

## مدل پیشنهادی هوشمند فازی-FIRMACA با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی مورچه‌ای برای شبکه‌های اجتماعی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱۲/۰۶

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۱/۲۵

کد مقاله: ۵۰۷۷۵

سیدعباس ظلی<sup>۱</sup>، علی سلیمانی<sup>۲</sup>

### چکیده

میزان خطا، پارامتری چالش‌برانگیز است که برای سیستم‌های پیشنهادگری که در آن‌ها حرکت زیاد آیتیم در میان خوشه‌های داده وجود دارد، باید بررسی شود. در برنامه‌های شبکه‌های اجتماعی، معمولاً تهیه پیشنهادهای مناسب کاربر در مواردی که تکنیک‌های خوشه‌بندی مورچه‌ای بهترین راه‌حل‌ها را برای مشکلات خوشه‌بندی ارائه می‌دهد، ضروری است. با این حال، الگوریتم‌های خوشه‌بندی مورچه‌ای موجود، در جستجوی محلی ناکارآمد هستند. همچنین آن‌ها برای تقسیم‌بندی خوشه‌ای مؤثر به اصلاح قوانین فازی هوشمند نیاز دارند. بنابراین در این مقاله که در آن ترکیبی از مباحث مرتبط با دستیابی به نکات جدید و قوانین فازی برای خوشه‌بندی مورچه‌ای وجود دارد، یک مدل جدید با نام مدل پیشنهادی هوشمند فازی با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی مورچه‌ای (FIRMACA) ارائه شده است. تجزیه و تحلیل‌های تجربی، بهبود معیار دقت، یادآوری، سود تجمعی نرمال (5% NDCG) و کاهش قابل توجه (1%  $\geq$ ) در میزان خطای طبقه‌بندی نادرست (MER) در مقایسه با الگوریتم‌های مبتنی بر ACO را نشان می‌دهد. خوشه‌های انتخاب شده به صورت کلی و محلی برای استخراج بهترین خوشه‌های تعریف‌شده جدید، بهینه شده‌اند.

واژگان کلیدی: خوشه‌بندی مورچه‌ای فازی، بهینه‌سازی جستجوی محلی فازی، تراکم فرمون، امتیاز پیشنهادی، ماتریس دنباله فرمون

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، رشته تجارت الکترونیک- گرایش تجارت الکترونیک، دانشگاه فارام مهر دانش- تهران- ایران  
۲- عضو هیئت علمی دانشگاه آزاد اسلامی، واحد ملارد-استادیار گروه تجارت الکترونیک موسسه آموزش عالی فاران مهر دانش

## ۱- مقدمه

در ظهور سیستم‌های پیشنهادگر، سیستم‌های شبکه‌های اجتماعی برای تولید لیست توصیه‌ها [۱] در بسیاری از حوزه‌ها از جمله تجارت الکترونیک، آموزش الکترونیک و پزشکی از راه دور تاثیر بسزایی دارند و امری مهم و محوری تلقی می‌شوند. توصیه‌های ارائه شده از طریق معتبرترین شبکه‌های اجتماعی نقش عمده‌ای در سیستم‌های تجارت الکترونیک دارند. علاوه بر این، سیستم‌های پیشنهادگر مبتنی بر وب [۲] برای خرید مواردی در برنامه‌های تجارت الکترونیک، تولید محصولات مربوطه توسط تولیدکنندگان جهت فروش بر اساس تقاضا در بازار، تهیه محتوای یادگیری مناسب برای فراگیران در سیستم‌های یادگیری الکترونیک و مراکز خدمات پزشکی و بیمارستان‌های در برنامه‌های مراقبت‌های بهداشتی مفید و مناسب هستند. در چنین سناریویی، استفاده از تکنیک‌های محاسبات نرم (به مجموعه‌ای از شیوه‌های جدید محاسباتی در علوم رایانه، هوش مصنوعی، یادگیری ماشینی و بسیاری از زمینه‌های کاربردی دیگر اطلاق می‌شود) [۳] در ساخت سیستم‌های پیشنهادی بهتر و موثر کمک خواهد کرد.

رفتارهای مصرف کننده تأثیر بسزایی در توصیه‌های ارائه شده علیه خرید آنلاین دارد. آزمایشات t-test توسط گوهری و هانزایی [۴] برای یافتن تفاوت بین شخصیت‌های زن و مرد در خرید انجام می‌شود. اگرچه این مدل برای مدیران در برنامه‌های تجاری جهت تعیین اهداف و انتخاب گروه‌های مناسب مشتری در محصولاتشان مفید است، اما لیست‌های پیشنهادی آنها مناسب نیست. سیستم‌های پیشنهادگر برای تجارت الکترونیک مبتنی بر کشف قوانین و قواعد وابستگی [5] (ARM)، تنوع و همگرایی راه حل را به طور کلی در نظر نمی‌گیرند. سیستم‌های پیشنهادی پیوندی [۶، ۷]، ترکیبی از رویکردهای مبتنی بر محتوا و مبتنی بر فیلتر را با سایر پارامترها همانند ناهمبستگی، عامل روانشناختی و غیره ارائه می‌دهند، اما مستعد محدودیت‌هایی همچون میزان پاسخ کمتر به تغییرات متن و پیشنهادهای دامنه-مقاطع هستند.

نظرات ارائه شده توسط اعضای شبکه‌های اجتماعی مانند فیس بوک، توئیتر، یوتیوب، اینستاگرام، تامبلر و غیره، در نظر گرفتن تصمیمات کارآمد رویکرد فیلتر کردن مشارکتی (CF) است. همچنین لازم است چنین سایت‌های شبکه اجتماعی [۸] بر اساس خوشه‌های کاربر و تجزیه و تحلیل تجربیات آنها رتبه بندی شوند. همان الگوریتم‌های رتبه بندی، در یافتن ۱۰ یا ۲۰ مورد برتر بر اساس ارتباط پرسش بر پایه تعاملات کمک می‌کنند. برای ایجاد یک سیستم پیشنهادگر بهتر و قابل اعتماد، با نوشتن اصطلاحات مناسب و ماشین‌های خودکار محدود که برای پذیرش کلمات خاص دامنه طراحی شده‌اند، بحث‌هایی که از طریق سایت‌های شبکه‌های اجتماعی انجام می‌شود را باید مورد تجزیه و تحلیل قرار داد [۹].

می‌توان برای بهینه‌ترین جستجو از پایگاه دانش موجود، از تکنیک‌های هوش ازدحامی شامل بهینه‌سازی کلنی مورچه‌ها (ACO) و بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) استفاده کرد. با این حال، تکنیک فراابتکاری ACO برای تجزیه و تحلیل شبکه‌های اجتماعی مناسب‌تر است، زیرا می‌تواند با استفاده از فرومون‌ها از نمودارهای وب عبور کند. این توصیه‌ها بر اساس رتبه بندی ارائه شده توسط کاربران واقعی شبکه‌های اجتماعی ارائه می‌شود که یا مستقیماً مورد اعتماد کاربر فعلی هستند یا توسط کاربر قابل اعتماد دیگری از طریق مکانیسم‌های مناسب به طور غیر مستقیم معرفی می‌شوند [۱۰]. به روزرسانی‌های دنباله فرومون در الگوریتم‌های ACO مهم هستند، چرا که در آن دستکاری‌های بنیادی در فرومون باعث می‌شود سیستم برای توصیه‌های بهتر از اعتبار کمتری برخوردار باشد. علی‌رغم وجود الگوریتم‌های پیشنهادی بهینه شده برای کلونی مورچه‌ها، در بسیاری از پروتکل‌های موجود، بهبود کیفیت در امتیازات پیشنهادی و کارایی دقت پیش‌بینی در نظر گرفته نشده است. بنابراین یک مدل پیشنهادگر هوشمند فازی جدید که برای تقسیم بندی خوشه‌های موثر از روش‌های جدید بهینه‌سازی جستجوی جهانی و محلی استفاده می‌کند، در این مقاله ارائه شده است. مزایای اصلی الگوریتم پیشنهادی افزایش سود تجمعی نزولی نرمال شده (معیار سنجش کیفیت رتبه بندی است. در بازبایی اطلاعات، اغلب از آن برای اندازه‌گیری اثربخشی الگوریتم‌های موتور جستجوی وب یا برنامه‌های مرتبط استفاده می‌شود) و کاهش خطای طبقه بندی نادرست است.

## ۲- پیشینه تحقیق

در دهه گذشته کارهای زیادی در زمینه توسعه سیستم‌های پیشنهادگر مبتنی بر محتوا انجام شده است. از قوانین برای توسعه سیستم‌های پیشنهادی کارآمدتری استفاده می‌شود. در گذشته، بسیاری از محققان سیستم‌های طبقه بندی را ایجاد کرده‌اند که در آن تصمیمات دقیق با استفاده از قوانین طبقه بندی امکان پذیر است. گاناپاتی و همکاران [۱۱] الگوریتم طبقه بندی مبتنی بر تطبیق الگوی جدیدی را ارائه دادند که با ترکیب قوانین زمانی و منطقی فازی و شبکه‌های عصبی ایجاد شده است. آنها همچنین از PSO برای بهینه‌سازی قوانین استفاده کردند تا سیستم قوانین استخراج شده برای شرکت در فرآیند تصمیم‌گیری را بهینه کند. بدی و همکاران [۱۲] سیستم پیشنهادی جدیدی را به نام سیستم پیشنهادگر مورچه (ARS) بر اساس رفتار مشارکتی مورچه‌ها برای پیشنهادها موثر ارائه دادند، اما در روند بهینه‌سازی محلی تمرکز نمی‌کند تا مجموعه اولیه خوشه‌ها را محدود کند. کائو و چنگ [۱۳] الگوریتمی به نام بهینه‌سازی کلونی مورچه را برای خوشه بندی (ACOC) ارائه دادند که از فرومون جمع‌آوری شده و داده‌های ابتکاری برای غلبه بر محدودیت‌های تکنیک‌های خوشه بندی سنتی و مرسوم استفاده می‌کند که به راحتی به یک راه حل بهینه محلی تبدیل می‌شوند.

مورومنتز و یانگ [۱۴] چارچوبی برای بهینه سازی مورچه ها (ACO) ساختند. این دانش از محیط های قدیمی به مسیرهای فرمونی مبتنی بر طرح های مختلف، با استفاده از ۳ الگوریتم که پیشنهاد شدند ارائه شده است. سوپکی و تامساک [۱۵] پیشنهادها را بر اساس ACO با بیان نمودن اشکال به صورت گرافیکی نشان دادند که هر گره در آن نشان دهنده یک تصمیم است. لویولا و همکاران [۱۶] یک الگوریتم ACO برای پیش بینی الگوی استفاده از وب تولید کردند. آنها در مقاله شان مورچه های آموزش دیده در جلسات مصنوعی بارگذاری شده در نمودارهای وب را با کسانی که در جلسات واقعی در وبلاگ حاضر هستند، مقایسه کردند. رویکرد آنها توانست لیستی از کلمات کلیدی مهمی را که صفحه های هدایت گر موجود را مجاز می دانند، تهیه کند. در این راستا سیستم های توزیع شده و روش های ذخیره سازی مختلفی به کار رفته است و برای هر عنصر از چنین سیستم داده بزرگی، یک استراتژی پیشنهادی منحصر به فردی پیشنهاد شده است [۱۷]. تأثیر ذخیره حافظه در بستر بزرگی از داده در برابر داده های کاساندرنا مورد تجزیه و تحلیل قرار می گیرد.

نادی و همکاران [۱۸] ابتدا رفتارهای کاربران موجود را بصورت آفلاین مدلسازی کرده و از آن مدل برای پیشنهادهای آنلاین مبتنی بر مورچه های فازی برای دستیابی به راه حل های بهینه استفاده کرده اند. میشل و همکاران [۱۹] با استفاده از هستی شناسی دامنه، مدل مبتنی بر ACO با چندین معیار را ارائه دادند. مدل آنها برای تولید خودکار لیست پخش موسیقی مورد استفاده قرار گرفت. سانادها و سینگ [۲۰] مسیر و چرخه اعتماد را در شبکه های اجتماعی آنلاین بر اساس بهینه سازی کلونی مورچه ها (ACO) محاسبه کردند که ورودی این محاسبات، قوانین اعتماد احتمالی و فرمونی های صمیمیت اجتماعی بود. وانگ و پانگ [۲۱] برای بدست آوردن راه حل تقریبی در مورد مشکلات چند جمله ای (NP-HARD) برای تولید محصولات نرم افزاری از خطوط تولید نرم افزار (SPL)، از ACO استفاده کردند. آنها آن را در برابر دو الگوریتم موجود دیگر مقایسه کردند - (i) الگوریتم مسطح دکارتی و ابتکاری اصلاح شده (FCF + M-HEU) و (۲) الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی بهینه (GAFES). الگوریتم [22] ACO در مرحله پیش پردازش داده ها برای مقابله با پایگاه های داده چند بعدی و غیر یکنواخت استفاده می شود. شیائو و لی [۲۳] با استفاده از بهینه سازی کلونی مورچه های جمع آوری توابع چگالی احتمال گاوسی در طول تکامل، از ترکیب یادگیری افزایشی مبتنی بر جمعیت مداوم و تکامل افتراقی برای حوزه های مداوم استفاده کردند.

بدی و شارما [۲۴] یک سیستم پیشنهادگر مورچه مبتنی بر اعتماد (TARS) ساختند که در آن کاربران جدید بهترین استفاده را از فرمونی های اعتماد دارند که کاربر محبوب را برای مدت زمانی خاص پیشنهاد می کند. چن و همکاران [۲۵] برای تولید پیکربندی های خاص دامنه برای داده کاوی حساس به هزینه در جهان واقعی، ACO را برای فرآیند ساخت پشته بندی (ترتیبی که در یک برنامه، اشیا بر اساس آن مرتب می شوند) اعمال کردند.

یک آزمون احتمال جدید بر اساس فاصله و ذخایر فرمونی در انتقال داده های تکراری ارائه شده و بدین ترتیب نمونه های خوشه ای اولیه در میان این داده ها شناسایی می شود [۲۶]. عبدالبار و همکاران [۲۷] الگوریتم ACOR ارائه دادند که مبتنی بر کلونی مورچه ای است که برای آموزش HONEST (شبکه ای با پیوندهای SynapTic نمایی) اعمال می شود و پایدارتر از الگوریتم انتشار انعطاف پذیر مبتنی بر شیب (R-Prop) است.

سیستم SpyNetMiner با استفاده از استخراج ویژگی و میدل های معنایی برای طبقه بندی، فاکتورهای اصلی حاکم بر شبکه را در مقیاس بزرگتر جمع آوری می کند [۲۸]. cAnt-Miner، تغییری در طبقه بندی کلاسیک ant-miner است که [۲۹] عمدتاً برای تفسیر داده های عددی ژن طراحی شده است. الگوریتم های ACO ناشی از برنامه ریزی خطی فازی، تحقق عملی روش های بهبود محلی را در حوزه های مختلف افزایش می دهند [۳۰].

همچنین ACO در یک سیستم تایید دونمایی (دو مدی) مستقر می شود که در آن پارامترهای ادغام بهینه ی انتخاب شده در هر سطح امنیتی اعمال می شود [۳۱]. بر اساس مطابقت نتایج امتیازات محاسبه شده در پایگاه داده، با استفاده از شاخص جینی فازی، دو طبقه در یک درخت تصمیم باینری فازی (FBDT) تعریف شده است - اصلی و درست (قبول) و تقلبی (رد). برای کنار آمدن با تغییرات همزمان در سیستم ایمنی مصنوعی (AIS) در برابر سیستم پیشنهادی مبتنی بر موقعیت جغرافیایی، فرآیند جدیدی [۳۲] برای تشخیص الگویی پویا پیشنهاد شده است.

ژانگ و همکاران [۳۳] روش جدید ACO را بر اساس محاسبه شاخص شباهت ژاکارد ارائه دادند که استراتژی JCACO نام داشت. این روش از سیستم کلنی مورچه ها و سیستم مینیم - ماکزیمم برای مدیریت کلونی های مورچه ای چندگانه استفاده می کند. این روش برای همگرایی سریع مسیر، از روش فرمونی استفاده کرده و سپس براساس شاخص شباهت ژاکارد محاسبه شده و فیلتراسیون، جمعیت مناسب را پیشنهاد می کند.

اوش و همکاران [۳۴] نشان می دهند که سیستم های کلونی مورچه ای چند عاملی برای پیشنهاد های بهتر از فرمونی های موفقیت و شکست استفاده می کنند. در این روش برای مدیریت مجموعه داده های بزرگتر از تنظیمات موردی مبتنی بر شباهت کسینوس و جمعیت نمودار برای هر کاربر استفاده می شود.

سیستم پیشنهادی HealthOne [35] از رتبه بندی صفحه بر اساس درخت تصمیم گیری کلونی مورچه استفاده می کند و یک فرآیند به روز شده را جهت بررسی چگالی فرمونی براساس Link Link Hits، Link Link Category Entire Like، Category Link Hits و Category Link Hits برای هر کاربر پیشنهاد می کند. یک برنامه دیجیتال نیز برای این سیستم ساخته شده است و هر

محتوای اطلاعات بهداشتی بر اساس طبقه ای که به آن تعلق دارد رتبه بندی می شود. همچنین خوشه بندی K-Means برای گروه بندی کاربران مشابه، با توجه به سوابق بهداشت شخصی آنها در سطوح مختلف خطرات استفاده می شود. اکثر این سیستم‌های پیشنهادی مبتنی بر ACO که در بالا بحث شد فاقد سازگاری الگوریتم های موجود در آن و اجرای کارآمد خوشه برای تعداد زیادی از مورچه ها هستند. برای پرداختن به این مسائل، برای تعادل و توازن بهتر بین همگرایی و تنوع الگوریتم ها و تکنیک های بهینه سازی جهانی بهبود یافته از روشهای کارآمد بهینه سازی جستجوی محلی [۳۳، ۳۶] استفاده می شود [۳۵] تا از نزدیک تغییرات قابل توجه در میزان از بین رفتن فرومون را که مستقیماً روی محتوای پیشنهادی تأثیر می گذارد، کنترل کند. این مقاله بر روی روشهای بهینه سازی جهانی و محلی تمرکز دارد که کیفیت پیشنهادی را با کمک یک فرآیند به روز شده در جهت بررسی چگالی فرومون بهبود می بخشد.

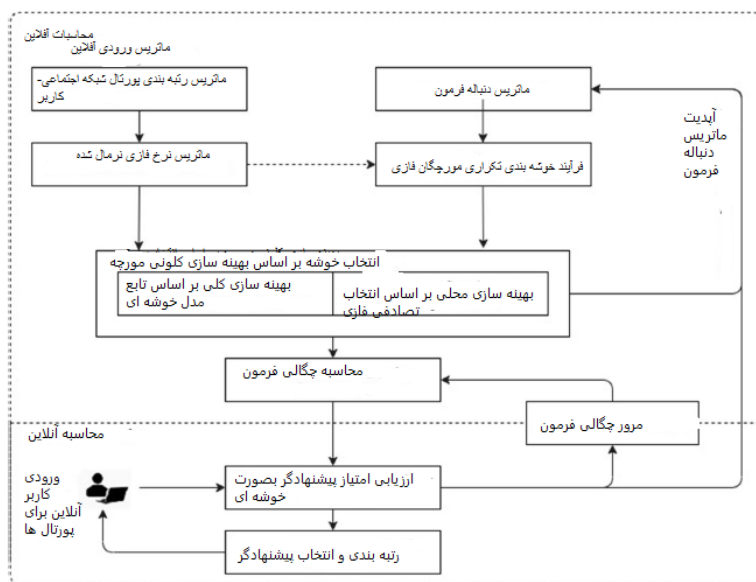
### ۳- روش تحقیق

مدل پیشنهادی شامل مدلی از محاسبات آنلاین شامل جمعیت ماتریس نرخ فازی نرمال شده، اجرای خوشه بندی مورچه ای فازی تکراری، انتخاب خوشه مبتنی بر بهینه سازی کلونی مورچه و محاسبه تراکم فرومون خوشه و یک مدل محاسبات آنلاین شامل انتخاب پیشنهادگر آنلاین و فرومون مبتنی بر پروفایل کاربر است که فرایندهای بررسی چگالی در شکل ۱ نشان داده شده است. مدل پیشنهادی، روند بررسی چگالی فرومون را در مقایسه با الگوریتم های مبتنی بر ACO افزایش می دهد و همچنین یک عملکرد معین خوشه به روز شده را برای تعیین سازگاری رکوردهای خوشه ارائه می دهد، که به نوبه خود لیست پیشنهادی نهایی را با توجه به مشخصات کاربر آنلاین تصحیح می کند.

#### ۳-۱- جمعیت ماتریس نرخ فازی نرمال شده

ورودی برای مدل محاسبات آنلاین، کاربر است - ماتریس رتبه بندی پورتال شبکه های اجتماعی  $U \times W$  که در آن  $U$  لیستی از کاربرانی است که رتبه بندی های خود را ارائه داده اند و  $W$  لیستی از وب سایت های شبکه های اجتماعی است که بر اساس آنها رتبه بندی می شود. از آنجا که این رتبه بندی ها از یک چرخه غیرنرمال در بین کاربران پیروی می کنند، این مقادیر بر روی کل مقادیر رتبه بندی در ماتریس نرمال می شوند. شکل ۲ تابع عضویت را در جایی نمایش می دهد که رتبه بندی ها در فازی ۲-تایی (چندتایی) بهتر نشان داده می شوند. بنابراین رتبه بندی های موجود در ماتریس  $U \times W$  به عنوان مقادیر فازی به روز می شوند، که در اینجا برای محاسبه، به هر یک از آنها درجه دقتی داده می شود.

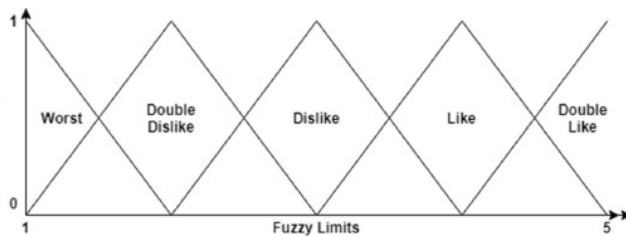
#### ۳-۲- راه حل های خوشه بندی مورچه های فازی تکراری



شکل ۱ ساختار مدل FIRMACA پیشنهادی

هر تکرار (مورچه) در این الگوریتم به دنبال گروه بندی اختیاری لیست کاربران است و چنین اطلاعاتی در یک مرکز اطلاعات کلی به نام ماتریس دنباله فرومون جمع آوری می شود. همچنین، تکرارهای پی در پی (مورچه ها)، این ماتریس دنباله فرومون در خط را مورد استفاده قرار می دهد و خوشه بندی متعددی را اجرا می کنند که این ماتریس را متعاقباً به روز می کند. این الگوریتم کاربران  $U$  را با استفاده از مورچه های  $T$  در یکی از خوشه های  $K$  گروه بندی می کند، به گونه ای که هر کاربر فاصله چندانی با مرکز خوشه خود ندارد.

برای اهداف این شرح، یک ماتریس رتبه بندی پورتال شبکه های اجتماعی- کاربر ۱۱ × ۷ در نظر گرفته شده است تا با استفاده از ۸ مورچه در ۳ خوشه قرار گیرد. برای شروع، ماتریس دنباله فرمونی با اندازه  $U \times K$  همانطور که در جدول ۱ نشان داده شده، آغاز به کار می کند و فرایند با مورچه بعدی ادامه می یابد.



شکل ۲ نمایش فازی ۲-تایی برای مقیاس رتبه بندی شبکه های اجتماعی

جدول ۱ ماتریس دنباله فرمونی آغازین  $U \times K$  برای اولین مورچه در  $T = 1$

Users	Clusters		
	K=1	K=2	K=3
U <sub>1</sub>	0.01837	0.01251	0.01968
U <sub>2</sub>	0.01251	0.01968	0.01837
U <sub>3</sub>	0.01837	0.01968	0.01251
U <sub>4</sub>	0.01251	0.01837	0.01968
U <sub>5</sub>	0.01968	0.01837	0.01251
U <sub>6</sub>	0.01837	0.01968	0.01251
U <sub>7</sub>	0.01968	0.01251	0.01837
U <sub>8</sub>	0.01251	0.01837	0.01968
U <sub>9</sub>	0.01968	0.01837	0.01251
U <sub>10</sub>	0.01837	0.01251	0.01968
U <sub>11</sub>	0.01968	0.01251	0.01837

جدول ۲ محدوده وزن تجمعی فرمونی نرمال شده  $U \times K$  برای اولین مورچه  $T = 1$

Users	Clusters		
	Range 1	Range 2	Range 3
U <sub>1</sub>	0-0.36333	0.36333-0.61076	0.61076-1
U <sub>2</sub>	0-0.24743	0.24743-0.63667	0.63667-1
U <sub>3</sub>	0-0.36333	0.36333-0.75257	0.75257-1
U <sub>4</sub>	0-0.24743	0.24743-0.61076	0.61076-1
U <sub>5</sub>	0-0.38924	0.38924-0.75257	0.75257-1
U <sub>6</sub>	0-0.36333	0.36333-0.75257	0.75257-1
U <sub>7</sub>	0-0.38924	0.38924-0.63667	0.63667-1
U <sub>8</sub>	0-0.24743	0.24743-0.61076	0.61076-1
U <sub>9</sub>	0-0.38924	0.38924-0.75257	0.75257-1
U <sub>10</sub>	0-0.36333	0.36333-0.61076	0.61076-1
U <sub>11</sub>	0-0.38924	0.38924-0.63667	0.63667-1

اگر عدد تصادفی مطابق جدول ۲ به ترتیب چرخشی و در محدوده وزنی شاخص  $K + 1$  قرار داشته باشد، خوشه حاصل در رکورد  $K + 1$  است. در غیر این صورت اگر عدد تصادفی در محدوده وزن شاخص  $K + 1$  قرار نگیرد همانطور که در جدول ۲ نشان داده شده است، سپس خوشه حاصل در ترتیب چرخه در رکورد  $K + 2$  است. با استفاده از این قوانین فازی تنظیم شده در ماتریس دنباله فرمونی اولیه، رکورد اجرای خوشه ای J1 برای اولین مورچه  $T = 1$  ایجاد می شود.

برای تکرار  $J$ ، هر مورچه با استفاده از مقادیر تابع عدد تصادفی، تعداد خوشه را براساس قوانین IF - THEN فازی انتخاب می کند. متغیرهای ورودی فازی برای تعیین تعداد خوشه عبارتند از: (i) تعداد خوشه با مقدار فرمونی بالاتر در ماتریس دنباله فرمونی، (ii) مقدار مدول  $1 + \sum z$  از بیش از  $K$ ، که  $1 = z_1, z_2, \dots, z_K$  و (III) مجموع مقدار تصادفی در محدوده  $K + 1$  در وزن دنباله فرمونی تجمعی نرمال شده. برای سومین ورودی فازی، ماتریس دنباله فرمونی نشان داده شده در جدول ۱ باید نرمال شود و محدوده های تجمعی همانطور که در جدول ۲ نشان داده شده است، باید مشخص شود.

قوانین فازی IF - THEN بر اساس این سه متغیر ورودی در جدول ۳ نشان داده شده است، و خروجی آن برای تعیین تعداد خوشه برای تکرار مورچه  $T = 1$  استفاده می شود. از هر روش تولید عدد تصادفی می توان برای جمع کردن اعداد تصادفی در محدوده ۰ و ۱ استفاده کرد. در تابع مدول،  $K = 3$  استفاده می شود که نشان دهنده تعداد کل خوشه های در نظر گرفته شده است.

این قوانین IF - THEN فازی در ماتریس دنباله فرمونی نشان داده شده در جدول ۱ اعمال می شود و جدول ۴ رکورد اجرای خوشه ای J1 را برای اولین مورچه  $T = 1$  نشان می دهد. به ویژه می توان اشاره کرد که اگر دو شرط اول در مجموعه قوانین فازی در جدول ۳ برآورده شده و از نظر عددی یکسان است (با مراجعه به شماره های ردیف ۱، ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۹ و ۱۰)، خوشه حاصل تحت شرط سوم، بر اساس سازگاری عدد تصادفی با دامنه های وزن فرمونی تحت تأثیر قرار نمی گیرد. همچنین، اگر دو شرط اولیه در مجموعه قوانین فازی برای خوشه  $K$  با دنباله فرمونی بالا برآورده نشود، انتخاب خوشه حاصل به شرط سوم متکی است.

روش فوق با ده تکرار باقی مانده (مورچه ها) دنبال می شود، و آنها همچنین رکورد اجرای خوشه ای خود را به همان شیوه ایجاد می کنند.

جدول ۳ مجموعه قوانین فازی عمومی برای همه T مورچه

خوشه ای با دنباله منتخب	عدد تصادفی با سازگاری دامنه وزنی فرومون	مدول خروجی $((i + j), K) + 1$	خوشه ای با دنباله فرومون بالا
1	عدد تصادفی انتخاب شده در محدوده وزنی فرومون ۲ در جدول ۲ قرار می گیرد	1	1
1	عدد تصادفی انتخاب شده در محدوده وزنی فرومون ۲ در جدول ۲ قرار نمی گیرد	1	1
2	عدد تصادفی انتخاب شده در محدوده وزنی فرومون ۲ در جدول ۲ قرار می گیرد	2, 3	1
3	عدد تصادفی انتخاب شده در محدوده وزنی فرومون ۲ در جدول ۲ قرار نمی گیرد	2, 3	1
2	عدد تصادفی انتخاب شده در محدوده وزنی فرومون ۳ در جدول ۲ قرار می گیرد	2	2
2	عدد تصادفی انتخاب شده در محدوده وزنی فرومون ۳ در جدول ۲ قرار نمی گیرد	2	2
3	عدد تصادفی انتخاب شده در محدوده وزنی فرومون ۳ در جدول ۲ قرار می گیرد	1, 3	2
1	عدد تصادفی انتخاب شده در محدوده وزنی فرومون ۳ در جدول ۲ قرار نمی گیرد	1, 3	2
3	عدد تصادفی انتخاب شده در محدوده وزنی فرومون ۱ در جدول ۲ قرار می گیرد	3	3
3	عدد تصادفی انتخاب شده در محدوده وزنی فرومون ۱ در جدول ۲ قرار نمی گیرد	3	3
1	عدد تصادفی انتخاب شده در محدوده وزنی فرومون ۱ در جدول ۲ قرار می گیرد	1, 2	3
2	عدد تصادفی انتخاب شده در محدوده وزنی فرومون ۱ در جدول ۲ قرار نمی گیرد	1, 2	3

جدول ۴ رکورد اجرای خوشه ای J1 برای اولین مورچه T = 1

Users	U <sub>1</sub>	U <sub>2</sub>	U <sub>3</sub>	U <sub>4</sub>	U <sub>5</sub>	U <sub>6</sub>	U <sub>7</sub>	U <sub>8</sub>	U <sub>9</sub>	U <sub>10</sub>	U <sub>11</sub>
Cluster Judgement Record	2	3	3	2	3	1	2	3	1	2	3
J <sub>1</sub>											

این امر گروه بندی خوشه ای کارآمد را ترغیب و تشویق می کند، زیرا این کار به ترکیبی از قوانین هوشمند فازی و تولید عدد تصادفی بستگی دارد که کیفیت رکورد اجرای خوشه تولید شده را در این مقاله بهبود می بخشد.

### ۳-۳- بهترین انتخاب خوشه ممکن بر اساس بهینه سازی کلونی مورچه

اکنون که رکورد اجرای خوشه ای (J1 تا J8) برای تمام تکرارها (مورچه ها) ارزیابی می شوند، گام بعدی بهینه سازی این رکوردها و استخراج بهترین رکورد با استفاده از روش های بهینه سازی کلی و محلی است.

### ۳-۳-۱- رویکرد جامع بهینه سازی کلنی مورچه ها

رویکرد جامع بهینه سازی ارائه شده در این مقاله مبتنی بر یک مطالعه اولیه در این زمینه [۴۱] است که در آن کیفیت رکورد اجرا براساس تعیین تابع کیفیتی خوشه است. این امر اساساً بر پایه فاصله اقلیدسی مراکز خوشه از مقادیر ماتریس رتبه بندی مجزای متناظر با آن است. عکس تابع کیفیتی خوشه، مقدار تناسب و سازگاری رکورد اجرا در خوشه خاص را مشخص می کند. این امر شامل دو ماتریس دیگر است (i) ماتریس وزن و (ii) ماتریس مرکز خوشه که پایه ارزیابی تابع کیفیتی خوشه را تشکیل می دهد.

ماتریس وزنی خواص صرفاً براساس رکورد اجرای خوشه ای تولید شده است. برای اولین مورچه  $T = 1$ ، در صورتی که کاربر بر اساس رکورد اجرای خوشه J1 و ۰ انتخاب شود، مقادیر ماتریس وزنی با ۱ جمع می شود. این ماتریس به وضوح بیان می کند که هر یک از رکوردهای آن فقط یک ستون با  $W_{ab} = 1$  دارد و بقیه ستون ها با  $W_{ab} = 0$  خواهند داشت، در حالی که خوشه های K با بیش از یک مقدار  $W_{ab} = 1$  می توانند وجود داشته باشند، زیرا بدیهی است که بیش از یک کاربر در همان خوشه وجود داشته است و این امر توسط معادله ۱ بیان شده که در زیر نشان داده شده است.

$$W_{ab} = \begin{cases} 1, & \text{if user 'a' is selected into cluster 'b', } a \in U, b \in K \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

(اگر کاربر a در خوشه b انتخاب شود ۱ و در غیر اینصورت ۰ است)

ماتریس مرکز خوشه  $M_{bc}$  براساس ماتریس وزنی  $W_{ab}$  و همچنین ماتریس رتبه بندی  $X_{ac}$  است و توسط معادله ۲ نشان داده می شود.

$$M_{bc} = \frac{\sum_{a=1}^U \sum_{b=1}^K \sum_{c=1}^W W_{ab} X_{ac}}{\sum_{a=1}^U W_{ab}} \quad (2)$$

بر اساس این دو ماتریس، تابع کیفیتی خوشه همانطور که در معادله ۳ نشان داده شده محاسبه می شود و رکورد اجرای خوشه ای مقادیر تابع کیفیتی آن، به ترتیب صعودی طبقه بندی می شوند. مقدار تابع هدف را پایین بیاورید، سازگاری رکورد اجرای خوشه مربوطه را بالاتر ببرید. عملاً رکودهای بالای  $R = 20$ ، از رویکرد بهینه سازی جهانی برای بهترین تقسیم بندی های خوشه ای ممکن انتخاب می شوند. بنابراین، از بین تکرارهای  $T = 8$  (مورچه ها) که در این تصویر در نظر گرفته شده است، دو رکورد بهتر از رکورد اجرای خوشه ای ( $R = 2$ ) انتخاب شده اند.

$$f(W, M) = \sum_{a=1}^U \sum_{b=1}^K \sum_{c=1}^W W_{ab} (X_{ac} - M_{bc})^2. \quad (3)$$

### ۳-۳-۲- رویکرد بهینه سازی محلی کلونی مورچه

امروزه چندین روش جستجوی محلی در زمینه بهینه سازی وجود دارد. در این مقاله، یک روش جستجوی محلی جدید ارائه می شود که در آن قاعده IF-THEN فازی بر روی عدد تصادفی تولید شده مربوط به شماره خوشه اعمال می شود تا در رکورد اجرای خوشه ی بهینه اصلاح شود، که در شکل ۳ نشان داده شده، که در آن  $K$  به تعداد خوشه فعلی اشاره دارد. فرض بر این است که اعداد تصادفی تولید شده در این زمان برای ۱۱ کاربر  $0.891213$ ،  $0.6437785$ ،  $0.478254$ ،  $0.6437785$ ،  $0.891213$ ،  $0.446336$  و  $0.05055$  هستند.

در میان آنها، فقط شماره خوشه کاربر یازدهم در رکورد اجرای خوشه  $R$  به روز خواهد شد، زیرا عدد تصادفی ایجاد شده فقط برای کاربر یازدهم کمتر از آستانه احتمالات پیشین است که برای محاسبات عملی و شاخص کاربر  $i \in U$  برابر با  $0.1$  انتخاب شده است. اگر مبنای ۳ از تعداد تکرار (برای جلوگیری از شماره خوشه = ۰ با عدد ۱ پیوست شود) همان شماره خوشه فعلی باشد، شماره خوشه بعدی به ترتیب چرخشی انتخاب می شود. در غیر این صورت، شماره خوشه موجود قبلی به ترتیب چرخشی انتخاب می شود. این روند تنها زمانی در نظر گرفته می شود که مقدار تابع کیفیتی خوشه مجدداً محاسبه شده در مقایسه با مقدار اصلی آن کاهش یابد. شبه کد (روشی سریع، فشرده و غیررسمی برای توضیح یک الگوریتم کامپیوتری است که از ساختارهای معمول بعضی از زبانهای برنامه نویسی استفاده می کند که برای خواننده شدن توسط انسان و نه ماشین طراحی شده است) برای این روش جستجوی محلی پیشنهادی در شکل ۴ نشان داده شده است. پس از بهینه سازی جهانی و محلی در مورد اجزای خوشه کلونی مورچه، بهترین رکورد خوشه مطلوب  $R$  انتخاب شده و ماتریس دنباله فرومون بر اساس آن به روز می شود.

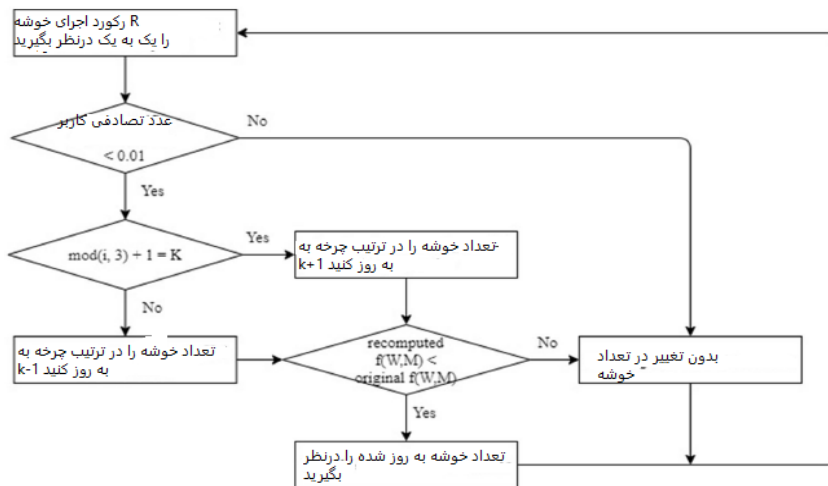
### ۳-۴- محاسبه تراکم فرومون خوشه ای

تراکم فرومونی ( $t$ ) PDK خوشه مجزای  $K$  برابر با نسبت لیست کاربران در خوشه مربوطه به کل کاربران یعنی  $U$  است که در معادله ۴ نشان داده شده است. این معادله چهار مرحله در مدل محاسباتی آفلاین سیستم پیشنهادی را کامل می کند.

$$PD_K(t) = \frac{\text{Count of users in cluster } K \text{ after one complete run}}{\text{Total count of users } U} \quad (4)$$

### ۳-۵- منتخبات پیشنهادی براساس پروفایل کاربر آنلاین

این اولین قدم در مدل محاسباتی آنلاین سیستم پیشنهادی است که در آن پروفایل  $UO$  کاربر آنلاین در نظر گرفته شده است.



شکل ۳ نمودار رویکرد بهینه سازی جستجوی محلی فازی

```

for each record in top R cluster judgement records array
  if the user specific random number is less than 0.01 then
    if (current iteration number modulo 3)+1=current cluster number of judgement record then
      update the cluster number of the judgement record from K to K+1 in cyclic order
    else
      update the cluster number of the judgement record from K to K-1 in cyclic order
    if the recomputed cluster model function value is less than its original value then
      consider the updated cluster number for the judgement record
    else
      retain the same cluster number for the judgement record
  else
    retain the same cluster number for the judgement record
return the optimal solution for top R records

```

شکل ۴ بهینه سازی جستجوی محلی در شبه کد

پس از یکی کردن رتبه بندی های مجزا در پارامترهای مختلف در پورتال های شبکه های اجتماعی که وی علاقه دارد آنها را رتبه بندی کند، این امر نرمال سازی می شود. سپس این موارد برای دقت مدل به صورت فازی ۲-تاپل نشان داده می شوند. سپس این رتبه بندی های  $U_0$  بر اساس درجه مشابهت خوشه  $(U_0, DoS)$  با ماتریس مرکز خوشه  $M_{bc}$  مقایسه می شوند که در آن  $c \in W, b \in K$  با استفاده از فاصله  $(DM(U_0, M_{bc}))$  بین این دو ماتریس اندازه گیری می شوند که در معادله ۵ و ۶ نشان داده شده است.

$$DM(U_0, M_{bc}) = \frac{2 * \min(U_0, M_{bc})}{n * (U_0 + M_{bc})} \text{ where } b \in K, c \in W \quad (5)$$

که در آن  $n$  به تعداد کل پورتال های شبکه های اجتماعی رتبه بندی شده توسط کاربر  $U_0$  اشاره دارد.

$$DoS(U_0, M_{bc}) = \frac{1}{1 + DM(U_0, M_{bc})} \quad (6)$$

امتیاز پیشنهادی  $RSK(t)$  برای هر خوشه  $K_i$  ( $i \in K$ ) همانطور که در معادله ۷ نشان داده شده است، براساس تراکم فرومون خوشه  $PDK(t)$  و  $DoS(U_0, M_{bc})$  تعیین می شود که به ترتیب در معادلات ۴ و ۶ نشان داده شده است.

$$Recommendation Score RSK(t) = \frac{PD_K^{(t)} \cdot DoS(U_0, M_{bc})}{\sum_{i=1}^K PD_i^{(t)} \cdot DoS(U_0, M_{bc})} \quad (7)$$

فقط آن دسته از امتیازاتی که در محدوده بالای  $RSK(t)$  تا ۰.۲ و بالای  $RSK(t)$  قرار دارند، در خوشه ای مشابه به عنوان پروفایل کاربری آنلاین انتخاب می شوند. سرانجام، آن دسته از پورتال های شبکه های اجتماعی که قبلاً توسط کاربران آنلاین رتبه بندی نشده اند، به ترتیب نزولی مراکز خوشه انتخاب شده، به وی پیشنهاد می شوند.

### ۳-۶- بررسی تراکم فرومون



این آخرین مرحله است که مدل محاسبات آفلاین را به مدل محاسبات آنلاین بازمی گرداند. این همان مفهومی است که مدل خوشه بندی عمومی مورچه را از الگوریتم های خوشه بندی دیگر متمایز می کند، زیرا تراکم فرومون برای هر تکرار از اجرای مدل بررسی می شود و بدین ترتیب امتیاز پیشنهادی را برای هر مرحله تا لحظه آخر از دنباله فرومون حفظ می کند. در این مرحله، مقدار ثابت ۰,۰۱ از آخرین مقدار تراکم فرومون کم می شود و اگر پورتال شبکه اجتماعی که در حال اجرا در نظر گرفته شده، بخشی از خوشه ای است که توصیه می شود، سپس تراکم فرومون مرتبط با مقدار اصلی آن افزایش می یابد. تابع بررسی تراکم فرومون  $PDK(t+1)$  در معادله ۸ نشان داده شده است.

$$PD_K(t+1) = PD_K(t) * (0.09 + \Delta P) \quad (8)$$

where

$$\Delta P = \frac{P_{cc}}{P_{cc} + 1} \quad (9)$$

که در اینجا  $P_{cc}$  تراکم فرومونی مربوط به مرکز خوشه جدید است.

#### ۴. یافته های پژوهشی

مدل پیشنهادی هوشمند فازی بر اساس مدل بهینه سازی خوشه مورچه (FIRMACA) پیشنهاد شده در این مقاله، بر روی یک مجموعه داده محلی اعمال شده است که شامل رتبه بندی ارائه شده توسط ۶۸۷۵ دانشجو و بزرگسال در ۷ درگاه شبکه اجتماعی در پارامترهای مختلف رتبه بندی همانند حفظ حریم خصوصی، اهمیت تبلیغات، کیفیت ویرایش محتوا، سهولت پیمایش، نوآوری، وضوح تصویر، زمان پاسخ پورتال و غیره می باشد. مجموعه داده خام همانطور که در بخش ۳,۱ ارائه شده جمع آوری شده و به یک ماتریس رتبه بندی شبکه اجتماعی-کاربر ۷۷۵۸۷۵ تبدیل شده است. سپس مجموعه داده بدست آمده نرمال شده و به صورت فازی ۲-تاپل نشان داده می شود که در جدول ۵ موجود است.

پورتال های شبکه های اجتماعی نشان داده شده در جدول ۵ عبارتند از Tumblr, Twitter (TW), Facebook (FB), (TM), (G+), Youtube (YT), Instagram (IG), Google + (G+), و Reddit (RD). برای درک بهتر، ما همین مثال از ماتریس دنباله فرومون و اعداد تصادفی تولید شده در بخش ۳,۲ این مقاله را در نظر می گیریم. بر اساس این مقادیر و ماتریس رتبه بندی، رکوردهای اجرای خوشه (J1 تا J8) و ماتریس های مرکز خوشه مورد نیاز، برای ارزیابی تابع سازگاری محاسبه می شوند. برای رکورد اجرای خوشه J1 متعلق به اولین مورچه  $T=1$ ، ماتریس مرکز خوشه محاسبه شده  $M_{bc} (b \in K, c \in W)$  با استفاده از معادله ۲ در جدول ۶ نشان داده شده است.

بر اساس ماتریس وزن و ماتریس مرکز خوشه، همانطور که در بالا نشان داده شده است، تابع سازگاری برای رکورد اجرای خوشه J1 محاسبه می شود. به همین ترتیب، مورچه های تکراری متوالی، وزن خود  $(W_{ab})$  و مرکز خوشه ماتریس  $M_{bc} a \in U, b \in K, c \in W$  را ایجاد می کنند. جدول ۷ رکوردهای اجرای خوشه (J1 تا J8) را برای هر ۸ تکرار (مورچه ها) در ترتیب نزولی مقادیر تابع سازگاری مربوطه (یا ترتیب صعودی مقادیر تابع کیفیتی خوشه) را با استفاده از معادله ۳ نشان می دهد که برای بهینه سازی جهانی مورچه های خوشه ای مورد استفاده قرار می گیرد.

کاربر U1 تا U11 به ترتیب در جداول ۷ و ۸ به کاربران U102252, U101741, U102437, U101549, U101959, U102493, U102846, U101872, U102559, U101988, U101673 اشاره دارد. اکنون برای بهینه سازی محلی رکوردهای اجرای خوشه ای، مورچه های بالاتر از  $R=2 (J1, J2)$  انتخاب می شوند. از بین این دو رکورد، همان

#### جدول ۵ ماتریس رتبه بندی شبکه های اجتماعی کاربر

Users	Social Networking Portals						
	FB	TW	TM	YT	G+	IG	RD
U101549	(L, 0.4)	(L, 0.1)	(D, 0.4)	(D, 0.1)	(D, 0.3)	(DD, 0.2)	(D, 0.4)
U102437	(LL, -0.4)	(L, 0.4)	(L, -0.2)	(L, -0.4)	(D, 0)	(D, 0.4)	(L, -0.2)
U101741	(L, 0.1)	(D, 0.3)	(L, -0.5)	(L, 0.3)	(D, -0.4)	(L, -0.3)	(DD, 0.4)
U102252	(L, -0.2)	(L, -0.2)	(L, 0.3)	(L, 0.4)	(D, 0.2)	(D, -0.1)	(L, 0.3)
U101959	(D, 0.2)	(L, 0.1)	(L, 0.1)	(D, 0)	(L, 0.3)	(L, 0)	(L, 0.1)
U102493	(L, 0.3)	(L, -0.5)	(L, -0.4)	(D, -0.2)	(LL, -0.5)	(LL, -0.5)	(L, -0.4)
U102846	(L, -0.4)	(L, -0.1)	(DD, 0.4)	(D, -0.1)	(L, 0.1)	(D, 0.4)	(DD, 0.3)
U101872	(D, 0.1)	(D, 0.2)	(L, 0.3)	(D, -0.4)	(L, -0.5)	(D, 0.2)	(L, 0.3)
U102559	(LL, -0.4)	(DD, 0.4)	(L, -0.1)	(L, -0.5)	(L, -0.1)	(L, 0.1)	(L, -0.1)
U101988	(L, 0.3)	(D, 0)	(LL, -0.5)	(L, -0.1)	(D, -0.2)	(DD, 0)	(LL, -0.5)
U101673	(L, 0.3)	(LL, -0.4)	(L, 0.4)	(LL, -0.5)	(DD, 0.4)	(L, -0.2)	(L, 0.4)

جدول ۶ ماتریس مرکز خوشه بر اساس رکورد اجرای خوشه J1 برای مورچه اول  $T = 1$ 

Clusters	Social Networking Portals						
	FB	TW	TM	YT	G+	IG	RD
$K_1$	(L, 0.45)	(D, -0.05)	(L, -0.25)	(D, 0.15)	(L, 0.2)	(L, 0.3)	(L, -0.25)
$K_2$	(L, -0.05)	(L, -0.3)	(L, -0.35)	(L, -0.425)	(D, 0.35)	(D, -0.375)	(L, -0.375)
$K_3$	(L, -0.14)	(L, -0.08)	(L, 0.02)	(L, -0.4)	(D, 0.16)	(L, -0.38)	(L, -0.2)

جدول ۷ رکوردهای اجرای خوشه ای (CJR) برای  $T = 8$  مورچه و ۱۱ کاربر به ترتیب نزولی توابع سازگاری آنها

CJR	Users List											Fitness $F$
	$U_1$	$U_2$	$U_3$	$U_4$	$U_5$	$U_6$	$U_7$	$U_8$	$U_9$	$U_{10}$	$U_{11}$	
$J_1$	2	3	3	2	3	1	2	3	1	2	3	2.518033
$J_2$	2	1	2	3	1	2	3	1	1	3	2	2.354087
$J_3$	3	1	2	1	3	3	1	2	3	2	1	2.282237
$J_4$	1	2	3	1	3	2	1	1	2	1	3	2.014713
$J_5$	3	1	3	1	2	3	1	2	1	3	2	1.96511
$J_6$	2	3	1	1	3	2	2	1	2	1	3	1.900884
$J_7$	1	3	3	2	1	3	1	3	2	1	2	1.774566
$J_8$	3	2	1	2	3	2	1	1	3	2	1	1.640243

جدول ۸ بهترین رکورد اجرای خوشه بهینه شده  $R1$ 

CJR	Users List										
	$U1$	$U2$	$U3$	$U4$	$U5$	$U6$	$U7$	$U8$	$U9$	$U10$	$U11$
$R_1$	2	3	3	2	3	1	2	3	1	2	1

جدول ۹ پروفایل فازی نرمال شده کاربر آنلاین

Online User	Social Networking Portals		
	Twitter	Google+	Instagram
U103569	(L, -0.45)	(D, 0.2)	(LL, -0.5)

نمونه مشابه از یک عدد تصادفی تولید شده در بخش ۳،۳،۲ دنبال می شود و تعداد خوشه در هر دو رکورد فقط برای کاربر U101673 مجاز به روزرسانی محلی است. اما همانطور که در نمودار جریان بهینه سازی محلی فازی در شکل ۳ نشان داده شده است، فقط تعداد خوشه اولین رکورد ( $R1$ ) برای کاربر U101673 از ۳ به ۱ روز می شود، زیرا مشخص شده است که مقدار تابع کیفیتی خوشه ای که دوباره تعریف شده است کمتر از رکورد اصلی مربوط به J1 است که در جدول ۸ نشان داده شده است. از طرف دیگر، تعداد خوشه رکورد دوم ( $R2$ ) برای همان کاربر U101673، در تعداد ۲ حفظ می شود (و به ۱ به روز نمی شود)، زیرا مقدار تابع کیفیتی خوشه تعریف شده آن کمتر از رکورد اصلی مربوط به آن J2 نیست. بنابراین، تعریف مجدد رکورد اجرای خوشه  $R1$  به عنوان بهترین تقسیم بندی خوشه ای بهینه سازی شده برای کاربران انتخاب شده است و پس از هر بار اجرای مداوم مدل پیشنهادی در این مقاله، همچنان در حال تکامل است.

بنابراین، از رکورد اجرای خوشه R1 چنین استنباط می شود که ابتدا خوشه K1 کاربران U102493، U102559 و U101673 را گروه بندی می کند. خوشه دوم K2 کاربران U101549، U102252، U102846 و U101988 را گروه بندی می کند در حالی که خوشه سوم K3 کاربران U102437، U101741، U101959 و U101872 را گروه بندی می کند. از این رو، بر اساس معادله ۴ در بخش ۳،۴، تراکم فرمون خوشه ای برای هر یک از این خوشه های K2، K1 و K3 به ترتیب ۰/۲۷۲، ۰/۳۶۳ و ۰/۳۶۳ است.

حال، اجازه دهید به بخش محاسبات آنلاین برویم. کاربر آنلاین U103569 رتبه بندی را در ۳ پورتال شبکه های اجتماعی فراهم کرده است - توییتر، گوگل + و اینستاگرام که سپس نرمال می شوند و پس از ادغام رتبه ها در پارامترهای مختلف، رتبه بندی های نامفهوم برای هر یک از این درگاه ها در جدول ۹ نشان داده شده است.

بر اساس معادلات ۵، ۶ و ۷ همانطور که در بخش قبلی آورده شده است، امتیاز پیشنهادی برای هر یک از خوشه های K1، K2، و K3 در بهترین رکورد اجرای خوشه بهینه R1 ارزیابی می شود که در جدول ۱۰ نشان داده شده است.

امتیاز پیشنهادی بین محدوده خوشه های موجود در محدوده (۰،۳-۰،۴۸۰۳) و (۰،۴۸۰۳) برای پیشنهاد های کاربر انتخاب می شوند. از جدول ۱۰ کاملاً مشهود است که خوشه های K1 و K2 انتخاب خواهند شد. از آنجا که پورتال های شبکه های اجتماعی "Twitter"، "Google+" و "Instagram" و وب سایت های W3، W5، W6 و W در ماتریس رتبه بندی کاربر (U x W) از قبل در پروفایل کاربر وجود دارند، در محدوده پیشنهادی کاربر آنلاین ذکر نشده اند.

جدول ۱۰ امتیاز پیشنهادی برای هر خوشه در مقابل پروفایل کاربر آنلاین

Cluster	$PD_K(t)$	$DoS(U_O, M_{tO})$	$RS_K(t)$
K <sub>1</sub>	0.272	0.578	0.4803
K <sub>2</sub>	0.363	0.327	0.3623
K <sub>3</sub>	0.363	0.142	0.1573

جدول ۱۱ رتبه بندی های سازگار پیشنهادی با پروفایل کاربر آنلاین

Social Networking Portal	Recommendation Rank
Facebook (W <sub>1</sub> )	1
Tumblr (W <sub>2</sub> )	4
Youtube (W <sub>4</sub> )	3
Reddit (W <sub>7</sub> )	2

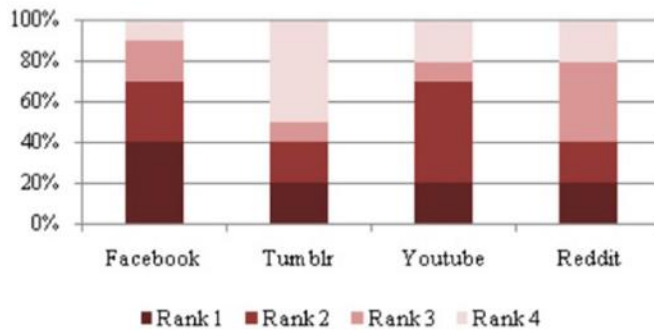
جدول ۱۲ بررسی تراکم فرمون پس از اتمام اولین اجرا

Pheromone Density $PD_K(t)$	Clusters		
	K <sub>1</sub>	K <sub>2</sub>	K <sub>3</sub>
Initial Status	0.272	0.363	0.363
Final Status after adding each recommendation portal in the ranking order	0.384	0.495	0.238

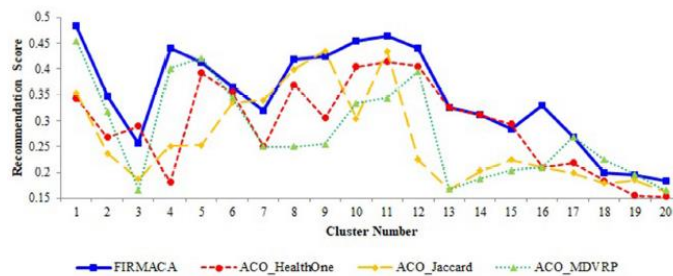
بر اساس مراکز خوشه از خوشه های انتخاب شده K1 و K2، پورتال های "Facebook" و "Reddit" وب سایت های W1 و W7 در ماتریس رتبه بندی کاربر (U x W) از خوشه K2 انتخاب می شوند در حالی که درگاه های "Tumblr" و "Youtube" وب سایت های W2 و W4 در ماتریس رتبه بندی کاربر (U\*W) از خوشه K1 انتخاب می شوند و مراکز خوشه ای به ترتیب نزولی طبقه بندی می شوند که در جدول ۱۱ نشان داده شده است.

سرانجام، پس از پیشنهاد کردن درگاه های شبکه های اجتماعی "Facebook"، "Reddit"، "Youtube" و "Tumblr"، تراکم فرمون برای هر سه خوشه K2، K1 و K3 به ترتیب رتبه بندی شده و مقادیر نهایی تراکم فرمون خوشه، یک به یک بررسی می شود که در جدول ۱۲ نشان داده شده است.

می توان خاطر نشان کرد که پس از افزودن پورتال های شبکه های اجتماعی پیشنهاد شده از خوشه های K1 و K2، تراکم فرمون افزایش یافته است، در حالی که همین امر برای خوشه K3 کاهش یافته است، زیرا هیچ پیشنهادی برای پورتال شبکه های اجتماعی از این خوشه وجود ندارد.



شکل ۵ نمودار ستونی ۱۰۰٪ تجمعی برای ۴ پورتال شبکه های اجتماعی در مقابل ۴ رتبه

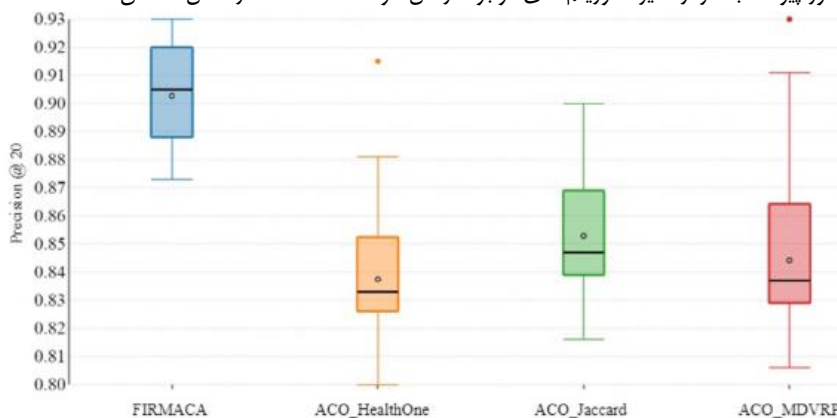


شکل ۶ مقایسه امتیازات پیشنهادی برای خوشه های  $K = 1$  تا  $20$  در ۴ الگوریتم

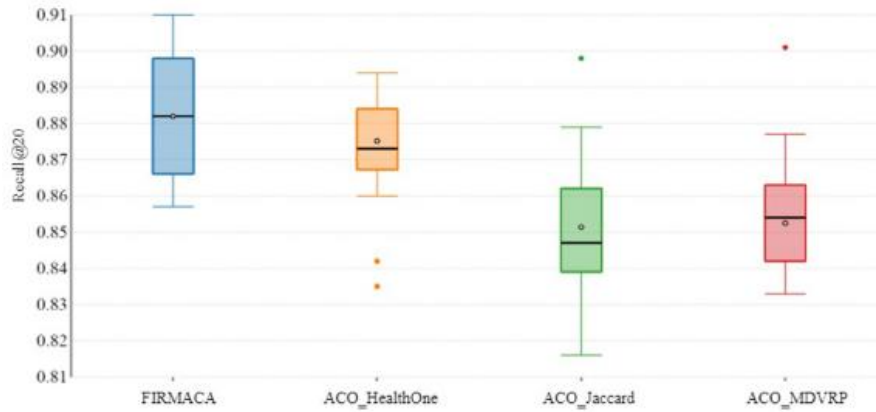
مدل FIRMACA برای مشاهده سازگاری رتبه بندی پیشنهادی در این ۴ پورتال شبکه های اجتماعی "Facebook"، "Tumblr"، "Youtube" و "Reddit" برای ۹ بار دیگر در شکل ۵ تکرار شده است.

از رتبه بندی مجموعه داده پایه و پروفایل کاربری آنلاین، مشخص است که Facebook با نسبت بالای ۴۰٪ از کل ۱۰ اجرا در رتبه ۱ قرار دارد. Youtube با نسبت بالای ۵۰٪ از کل ۱۰ اجرا در رتبه ۲ قرار گرفت. Tumblr و Reddit با نسبت بالای ۴۰٪ - ۵۰٪ از مجموع ۱۰ اجرا، در رده های ۳ و ۴ بودند. صرف نظر از تعداد خوشه ها در هر اجرا، با تأکید بر کیفیت پیشنهادی، هیچ تداخلی در این رتبه ها وجود ندارد.

الگوریتم پیشنهادی در این مقاله برای مجموعه داده های پایه  $1175 \times 6875$  با سه الگوریتم دیگر [۳۳، ۳۵، ۳۶] مقایسه شده است که این الگوریتم بر اساس بهینه سازی کلونی مورچه (ACO) برای استراتژی پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفت. ACO\_HealthOne الگوریتم رتبه بندی صفحه را بر اساس ACDT (درخت تصمیم کلونی مورچه ها) و خوشه بندی  $k$ - میانگین و KNN برای خوشه های کاربر اعمال کرد. (33) ACO\_Jaccard از رویکرد ACO برای TSP و رویکرد max-min مورچه با پیشنهاد های مبتنی بر شباهت Jaccard استفاده کرد. ACO\_MDVRP با روش بازبینی شبیه سازی شده و جستجوی محلی قطعی، ACO را ترکیب می کند. با در نظر گرفتن اندازه خوشه  $K = 20$ ، امتیازات پیشنهادی برای الگوریتم مطرح شده، به طور پیوسته بالاتر از سایر الگوریتم های موجود در کل خوشه ها است که در شکل ۶ نشان داده شده است.



شکل ۷. دقت ۴ الگوریتم خوشه بندی مورچه ها در مجموعه داده های رتبه بندی پورتال شبکه های اجتماعی



شکل ۸ فراخوانی ۴ الگوریتم خوشه بندی مورچه ها در مجموعه رده بندی پورتال شبکه های اجتماعی

دقت در این زمینه به بخشی از پیشنهادهای مربوط به پورتال شبکه های اجتماعی مرتبط با کاربر آنلاین اشاره دارد که از لیست کل پیشنهادی به سایر کاربران آنلاین ارسال شده که در معادله ۱۰ نشان داده شده است و فراخوان، نسبت پیشنهادی پورتال شبکه های اجتماعی مرتبط با زیبایی شده نسبت به لیست کل پیشنهاد است، که در معادله ۱۱ ارائه شده است. مقایسه اندازه گیری دقیق و فراخوانی الگوریتم های مختلف ACO در شکل ۷ و ۸ نشان داده شده است.

$$\text{Precision} = \frac{\text{Relevant Social Networking Portal Recommendations}}{\text{Total Social Networking Portal Recommendations made to the user}} \quad (10)$$

دقت برابر است با نسبت پیشنهاد پورتال شبکه اجتماعی مرتبط به کل پیشنهادی پورتال شبکه اجتماعی استفاده شده برای کاربر

$$\text{Recall} = \frac{\text{Relevant Social Networking Portal Recommendations}}{\text{Total Social Networking Portal Recommendations to be made}} \quad (11)$$

فراخوانی برابر است با نسبت پیشنهاد پورتال شبکه اجتماعی مرتبط به کل پیشنهادی پورتال شبکه اجتماعی پس از ارائه این پیشنهادها به کاربر آنلاین، دو معیار در زمان واقعی ارزیابی می شود تا دقت پیش بینی اندازه گیری شود. آن دو معیار، نرخ خطای طبقه بندی نادرست و سود تجمعی نزولی نرمال شده هستند. از آنجا که کاربران تقسیم شده در میان خوشه ها به دلیل تکنیک پیشرفته پهنه سازی جهانی که در این مقاله ارائه شده است، برای مدت زمان قابل توجهی باقی می ماند، احتمال میزان طبقه بندی نادرست را تا حد قابل توجهی کاهش می دهد. میزان خطای طبقه بندی اشتباه توسط معادله ۱۲ ارائه شده است.

جدول ۱۳ مقایسه NDCG و MER از ۴ الگوریتم ACO در مجموعه داده های رتبه بندی پورتال شبکه های اجتماعی

Model	Normalized Discounted Cumulative Gain (NDCG)				Misclassification Error Rate (MER %)			
	K=10	K=13	K=17	K=20	K=10	K=13	K=17	K=20
FIRMACA	0.961	0.878	0.862	0.835	3.25	3.55	3.42	4.15
ACO_HealthOne	0.675	0.807	0.815	0.733	4.22	4.70	5.15	5.74
ACO_Jaccard	0.836	0.798	0.763	0.792	4.87	5.65	5.29	5.43
ACO_MDVRP	0.696	0.774	0.728	0.804	4.49	5.84	4.97	5.68

(سود تجمعی نزولی نرمال شده و نرخ خطای طبقه بندی نادرست (MER))

$$\text{MER} = \frac{1}{U} \sum_{x=1}^u e_x \quad (12)$$

که در آن  $e_x$  به نسبت کاربرانی اشاره دارد که در خوشه ای که بین ۰ تا ۱ است، قرار ندارند. سود تجمعی نزولی نرمال شده توسط معادله ۱۳ نشان داده می شود.

$$\text{NDCG} = \frac{\text{DCG}_u}{\text{IDCG}_u} \quad (13)$$

که در آن سود تجمعی نزولی در موقعیت رتبه ای خاص  $u$ ،  $\text{DCG}_u$  توسط معادله ۱۴ نشان داده می شود.

$$DCG_u = \sum_{i=1}^u \frac{2^{rel_i} - 1}{\log_2^{(i+1)}} \quad (14)$$

که در اینجا Reli به ارتباط تدریجی تعداد خوشه کاربر در موقعیت رتبه I اشاره دارد و سود تجمعی نزولی IDCG<sub>u</sub> توسط معادله ۱۵ نشان داده می شود.

$$IDCG_u = \sum_{i=1}^{|REL|} \frac{2^{rel_i} - 1}{\log_2^{(i+1)}} \quad (15)$$

میزان خطای طبقه بندی نادرست (MER) و سود تجمعی نزولی نرمال شده (NDCG) مدل پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم های دیگر مقایسه می شوند که در جدول ۱۳ نشان داده شده است. جدول ۱۳ نشان می دهد که میزان خطای طبقه بندی نادرست مدل FIRMACA نسبت به الگوریتم های دیگر برای هر تعداد خوشه ای که پس از بهینه سازی کلونی مورچه انتخاب شده اند، کمترین میزان را دارد. همچنین، NDCG در مقایسه با سایر مدل ها تعیین می شود و بدین ترتیب این واقعیت را ثابت می کند همانطور که سود هر نتیجه در رده های پایین کم می شود، سود تجمعی در رده های بالاتر روندی صعودی دارد.

## ۵- بحث و نتیجه گیری

در این مقاله، یک مدل توصیه هوشمند فازی جدید (FIRMACA) ارائه شده است که بر اساس تکنیک های جدید جهانی و همچنین بهینه سازی محلی در خوشه های مورچه ساخته شده است. در این مدل، امتیازات پیشنهادی بر اساس ماتریس تراکم فرومون و ماتریس مرکز خوشه برای بدست آوردن بهترین گروه های تقسیم خوشه ای محاسبه می شود. علاوه بر این که تراکم فرومون برای هر تکرار جدید به روز می شود، برای تمام غلظت های فرومون انباشته شده تا آخرین مورچه نیز به روز می شود. از آزمایش های انجام شده بر اساس مجموعه داده های رتبه بندی محلی، مشاهده شده که مدل FIRMACA پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم های دیگر ACO، عملکرد بهتری را در نمرات پیشنهادی ارائه می دهد. از مزیت های مدل FIRMACA می توان به چند مورد زیر اشاره کرد که عبارتند از:

- توازن بهتر بین تنوع و همگرایی روش بهینه سازی.
- بررسی پیشرفته تراکم فرومون
- معیارهای دقت و فراخوانی بالاتر نسبت به الگوریتم های هم زمان و هم دوره
- کاهش میزان خطای طبقه بندی نادرست (MER).
- سود تجمعی نزولی نرمال شده بهبود یافته (NDCG)

کارهای بیشتر در این راستا می تواند به بهبود روش های بهینه سازی جهانی و محلی منجر شود که این امر با افزایش تعداد خوشه برای مجموعه داده های بزرگ (در خط های محاسبات توزیع شده) و کاهش شدید تعداد خوشه برای مجموعه داده های پراکنده و اقدامات مختلف برای نگاشت پروفایل کاربر آنلاین در برابر مراکز خوشه محقق می شود.

## منابع

1. Stan J, Muhlenbach F, LARGERON C (2014) Recommender systems using social network analysis : challenges and future trends. In: Alhajj R, Rokne J (eds) Encyclopedia of social network analysis
2. and mining. Springer, New York, NY
3. Perumal, S. P., Arputharaj, K., & Sannasi, G. (2017). Fuzzy family tree similarity based effective e-learning recommender system. In eighth international IEEE conference on advanced computing (ICoAC). pp.(146–150).
4. Washid M, Ali R (2017) Use of soft computing techniques for recommender systems: an overview. In: Ali R, Beg MMS (eds) Applications of soft computing for the web. Springer, Singapore
5. Gohary A, Hanzae KH (2014) Personality traits as predictors of shopping motivations and behaviors: a canonical correlation analysis. Arab Econ Bus J 9(2):166–174
6. Omari, A., Conrad, S., & Alaic, S. (2007). Designing a well-structured E-shop using association rule mining. In 4th international IEEE conference on innovations in information technology, pp.(6–10).
7. pp.(6–10).
8. Surendren, D., & Bhuvanewari, V. (2014). A framework for analysis of purchase dissonance in recommender system using association rule mining. In International IEEE conference on intelligent computing applications, pp.(153–157).

9. Le-wei, H., & Yu-sheng, L. (2011). Exploration in commercial websites on the association rules base on the consumers' behavior. In 6th IEEE joint international on information technology and
10. artificial intelligence conference, pp.(42-44).
11. Koroleva, K., & Röhler, A.B. (2012). Reducing information overload: design and evaluation of filtering & ranking algorithms for social networking sites. European conference on information
12. systems (ECIS) Proceedings. AIS electronic library (AISEL). Paper 12.
13. Budiselic, I., Sribljic, S., & Popović, M. (2007). RegExpert: a tool for visualization of regular expressions. EUROCON The international conference on "Computer as a Tool". pp.(2387-2389).
14. Urena R, Kou G, Dong Y, Chiclana F, Herrera-Viedma E (2019) A review on trust propagation and opinion dynamics in social networks and group decision making frameworks. *Inf Sci* 478:461- 475. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2018.11.037>
15. Ganapathy S, Sethukkarasi R, Yogesh P, Vijayakumar P, Kannan A (2014) An intelligent temporal pattern classification system using fuzzy temporal rules and particle swarm optimization. *Sadhana* 39(2):283-302
16. Bedi P, Sharma R, Kaur H (2009) Recommender system based on collaborative behavior of ants. *J Artifi Intell* 2(2):40-55
17. Y Kao K Cheng 2006 An ACO-based clustering algorithm In International workshop on ant colony optimization and swarm intelligence, Springer, Berlin
18. Mavrovouniotis M, Yang S (2013) Ant colony optimization with immigrants schemes for the dynamic travelling salesman problem with traffic factors. *Appl Soft Computing* 13(10):4023-4037
19. Sobacki, J., & Tomczak, J. M. (2010). Student courses recommendation using ant colony optimization. In Asian conference on intelligent information and database systems. Springer, Berlin
20. Loyola P, Roman PE, Velasquez JD (2012) Predicting web user behavior using learning-based ant colony optimization. *Eng Appl Artif Intell* 25(5):889-897
21. Valcarce D, Parapar J, Barreiro A (2015) A distributed recommendation platform for big data. *J Univers Computer Sci* 21(13):1810-1829
22. Nadi S, Saraee M, Bagheri A, Davarpanh Jazi M (2011) FARS: Fuzzy ant based recommender system for web users. *Int J Computer Sci Issues* 8(1):203-209
23. Mocholi JA, Martinez V, Jaen J, Catala A (2012) A multicriteria ant colony algorithm for generating music playlists. *Expert Syst Appl* 39(3):2270-2278
24. Sanadhya S, Singh S (2015) Trust calculation with ant colony optimization in online social networks. *Procedia Computer Sci* 54:186-195
25. Wang YL, Pang JW (2014) Ant colony optimization for feature selection in software product lines. *J Shanghai Jiaotong Univ (Science)* 19(1):50-58
26. Jiang H, Li J, Yi S, Wang X, Hu X (2011) A new hybrid method based on partitioning-based DBSCAN and ant clustering. *Expert Syst Appl* 38(8):9373-9381
27. Xiao J, Li L (2011) A hybrid ant colony optimization for continuous domains. *Expert Syst Appl* 38(9):11072-11077
28. Bedi P, Sharma R (2012) Trust based recommender system using ant colony for trust computation. *Expert Syst Appl* 39(1):1183-1190
29. Chen Y, Wong ML, Li H (2014) Applying ant colony optimization to configuring stacking ensembles for data mining. *Expert Syst Appl* 41(6):2688-2702
30. Hamlich M, Ramdani M (2013) Ant colony algorithms for data learning. *Int J Appl Evolut Comput (IJAEC)* 4(3):1-10
31. Abdelbar, A. M., El-Nabarawy, I., Wunch, D. C., & Salama, K. M. (2016). Ant colony optimization applied to the training of a high order neural network with adaptable exponential
32. weights - Chapter 14. Applied artificial higher order neural networks for control and recognition C.N.U (Ed.), Hershey, PA: pp.(362-374).
33. Karthika S, Bose S, Kannan A (2014) SpyNetMiner: an outlier analysis to tag elites in clandestine social networks. *Int J Data Warehous Min (IJDWM)* 10(1):32-54
34. Schaefer G (2016) Gene expression analysis based on ant colony optimisation classification. *Int J Rough Sets Data Anal (IJRSDA)* 3(3):51-59
35. Hudedagaddi, D. P., & Tripathy, B. K. (2018). Fuzziness in ant colony optimization and their applications. In handbook of research on modeling, analysis, and application of nature inspired
36. metaheuristic algorithms, Hershey, PA: IGI Global Press, pp. (363-376)
37. Kumar TV, Singh R, Kumar A (2015) Distributed query plan generation using ant colony optimization. *Int J Appl Metaheuristic Computing (IJAMC)* 6(1):1-22

38. Cabanas-Abascal A, García-Machicado E, Prieto-González L, de Amescua Seco A (2013) An item based geo-recommender system inspired by artificial immune algorithms. *J Univers Computer Sci* 19(13):2013–2033
39. Zhang D, You X, Liu S, Yang K (2019) Multi-colony ant colony optimization based on generalized jaccard similarity recommendation strategy. *IEEE Access* 7:157303–157317
40. Osche, Pierre-Edouard., Castagnos, Sylvain., & Boyer, Anne. (2019). From music to museum: applications of multi-objective ant colony systems to real world problems. *Adaptive and learning*
41. agents workshop at AAMAS (ALA 2019), Montréal, Canada
42. Shin M, Hwang S, Lee S, Jeong A, Kim B (2020) Healthone: personalized healthcare recommendation system. *Int J Sci Technol Res* 9(3):103–107
43. Stodola P (2020) Hybrid ant colony optimization algorithm applied to the multi-depot vehicle routing problem. *Nat Computing* 19:463–475
44. Xu M, Zhou J (2020) Elite immune ant colony optimization based task allocation for maximizing task execution efficiency in agricultural wireless sensor networks. *J Sens*. <https://doi.org/10.1155/2020/32318> 64
45. Saju Sankar S, Vinod Chandra SS (2020) An ant colony optimization algorithm based automated generation of software test cases. In: Ying T, Yuhui S, Milan T (eds) *Advances in swarm intelligence ICSI 2020. Lecture notes in computer science*, vol. 12145. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-53956-6\\_21](https://doi.org/10.1007/978-3-030-53956-6_21)
46. J, Dhalia Sweetlin., H, Khanna Nehemiah., & Arputharaj, Kannan. (2018) Computer aided diagnosis of pulmonary hamartoma from CT scan images using ant colony optimization based feature selection. *Alex Eng J* 57(3):1557–1567
47. J, Dhalia Sweetlin., H, Khanna Nehemiah., & Arputharaj, Kannan. (2017) Feature selection using ant colony optimization with tandem-run recruitment to diagnose bronchitis from CT scan
48. images. *Computer Methods Progr Biomed* 145:115–125
49. Shelokar PS, Jayaraman VK, Kulkarni BD (2004) An ant colony approach for clustering. *Anal Chim Acta* 509(2):187–195