهاد سرویس کمک می گیرد و سپس الگوریتم های پیشنهادی بر روی مجموعه داده واقعی سانتاندر اجرا شد و سپس به مقایسه و تجزیه و تحلیل ریاضی این الگوریتم ها با الگوریتم پالایشگر همخوان پایه پرداخته شد که مشاهده شد الگوریتم های پیشنهادی با وجود پیچیدگی زمانی یکسان با الگوریتم پالایشگر همخوان پایه، دارای میزان

میزان مربعات ریشه خطا با افزایش مقدار آستانه (τ) برای الگوریتم A-CFA-F&SR کاهش می یابد که نشان می دهد این الگوریتم با افزایش آستانه دقیق تر می شود. الگوریتم A-CFA-FR دارای میزان مربعات ریشه خطا کمتری نسبت به الگوریتم Basic-CFA و بیشتری نسبت به الگوریتم A-CFA-F&SR است پس میزان دقت الگوریتم A-CFA-FR بیشتر از الگوریتم Basic-CFA و کمتر از الگوریتم A-CFA-F&SR است.



شکل ۳: مقایسه میانگین مربعات ریشه خطای الگوریتم ها

در واقع اگر مقدار آستانه در الگوریتم A-CFA-F&R کمتر باشد، باعث می شود که ارتباطات بیشتری بین کاربران برای پیشنهاد در نظر گرفته شود، الگوریتم شامل کاربرانی با میزان شباهت جاکارد پایین تر نیز می شود که ممکن است اولویت های مشابهی با کاربر هدف نداشته باشند که به طور بالقوه ممکن است منجر به پیشنهادهای نادرستی شوند و در نتیجه، میزان مربعات ریشه خطا افزایش یابد.



شکل ۴: مقایسه معیارهای دقت، فراخوان، امتیاز F1

- puting, 2023.
11. M. M. Rad, A. M. Rahmani, A. Sahafi, and N. N. Qader, "Community detection and service discovery on Social Internet of Things," *International Journal of Communication Systems*, doi: 10.1002/dac.5501, 2023.
 12. B. Farhadi, A. M. Rahmani, P. Asghari, and M. Hosseinzadeh, "Friendship selection and management in social internet of things: A systematic review," *Computer Networks*, doi: 10.1016/J.COMNET.2021.108568, 2021.
 13. F. Amin, S. O. Hwang, "Automated Service Search Model for the Social Internet of Things," doi: 10.32604/cmc.2022.028342, 2022.
 14. V. Mohammadi, A. M. Rahmani, M. Darwesh, and A. Sahafi, "Trust-based Friend Selection Algorithm for navigability in social Internet of Things," *Knowledge Based Systems*, 2021.
 15. S. Rajendran and R. Jebakumar, "Object Recommendation based Friendship Selection (ORFS) for navigating smarter social objects in SIoT," *Microprocessors and Microsystems*, 2021.
 16. A. Khanfor, H. Ghazzai, Y. Yang, M. R. Haider, and Y. Massoud, "Automated Service Discovery for Social Internet-of-Things Systems," 2020.
 17. A. Rehman, P. Anand, U. A. Rehman, F. Amin, M. A. Rao, and N. Rahmatov, "An Efficient Friendship Selection Mechanism for an Individual's Small World in Social Internet of Things," 2020.
 18. A. komar, "A Heuristic Model for Friend Selection in Social Internet of Things," 2022.
 19. X. Zhang, J. Geng, J. Ma, H. Liu, S. Niu, and W. Mao, "A hybrid service selection optimization algorithm in internet of things," *Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking*, 2021.
 20. K. Zhang and M. Wang, "A survey on accuracy-oriented neural recommendation: From collaborative filtering to information-rich recommendation," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 35, no. 5, pp. 4425-4445, 2022.
 21. H. Khojamli and J. Razmara, "Survey of similarity functions on neighborhood-based collaborative filtering," *Expert Systems with Applications*, vol. 185, p. 115482, 2021.
 22. C. R. Lee and K. Kim, "An improved similarity measure for collaborative filtering-based recommendation system," *International Journal of Knowledge-based and Intelligent Engineering Systems*, vol. 26, no. 2, pp. 137-147, 2022.
 23. Y. Bian, "EXTENDING COLLABORATIVE FILTERING FOR MACHINE LEARNING MODEL RECOMMENDATION," Master's thesis, Case Western Reserve University, 2024.
 24. G. Jain, T. Mahara, and K. N. Tripathi, "A survey of similarity measures for collaborative filtering-based recommender system," in *Soft Computing: Theories and Applications: Proceedings of SoCTA 2018*, Springer Singapore, 2023.

دقت پیشنهاد سرویس بیشتری هستند.

در کار آینده، سعی می‌شود تا تکنیک‌های پالایشگر همخوان توسط عاملی مانند پویایی زمانی، برای بهبود بیشتر کیفیت پیشنهادها بررسی شود. علاوه بر این، هدف کار آینده، بررسی تأثیر مدل‌های مختلف رابطه دوستی بر عملکرد پیشنهادها و بررسی روش‌هایی برای کاهش نگرانی‌های حفظ حریم خصوصی در سیستم‌های پیشنهاد اجتماعی است.

منابع

1. I. Anis, N. Sahar, and S. Waheed, "Internet of Things (IoT) in Assessing Physician Wellness," *Journal of the College of Physicians and Surgeons--Pakistan: JCPSP*, vol. 32, no. 11, p. 1516, 2022.
2. M. Nitti, L. Atzori, and I.P. Cvijikj, "Friendship selection in the social internet of things: challenges and possible strategies," *IEEE Int. Things J.*, vol. 2, pp. 240-247, 2014.
3. S. S. Sefati and S. Halunga, "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 (MOCASST)*, June 2023, pp. 1-4.
4. K. K. Terry, "Social networks," in *The Routledge handbook of second language acquisition and sociolinguistics*, Routledge, 2022, pp. 113-125.
5. L. Wu, Y. Ge, Q. Liu, E. Chen, R. Hong, J. Du, and M. Wang, "Modeling the evolution of users' preferences and social links in social networking services," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 29, no. 6, pp. 1240-1253, 2017.
6. S. Liu, Y. Ma, and X. Chen, "Evolutionary game model based on cumulative prospect theory for information management mechanism in SIoT," *Heliyon*, vol. 9, no. 6, 2023.
7. C. Marche, L. Atzori, and M. Nitti, "A dataset for performance analysis of the social Internet of Things," in *Proc. IEEE 29th Annu. Int. Symp. Pers., Indoor Mobile Radio Commun. (PIMRC)*, Sep. 2018, pp. 1-5.
8. F. Amin, A. Majeed, A. Mateen, R. Abbasi, and S. O. Hwang, "A Systematic Survey on the Recent Advancements in the Social Internet of Things," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 63867-63884, 2022.
9. M. Nitti, V. Pilloni, and D. D. Giusto, "Searching the social Internet of Things by exploiting object similarity," in *Proc. IEEE 3rd World Forum Internet Things (WF-IoT)*, Reston, VA, USA, Dec. 2016, pp. 371-376.
10. S. Zhang, D. Zhang, Y. Wu, and H. Zhong, "Service Recommendation Model based on Trust and QoS for Social Internet of Things," *IEEE Transactions on Services Com-*

- gapore, 2020, pp. 343-352. S. Xu, Y. Ge, Y. Li, Z. Fu, X. Chen, and Y. Zhang, "Causal collaborative filtering," in Proceedings of the 2023 ACM SIGIR International Conference on Theory of Information Retrieval, 2023, pp. 235-245.
25. Y. Miao, X. Bai, Y. Cao, Y. Liu, F. Dai, F. Wang, et al., "A novel short-term traffic prediction model based on SVD and ARIMA with blockchain in industrial internet of Things," IEEE Internet of Things Journal, 2023.
 26. X. Zhang and Y. Liu, "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), September 2023, pp. 737-740.
 27. J. Zhao, H. Wang, and H. Zhang, "A regression-based collaborative filtering recommendation approach to time-stepping multi-solver co-simulation," IEEE Access, vol. 7, pp. 22790-22806, 2019.
 28. J. Wu, C. Liu, W. Cui, and Y. Zhang, "Personalized Collaborative Filtering Recommendation Algorithm based on Linear Regression," in 2019 IEEE International Conference on Power Data Science (ICPDS), November 2019, pp. 139-142.
 29. C. Marche, L. Atzori, V. Pilloni, and M. Nitti, "How to exploit the social Internet of Things: Query generation model and device profiles' dataset," Computer Networks, vol. 174, p. 107248, 2020.
 30. A. Khelloufi, H. Ning, A. Naouri, A. B. Sada, A. Qamar, A. Khalil, ..., and S. Dhelim, "A Multimodal Latent-Features-Based Service Recommendation System for the Social Internet of Things," IEEE Transactions on Computational Social Systems, 2024.
 31. S. Rajendran and R. Jebakumar, "Cognitive Based Device Recommendation (CDR) model for social internet of things," in 2020 IEEE 4th Conference on Information & Communication Technology (CICT), Dec. 2020, pp. 1-6.
 - 32.