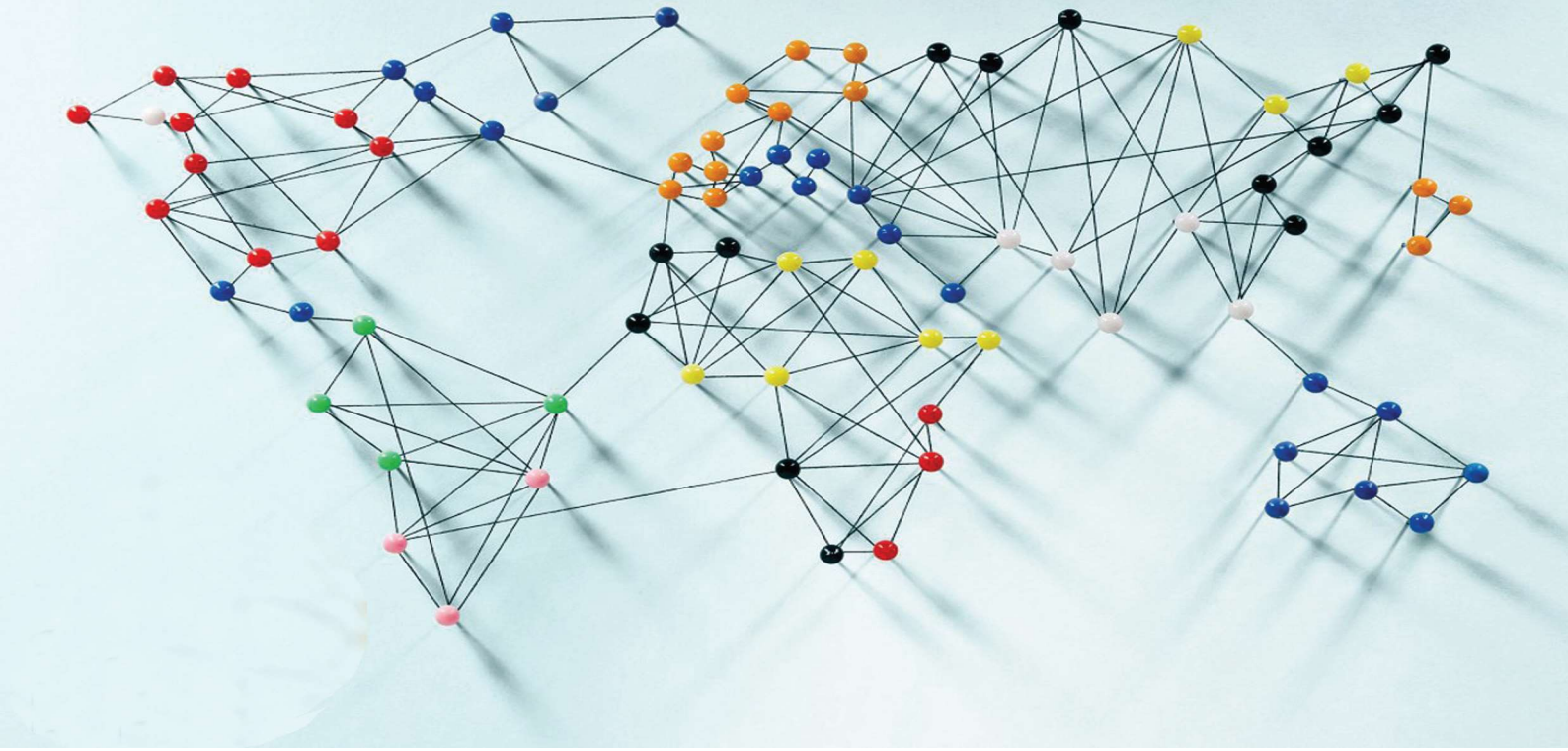


مقاله علمی-ترویجی

بهبود خوشه‌بندی شبکه‌های اجتماعی با الگوریتم تکاملی رقابت استعماری و معیار شباهت درونی گره‌های شبکه

محمدامین شایگان*، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران، shayegan@iaushiraz.ac.ir

علی حسینی، باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران، a.hosseini@iaushiraz.ac.ir

سعید صدیقی، باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران، s.sedighi@iaushiraz.ac.ir

*نویسنده مسوول

چکیده

به دلیل رشد روز افزون تمایل افراد به عضویت و استفاده از شبکه‌های اجتماعی، برقراری ارتباط و به اشتراک‌گذاری داده‌های موجود در این شبکه‌ها، مورد توجه علوم مختلف همانند علوم سیاسی، روانشناسی، جامعه شناسی، اقتصاد و ... قرار گرفته است. به همین دلیل، محققین اقدام به تشخیص و استخراج روابط بین افراد از داده‌های موجود در این شبکه‌ها، برای ایجاد جوامع دقیق‌تر نموده اند. با این حال هنوز روشی موثر جهت شناسایی و استخراج جوامع، بر مبنای داده‌های شبکه‌های اجتماعی ارایه نشده است.

در این مقاله، به منظور خوشه‌بندی دقیق‌تر جوامع موجود در یک شبکه اجتماعی، روشی بر پایه استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری تکاملی رقابت استعماری و با انتخاب جمعیت اولیه بر اساس معیار خوشه‌بندی مبتنی بر چگالی معرفی شده است. روش پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم رقابت استعماری پایه، به‌طور میانگین مقدار ماژولاریتی را ۲۱,۴۵٪ افزایش داده و جوامع منسجم‌تری را استخراج نموده است.

کلمات کلیدی: الگوریتم رقابت استعماری، الگوریتم‌های تکاملی، خوشه‌بندی گراف، خوشه‌بندی مبتنی بر چگالی، شبکه‌های اجتماعی

Social Network Clustering Enhancement by using Imperial Competitive Evolutionary Algorithm and Inter-Similarity of Network Nodes

Mohammad Amin Shayegan*, Department of Computer, Faculty of Engineering, Shiraz Branch, Islamic Azad University/ Shiraz-Iran, Shayegan@iaushiraz.ac.ir

Ali Hosseini, Young Researchers and Elite Club, Shiraz Branch, Islamic Azad University, Shiraz- Iran/a.hosseini@iaushiraz.ac.ir

Saeid Sedighi, Young Researchers and Elite Club, Shiraz Branch, Islamic Azad University, Shiraz- Iran, s.sedighi@iaushiraz.ac.ir

*Corresponding Author

Abstract

Abstract: Due to the growing desire of people to join and use social networks, communication and shar-

[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-08-22]

ing data in these networks has been considered by various sciences such as political science, psychology, sociology, economics, etc. Hence, researchers have begun to distinguish and extract relationships between individuals from the data contained in these networks, to create more accurate communities. However, there is still no effective method to identify and extract communities based on social media data.
In this article, a method has been proposed for social network accurate clustering by using Imperial Competitive Evolutionary Algorithm (ICEA) and selecting the initial population based on the density-based clustering criterion. The proposed method has improved the result of modularity about 21.45% in average, compared to rival basic ICEA and extracted more densed communities.

Keywords: Imperial Competitive Algorithm, Evolutionary Algorithms, Graph Clustering, density-based clustering, Social Networks

۱- مقدمه

با افزایش استفاده از شبکه‌های اجتماعی[۱] و گرایش افراد به عضویت و به اشتراک‌گذاری اطلاعات در آن‌ها، ارزیابی و تجزیه و تحلیل داده‌های موجود در این شبکه‌ها، مورد توجه علوم مختلفی همچون جامعه شناسی، روانشناسی، اقتصاد، جرم شناسی و... قرار گرفته است. چرا که می‌توان از این اطلاعات استخراج شده، در حوزه های مختلفی همچون صنعت، اقتصاد، سیاست و یا مسایل امنیتی استفاده نمود.

به منظور استخراج و ارایه راه حلی بهینه برای تجزیه و تحلیل شبکه‌های اجتماعی و یافتن جوامع مختلف موجود در آن‌ها، تا به حال الگوریتم‌های تکاملی[۲] و روش‌های بهینه‌سازی[۳] مختلفی معرفی و استفاده شده است. لیکن مشکلی که امروزه محققین با آن‌ها روبه رو هستند آن است که هنوز یک الگوریتم بهینه که بتواند داده‌های موجود در شبکه‌های اجتماعی را تجزیه، تحلیل و در نهایت جوامع منسجم را تشخیص و استخراج نماید معرفی نشده است[۱].

یکی از ابزارهای مهم جهت نمایش داده‌های حجیم و ارتباطات مابین آن‌ها «گراف» است. در حالت کلی می‌توان از گراف‌ها در نمایش رفتارهای بیولوژیکی پیچیده، سیستم های اقتصادی، اجتماعی و تکنولوژیکی استفاده نمود. ساختار شبکه‌های اجتماعی نیز بر پایه خوشه‌بندی[۴] گراف پیاده‌سازی می‌شود. در این راستا، خوشه‌بندی، ابزاری برای کشف ساختار از درون داده‌ها، بدون نیاز به هیچ پیش‌فرضی است. لیکن پایه و اساس خوشه‌بندی سنتی، تشابه اشیاء بوده و روش‌های سنتی خوشه‌بندی را نمی‌توان بر شبکه‌های اجتماعی اعمال نمود، چرا که خوشه‌بندی در شبکه‌های اجتماعی، به صورت پویا و در جهانی واقعی بر اساس ارتباطات موجود بین افراد انجام می‌شود [۱].

در نظریه گراف، خوشه‌بندی داده به خوشه‌بندی گراف، گسترش یافته که این مبحثی متفاوت از خوشه‌بندی داده است. معیار خوشه‌بندی در هر خوشه از گراف، بر اساس میزان تراکم لبه ها می‌باشد. خوشه‌بندی گراف به دنبال به حداکثر رساندن شباهت پیوندهای داخلی و همزمان به حداقل رساندن تعداد پیشوندهای خارجی است که به‌عنوان پل ارتباطی بین جوامع عمل می‌کنند. با این حال، یافتن این ارتباطات و تخصیص آن‌ها به خوشه‌های مجزا در مقیاس‌های بزرگ داده و اطلاعات حجیم، مبحثی دشوار است.

خوشه‌بندی روش‌های متفاوتی دارد که یکی از آن‌ها خوشه‌بندی مبتنی بر چگالی[۵] است. از مهمترین ویژگی‌های الگوریتم خوشه‌بندی مبتنی بر چگالی، توانایی تشخیص خوشه‌ها با اشکال دلخواه، خوشه‌بندی داده‌های همراه با نویز و پیچیدگی زمانی کم می‌باشد[۲]. فرآیند بهینه‌سازی به معنی تغییر دادن ورودی‌ها و خصوصیات یک سیستم به نحوی است که بهترین خروجی یا نتیجه به دست آید. ورودی‌ها، متغیرهای فرآیند یا تابع مورد بررسی هستند که این نتایج عموما با نام‌های تابع هدف[۶]، تابع هزینه[۷] و یا تابع برازندگی[۸] نامیده می‌شود. خروجی نیز به صورت هزینه، سود و یا برازندگی تعریف می‌شود.

روش‌ها و الگوریتم‌های بهینه‌سازی به دو دسته الگوریتم‌های دقیق و الگوریتم‌های تقریبی، تقسیم‌بندی می‌شود[۳]. الگوریتم‌های دقیق به روش‌هایی گفته می‌شود که بیشتر روش‌های ریاضی جهت یافتن جواب بهینه برای آن‌ها وجود دارد، لیکن در مسایل پیچیده کاربرد ندارند. بر خلاف الگوریتم‌های دقیق، الگوریتم‌های تقریبی قادر به یافتن جواب‌های خوب (نزدیک به بهینه) در زمان کوتاه، برای مسایل بهینه‌سازی هستند. الگوریتم‌های تقریبی خود به دو دسته الگوریتم‌های ابتکاری[۹] و فراابتکاری[۱۰] تقسیم‌بندی می‌شوند.

الگوریتم‌های فرا ابتکاری، یکی از انواع الگوریتم‌های بهینه‌سازی تقریبی هستند که دارای مکانیزم‌های خروج از بهینه محلی[۱۱] بوده و قابل استفاده در طیف وسیعی از مسایل هستند. توانایی حل مسایل بسیار پیچیده، از قابلیت های دیگر الگوریتم‌های فرا ابتکاری می‌باشد[۴].

در این مقاله سعی شده با استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری رقابت استعماری[۱۲] و ترکیب آن با روشی نوین جهت شناسایی جمعیت اولیه و تابع برازندگی، تشخیص جوامع در شبکه‌های اجتماعی بهینه‌سازی گردد.

بخش‌های آتی این مقاله به شرح زیر می‌باشد. بخش دوم، مروری بر برخی تحقیقات انجام شده در حوزه خوشه‌بندی شبکه‌های اجتماعی است. در بخش سوم، روش پیشنهادی این مقاله جهت بهینه‌سازی تشخیص جوامع در مجموعه داده‌های شبکه‌های اجتماعی، با استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری رقابت استعماری به تفضیل معرفی می‌گردد. بخش چهارم نتایج حاصل از روش پیشنهادی معرفی و این نتایج با برخی از نتایج روش‌های رقیب موجود در همین حوزه مقایسه و در پایان در بخش پنجم به مرور، جمع‌بندی و نتیجه‌گیری پرداخته شده است.

۲- ادبیات تحقیق

۲-۱- مبانی نظری

۲-۱-۱- الگوریتم تکاملی رقابت استعماری

این الگوریتم، با تعدادی جمعیت اولیه تصادفی که هر کدام از آن‌ها یک «کشور» نامیده می‌شوند، شروع می‌شود. تعدادی از بهترین عناصر جمعیت (معادل کروموزم در الگوریتم ژنتیک) به‌عنوان استعمارگر و باقیمانده جمعیت نیز به‌عنوان مستعمره، در نظر گرفته می‌شوند. استعمارگران بسته به قدرتشان، این مستعمرات را با یک روند خاص به سمت خود جذب می‌کنند. قدرت کل هر استعمارگر،

[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-08-22]

به هر دو بخش تشکیل دهنده آن، یعنی کشور استعمارگر (به‌عنوان هسته مرکزی) و مستعمرات آن، بستگی دارد. در حالت ریاضی، این وابستگی با تعریف قدرت استعمارگر به صورت مجموع قدرت کشور استعمارگر به اضافه درصدی از میانگین قدرت مستعمرات آن، مدل می‌شود.

با شکل‌گیری استعمارگران اولیه، رقابت استعماری میان آن‌ها شروع می‌شود. هر استعمارگر که نتواند در رقابت استعماری، موفق عمل کرده و بر قدرت خود بیفزاید (و یا دست‌کم از کاهش نفوذش جلوگیری کند)، از صحنه رقابت استعماری حذف خواهد شد. بنابراین بقای یک استعمارگر، وابسته به قدرت آن در جذب مستعمرات استعمارگران رقیب خواهد بود. در نتیجه، در جریان رقابت‌های استعماری، به تدریج بر قدرت استعمارگران بزرگتر افزوده و استعمارگران ضعیف‌تر، حذف خواهند شد. استعمارگران برای افزایش قدرت خود، مجبور خواهند شد تا مستعمرات خود را نیز پیشرفت دهند[۴]. جزئیات این الگوریتم نیز در ادامه به اختصار تشریح می‌شود.

الف) تعیین تعداد اولیه خوشه‌ها (ایجاد کشورهای اولیه)

در این مرحله، تعداد اولیه خوشه‌ها یا به‌طور تصادفی و یا با استفاده از سایر اطلاعات اولیه موجود تعیین می‌شود.

ب) تعیین اولیه کشور های استعمارگر و مستعمره

در این مرحله، به ازاء هر کشور اولیه تابع هدف محاسبه و تعدادی از کشورها با بالاترین میزان تابع هدف به‌عنوان استعمارگر و بقیه کشورها به‌عنوان مستعمرات آنها تعیین می‌شوند.

ج) جذب (حرکت مستعمره ها به سمت استعمارگران)

این عملیات، در اصطلاح عملیات جذب نامیده شده که طی عملیاتی، مستعمره به سمت استعمارگرش حرکت خواهد کرد.

در راستای این سیاست، کشور مستعمره، به اندازه x واحد در جهت خط واصل مستعمره به استعمارگر، حرکت کرده و به موقعیت جدید کشانده می‌شود x عددی تصادفی با توزیع یکنواخت است. اگر فاصله میان استعمارگر و مستعمره با d نشان داده شود مقدار x از رابطه (۱) محاسبه می‌شود:

$$x \sim U(0,\beta * d) \qquad (۱)$$

در رابطه ۱، β عددی بزرگتر از یک و نزدیک به دو می‌باشد. وجود ضریب، $\beta>1$ باعث می‌شود تا کشور مستعمره در حین حرکت به سمت کشور استعمارگر، از جهت‌های مختلف به آن نزدیک شود. همچنین در کنار این حرکت، یک انحراف زاویه ای کوچک نیز با توزیع یکنواخت به مسیر حرکت افزوده می‌شود. در این حرکت ممکن است قدرت مستعمره بیشتر از استعمارگر شود.

د) انقلاب (انتقال تصادفی به مستعمره به مکان جدید)

بروز انقلاب، تغییرات ناگهانی را در ویژگی‌های اجتماعی-سیاسی یک کشور ایجاد می‌کند. در الگوریتم پیشنهادی، انقلاب با جابه‌جایی تصادفی یک کشور مستعمره به یک موقعیت تصادفی جدید مدل‌سازی می‌شود. انقلاب از دیدگاه الگوریتمی باعث می‌شود فرآیند حرکت تکاملی در بهینه محلی قرار نگیرد.

ه) محاسبه تابع هدف

تابع هدف در این پژوهش در رابطه (۲) نمایش داده شده است.

$$similarity = \sum_{i=0}^{n} w_i * p_i \qquad (۲)$$

در این فرمول، W برابر با وزن موجود در بین گره‌ها (که در واقع نمایش‌دهنده فاصله گره‌ها است) و p نمایش دهنده تعداد گره‌های موجود در مجاورت گره مرکزی است. تابع هدف به‌عنوان ورودی، یک کشور (یک نمونه از خوشه‌بندی کل مجموعه داده ورودی) را دریافت و سپس درون این کشور به ازا هر گره، تعداد و فاصله همسایگان تا گره را محاسبه می‌کند. در نهایت به ازاء هر گره، تابع هدف محاسبه می‌شود.

در این روند از الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی استفاده شده است که بتوان همسایگی تمامی گره‌ها را به‌طور همزمان تعیین و بر اساس آن، وزن (فاصله) و تعداد همسایگی را مشخص نمود.

و) جابه‌جایی موقعیت مستعمره و استعمارگر

در حین حرکت مستعمرات به سمت کشور استعمارگر، ممکن است برخی از این مستعمرات به موقعیتی بهتر از استعمارگر خود برسد. در این حالت، کشور استعمارگر و کشور مستعمره، جای خود را با یکدیگر عوض کرده و الگوریتم با کشور استعمارگر در موقعیت جدید ادامه یافته و این بار این کشور استعمارگر جدید است که شروع به اعمال سیاست همگون‌سازی بر مستعمرات خود می‌کند.

ز) ارزیابی تابع هزینه کلی استعمارگران و مستعمره‌ها

در این گام، ضعیف‌ترین مستعمره از ضعیف‌ترین استعمارگر انتخاب و به قوی‌ترین استعمارگر تا به حال، اختصاص می‌یابد.

ح) سقوط استعمارگران ضعیف

در جریان رقابت‌های امپریالیستی، استعمارگرهای ضعیف به تدریج سقوط کرده و مستعمراتشان به دست استعمارگران قوی‌تر می‌افتد. در الگوریتم پیشنهاد شده، یک استعمارگر زمانی حذف شده تلقی می‌شود که مستعمرات خود را از دست داده باشد.

خ) تکرار عملیات سقوط استعمارگران ضعیف

عملیات فوق با برگشت به مرحله ج (جذب) تا رسیدن به جواب بهینه (وجود فقط یک استعمارگر) و یا اتمام تعداد در نظر گرفته شده برای الگوریتم، تکرار می‌شود.

۲-۱-۲ شاخص ماژولاریتی[۱۳]

ماژولاریتی (پیمانگی) معیاری جهت سنجش کیفیت ساختار جوامع در شبکه‌های اجتماعی است. یکی از ویژگی‌های اساسی ماژولاریتی، امکان مقایسه‌ی خوشه‌بندی‌های متفاوت است. از آنجایی که الگوریتم‌های مختلف، به‌طور حتم تعداد خوشه‌های یکسانی تولید نمی‌کنند، بسیاری از معیارهای موجود، مناسب برای مقایسه روش‌های مختلف خوشه‌بندی نبوده و امکان استفاده از آن‌ها جهت ارزیابی میزان انسجام خوشه‌ها وجود ندارد.

ماژولاریتی امکانی را فراهم می‌کند تا بتواند از آن جهت تعیین تعداد خوشه‌ها استفاده نمود[۵]. ماژولاریتی، تعداد لبه‌های (یال‌ها) موجود در جامعه را با تعداد یال‌هایی که انتظار می‌رود وجود داشته باشند، مقایسه می‌کند. رابطه (۳) فرمول محاسبه ماژولاریتی را نشان می‌دهد.

$$Q = \sum_{c=1}^{n} \left[\frac{L_c}{L} - \left(\frac{K_c}{2 \cdot L} \right)^2 \right] \qquad (۳)$$

در رابطه (۱)، n تعداد گره‌ها، Lc تعداد اتصالات در خوشه c، L تعداد کل اتصالات درون شبکه و Kc درجه کلی گره‌های درون خوشه C می‌باشد.[۶]. شایان ذکر است پارامترهای تعداد گره‌ها و تعداد یال به‌عنوان ویژگی در مجموع داده‌های شبکه‌های اجتماعی موجود هستند.

با توجه به آنکه ماژولاریتی نشان می‌دهد خوشه‌ایجاد شده توسط یک الگوریتم خاص، تا چه میزان منسجم‌تر از ایجاد خوشه به‌صورت تصادفی است، از این‌رو هر چه عدد حاصل از ماژولاریتی بیشتر باشد، بیانگر یک خوشه منسجم‌تر است[۴].

۲-۲-مروری بر تحقیقات گذشته

باراآ و خودر[۸] با هدف خوشه‌بندی شبکه‌های اجتماعی، میزان

[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-08-22]

شباهات درون خوشه‌ای و عدم تشابه برون خوشه‌ای را بر روی پایگاه داده‌هـای ترکیبـی زاکاری و فوتبال[۹] و مجموعـه داده تماس‌های صوتی کاربران واقعی موبایل[۱۰] ارزیابی کردند. روش پیشنهادی بر اساس الگوریتم خوشـه‌بندی تکاملی چند هدفه MOEC، پایه‌گذاری شده و در مقایسه با مدل‌های مشابه دیگر به نتایج بهتری دست یافته است.

سـعید و همکارانش[۶] با استفاده از الگوریتم ژنتیک به خوشه‌بندی شـبکه‌های اجتماعی پرداختند. آن‌ها به منظور تولید جمعیت اولیه، از معیاری به نام ضریب خوشـگی اسـتفاده کردنـد. بالاترین میزان ماژولاریتـی در این پژوهش، برابر با ۰/۹۰۵بوده اسـت که به نسـبت دیگر الگوریتم‌ها، بهبود قابل توجهی داشته است.

شـی و همکارانـش[۱۱] تحقیقی در خصوص پیش‌بینـی ارتباطات کاربـران با اسـتفاده از مفهومی به نـام فاکتور ماتریـس و الگوریتم بهینه‌سـازی ذرات[۱۴] ارایـه کردنـد. آن‌ها نشـان دادند کـه ماتریس فاکتورسازی، یک روش موثر در پیش‌بینی رابطه کاربران است. معیار ارزیابی در این مقاله دقت بوده که برابر با ۸۸% به دست آمده است.

زامودیو و همکاران [۱۲] تحقیقی برای تشخصی جامعه در شبکه‌های اجتماعی ارایه کردند که از الگوریتم بهینه‌سـازی ژنتیک برای کشف اجتماع استفاده می‌کند. بیشترین تشابه درون خوشه‌ای محاسبه شده در روش پیشنهادی، حدودا ۷۲% بوده است.

رستی و همکارانش[۱۳] الگوریتمی برای کشف جامعه در شبکه‌های اجتماعی پویا معرفی کردند. پژوهش آن‌ها بر روی شـبکه‌های واقعی اجرا و نتایج آن با استفاده از معیار F-measure با دیگر الگوریتم‌های مشابه مقایسه شده است. مقدار F-measure این روش بر روی مجموع داده Amazon برابـر با ۰/۷۸، بـر روی مجموع داده DBLP برابر با ۰/۸۰ ، بـر روی مجمـوع داده یوتیوب برابر با ۰/۶۴ و بر روی مجموع داده‌های LiveJournal برابر با ۰/۷۳ بوده است.

نیومن[۱۴] با بهینه‌سـازی پارامتر ماژولار تلاش به تشـخیص جامعه در شـبکه‌های اجتماعی کرد. ایـن پژوهش بر روی مجموع داده‌های ایمیل، جاز، فوتبال، کتاب، بلاگ‌های سیاسـی، دولفین و کاراته اجرا شـده اسـت. نتایج حاصل از روش حداکثر سازی ماژولاریتی بر روی مجموع داده‌های فوق، به ترتیـب برابر با ۰/۷۸، ۰/۵۹، ۰/۶۷، ۰/۵۹، ۱/۳۶، ۲/۲۷، ۱/۱۹، ۳/۶۳، بوده اسـت. نتایج این مقاله نشان می‌دهد که حداکثرسازی ماژولاریتی، یک مورد خاص برای بالا بردن احتمال تشـخیص جامعه اسـت. در این تحقیق، همه جوامـع با خصوصیات مشابه آماری در نظر گرفته شده‌اند.

حسـینی و عباسـی[۱۵] بر اسـاس توضیح پیام‌ها، یک روش جدید بـرای تشـخیص جامعه در شـبکه‌های اجتماعی ارایـه و نتایج را به وسـیله پارامتر ماژولاریتی ارزیابی کردنـد. میزان ماژولاریتی بر روی حجیم‌ترین مجموع داده برابر ۰/۸۵۴ بوده که در مقایسه با روش‌های مشابه، منجر به تولید نتایج مطلوب‌تری شده است.

ژو و همکارانش[۱۶]، الگوریتمی جدید جهت تشخیص جوامع محلی، کـه روابط اجتماعی و ویژگی‌های موجود در شـبکه‌های اجتماعی را به‌هم متصل می‌کنند، ارایه کردند. تفاوت معیار سـنجش تشـابه در این مقاله با روش‌های مشـابه، ترکیـب روابط اجتماعی و ویژگی‌های هر گره، توام است. این در حالی است که متدهای ارایه شده پیشین، تنهـا از روابط اجتماعی به‌عنوان درجه هر گـره در مجموع داده‌های شـبکه‌های اجتماعی اسـتفاده می‌کردند. نتایج این الگوریتم با معیار سیلوئت، که تمرکز آن بر میزان کیفیت خوشه‌بندی انجام شده متکی اسـت، برابر با ۰/۴۵ بوده اسـت (هر چه مقدار سـیلوئت بالاتر باشد، کیفیت خوشه‌بندی نیز بالاتر است).

یـولا و لـی[۱۷] به خوشـه‌بندی کاربـران در شـبکه‌های اجتماعی پرداختند. درآن پژوهـش از مجموعه داده‌های توییتر، فوتبال، کاراته و ... اسـتفاده شده است. آنها تعاملات بین کاربران جهت پیش‌بینی رفتـار آینـده کاربـران را به‌عنوان بخـش مهمی از تجزیـه و تحلیل شـبکه‌های اجتماعی در نظـر گرفته‌اند. با توجه بـه اینکه نمی‌توان بـه صحت همه تعاملات انجام شـده در شـبکه‌های اجتماعی اعتماد داشـت، بنابراین به هر تراکنش، وزن مشخصی از «اعتماد» داده شده است. در این مدل، خوشـه‌بندی کاربران بر اساس دو فاکتور «میزان علاقه‌منـدی» و «وزن اعتماد» انجام شـده اسـت. از نتایج این روش می‌توان به جلوگیری از همگرایی زودرس و اختصاص مناسـب گره‌ها به خوشه‌های مناسب اشاره کرد.

کوگان و همکارانش[۱۸] یک الگوریتم خوشه‌بندی سلسله مراتبی به نـام CURE را معرفی کردند. این الگوریتـم با مقادیر متفاوت پارامتر فاصله مجاورت، آزمایش شـده که بهترین مقدار این پارامتر برابر با ۵ بوده اسـت. نتایج این پژوهش با معیار تشـابه برون خوشه‌ای بر روی مجموع داده‌های متفاوت محاسـبه شـده کـه در بهترین حالت، این معیار برابر ۰/۰۲۷ شده است. نتایج این پژوهش از نظر زمان اجرا نیز مورد ارزیابی قرار گرفته است که در بهترین حالت در مقایسه با دیگر الگوریتم‌ها، زمان ۰/۸۹ ثانیه بهبود پیدا کرده است.

سانچز و دوارت[۱۹] یک رویکرد فرابتکاری مبتنی بر روش حریصانه، برای تشخیص جوامع در شبکه‌های بزرگ اجتماعی ارایه کرده‌اند. این الگوریتم با اسـتفاده از دو مجموعه داده، توییتر و فیسـبوک آزمایش شـده و نتایج به دسـت آمده برای ایـن دو مجموعـه داده، با معیار ماژولاریتی برابر با ۰/۶۷۴۴ و ۰/۵۴۱۶ بوده است.

آزاد و همکارانش[۲۰] تحقیقی در زمینه خوشه‌بندی داده‌های حجیم شـبکه اجتماعی با استفاده از الگوریتم مارکوف به صورت موازی ارایه دادند. خوشه‌بندی مارکوف شـباهت‌های دنباله‌ای را بر اساس فاصله اقلیدسـی در نظر گرفته و گره‌ها را خوشه‌بندی می‌کنند. این پژوهش بر روش شـبکه HipMCL با ۷۰ میلیـون گره و ۶۸ میلیارد یال اجرا شده است. معیار ارزیابی F-score در این پژوهش برابر با ۱ شده است.

زالیک[۲۱] به منظور تشخیص جامعه در شبکه اجتماعی، با استفاده از گره مرکزی و الگوریتم تکاملی Net-Degree پژوهشی انجام داد.

در ایـن پژوهش از یک الگوریتم تشـخیص جامعه تکاملی چند هدفه جهت شناسـایی جوامع مبتنی بر مرکز استفاده شده است. معیار گره مرکزی برای خوشـه‌بندی بهینـه و برای بهبود همگرایـی الگوریتم تکاملی اسـتفاده می‌شـود. نخسـتین تابع استفاده شـده، شمارش گره‌های غیرمتصل با گره مرکزی جامعه اسـت. که برای یک ساختار خوب جامعه، این معیار باید کمینه باشـد تا جوامع با دقت جداسازی شوند؛ بنابراین تابع نخست، کیفیت هر جامعه و تابع دوم، کیفیت هر گـره را اندازه‌گیـری می‌کند. این معیار نیز برای یک سـاختار جامعه خوب باید کوچک باشد، چرا که در واقع میزان فاصله درون خوشه‌ای را محاسبه می‌کند. معیار ارزیابی در این پژوهش، ماژولاریتی است که با الگوریتم تک هدفه Net-degree مقایسه شده است. نتایج حاصل به ترتیب برای کیفیت جامعه و کیفیت گره در مجموع داده‌های کاراته، برابـر بـا ۰/۷۴۱ و ۰/۶۹۳ برای مجموع داده دلفیـن، برابر با ۰/۴۰ و ۰/۴۶۵، بـرای مجموعـه داده کتاب، برابر بـا ۰/۴۸۳ و ۰/۴۶۵، برای مجمـوع داده جاز، برابر با ۰/۵۳۸ و ۰/۶۳۸ و در مجموع داده فوتبال برابر ۰/۴۵۶ و ۰/۶۴۱ به‌دست آمده است.

ترشیزی‌نژاد و همکاران[۲۲] با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری، اقدام به تعیین اعداد جوامع در مجموعه داده‌های یوتیوب و فیسبوک کردند. برای این منظور، آن‌ها در هنگام محاسبه هزینه کل امپراتوری،

[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-08-22]

از ضریب خوشــه‌بندی و گشــت بسته اســتفاده کردند. معیار ارزیابی روش آن‌ها معیار اطلاعات متقابل هنجارسازی شده و ماژولاریتی بوده اســت. نتایج حاصل از آن تحقیق نشان می‌دهد که روش پیشنهادی از نظر معیار اطلاعات متقابل هنجارسازی شده بر روی مجموعه داده یوتیوب، در مقایســه بــا روش Walktrap به میزان ۰/۰۶۵ درصد و بر روی مجموعه داده فیســبوک در مقایسه با روش COPRA به میزان ۰/۰۲۸ درصد بهبود داشته است.

۳- روش پیشنهادی

با توجه بــه اهمیت تجزیه و تحلیل داده‌های شــبکه‌های اجتماعی و اســتخراج جوامع منســجم، در این تحقیق رویکردی جدید بر اساس ترکیــب روش خوشــه‌بندی مبتنــی بر چگالــی، با الگوریتــم رقابت اســتعماری معرفی شده است. تفاوت عمده این روش با سایر کارهای مشــابه، انتخاب جمعیت اولیه بر اســاس معیار خوشه‌بندی مبتنی بر چگالی است. یعنی بر خلاف روال طبیعی سایر الگوریتم‌های تکاملی، که مجموع اولیه آن‌ها به تصادف انتخاب می‌شود، روش پیشنهادی با تکیه بر خوشه‌بندی مبتنی بر چگالی و ارایه تابع هدفی که تکیه اصلی آن بر تشــابه درون خوشه‌ای است، توانسته خوشه‌های منسجم‌تری را تولید نماید.

در گام نخست ایده پیشنهادی، از الگوریتم مبتنی بر چگالی به منظور تعیین تعداد خوشــه و مقداردهی اولیه برای ایجاد کشــورها استفاده شده است. حسن استفاده از خوشه‌بندی مبتنی بر چگالی آن است که تعیین تعداد خوشــه‌ها به‌عنوان پارامتر ورودی مساله الزامی نیست و در روند خوشه‌بندی، وابسته به نواحی با تراکم بالاتر، خوشه‌ها تشکیل می‌شــوند. به این صورت که نواحی با میــزان چگالی بالاتر، با در نظر گرفتن میزان فاصله و تعداد خاص همسایگان، به‌عنوان یک خوشه در نظر گرفته می‌شوند. سپس در گام دوم، کیفیت خوشه‌های تولید شده اولیه با استفاده از تابع برازندگی مورد نظر، بررسی و در نهایت جواب تولید شده از طریق معیار ماژولاریتی ارزیابی می‌شود. روند اجرای این فرآیند در شکل (۱) نشان داده شده است.

۳-۱- تولید جمعیت اولیه بر اساس خوشه‌بندی مبتنی بر چگالی

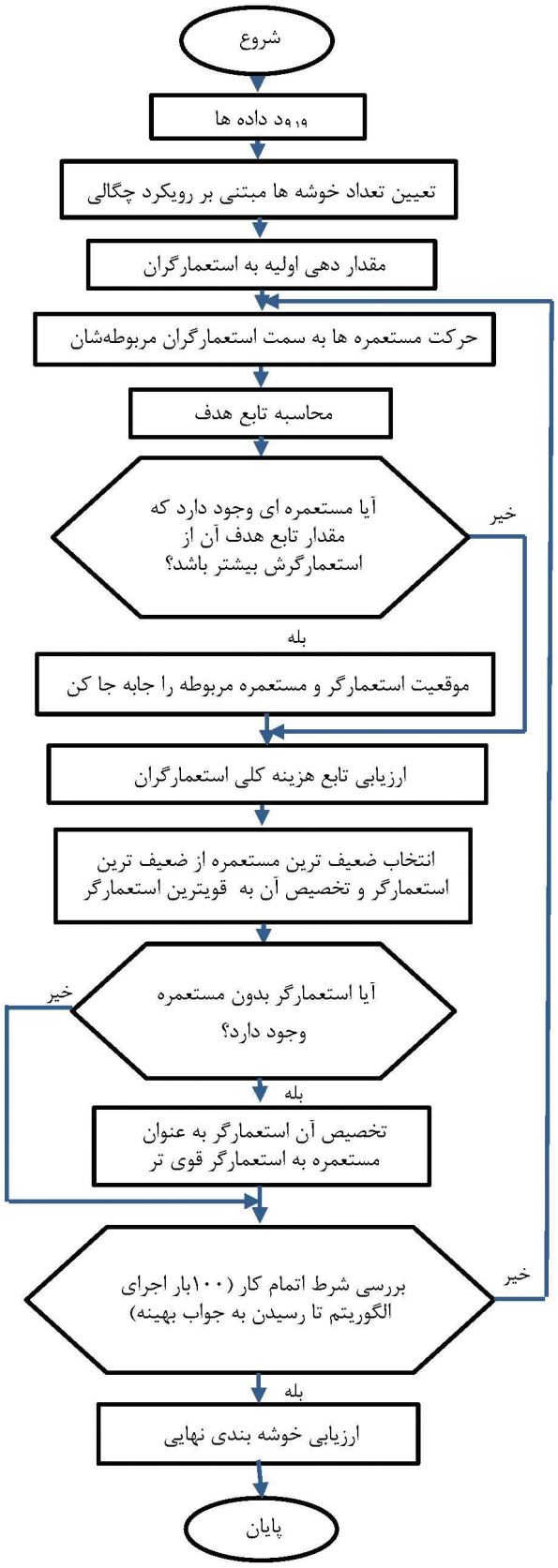
داده‌هــای آزمایشــی در این مقاله، مربوطه به هفت شــبکه اجتماعی معــروف هســتند. داده‌های ورودی، به صورت گــراف بوده و در قالب ماتریس ذخیره شــده‌اند. جــدول(۱)، مجموعه داده‌های بکار رفته در این تحقیق را معرفی می‌کند.

جدول ۱: مجموعه داده‌های مورد استفاده در این تحقیق

مجموعه داده	تعداد راس	تعداد ریال
کاراته	۳۴	۷۸
فوتبال	۱۱۵	۶۱۳
دولفین	۶۲	۱۵۹
کتاب‌های سیاسی ایالت متحده امریکا	۱۰۵	۴۴۱
جاز	۱۹۸	۴۴۱
فیسبوک	۲۸۸۸	۲۹۸۱
توییتر	۲۳۳۷۰	۳۲۸۳۱

۳-۲-تعیین تعداد خوشه‌ها مبتنی بر رویکرد چگالی

در این مرحله، با در نظر گرفتن دو پارامترِ تعداد همســایگی گره Vi (که در ابتدا عدد ۵ در نظر گرفته شــده و تا نصف تعداد کل گره‌های ورودی افزایــش می یابد) و فاصله بین گره Vi با همســایگانش(که از



شکل ۱: فلوچارت روش پیشنهادی

[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-08-22]

شش فاصله اپسیلونی۰/۳، ۰/۴، ۰/۵، ۰/۶، ۰/۷ و ۰/۸ استفاده شده است) تعداد خوشه‌ها مشخص می‌گردد. بر این اساس، کشور ها که همان جمعیت اولیه بوده و هر یک نحوه‌ای خاص از خوشه‌بندی داده‌های ورودی شبکه‌های اجتماعی را نمایش می دهند، به وجود خواهند آمد.

۳-۳-مقدار دهی اولیه به استعمارگران

در این مرحله، به ازاء هر جمعیت اولیه (کشور) تابع هدف محاسبه می‌شود. سپس این کشورها به ترتیب نزولی از بیشترین مقدار تا کمترین مقدار هدف، مرتب شده و ۱۰ کشور اولیه که بیشترین میزان تابع هدف را دارند، به‌عنوان استعمارگر و مابقی کشور ها به‌عنوان مستعمرات در نظر گرفته می‌شوند.

۳-۴- اجرای الگوریتم رقابت استعماری با تابع هدف پیشنهادی(تمرکز بر شباهت درون خوشه‌ای)

در این مرحله، با توجه به توضیحات بخش ۲-۱-۱، الگوریتم رقابت استعماری برای ایجاد خوشه‌های متراکم مناسب اجرا می‌شود.

۳-۵- شرط توقف-پایان حلقه

پس از انجام مراحل آزمون و خطا در محدوده ۴۰ تا ۲۰۰ بار اجرای الگوریتم، تعداد برنامه جهت رسیدن به جواب بهینه، برابر با ۱۰۰ انتخاب گردید، چرا که در این حالت خوشه‌بندی بهینه توسط الگوریتم ارایه شده، استخراج گردید.

۳-۶- ارزیابی خوشه‌بندی نهایی

در نهایت، نتایج حاصل در روش پیشنهادی با استفاده از معیار ماژولاریتی ارزیابی خواهند شد.

۴- یافته‌ها و نتایج

هدف اصلی این تحقیق، ارایه روشی جهت تولید جوامع منسجم از داده‌های شبکه‌های اجتماعی بوده است. بنابراین در این بخش، به بررسی نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی و مقایسه آن با الگوریتم‌های CC-GA، LPA و[6] InfoMap , NetDegree F0 و [21] f_k و همچنین Memetic [23] پرداخته شده است.

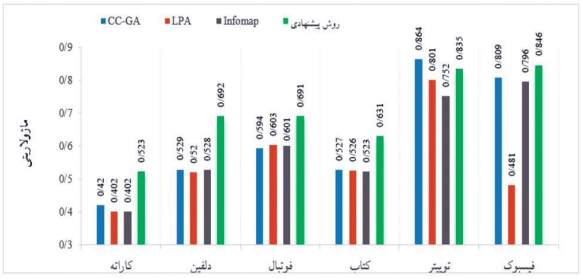
در نخستین آزمایش، به منظور بررسی تاثیر استفاده از الگوریتم رقابت استعماری در تعیین انتخاب جمعیت اولیه بر اساس مقدار خوشه‌بندی مبتنی بر چگالی، در مقایسه با روش‌های خوشه‌بندی کاملا تصادفی همانند الگوریتم ژنتیک و همچنین رقابت استعماری پایه، عمل خوشه‌بندی برای مجموعه داده‌های موجود در هر سه روش انجام گرفت. جدول (۲) نتایج حاصل برای پارامتر محاسبه شده ماژولاریتی در این آزمایش را نشان می‌دهد. مقادیر بزرگتر به دست آمده برای این پارامتر در روش پیشنهادی در بیشتر موارد، بیانگر کاراتر بودن این روش در مقایسه با الگوریتم‌های فراابتکاری رقیب دیگر است.

پس از آزمایش نخست و مشخص شدن برتری روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌های مرسوم استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری، آزمایش‌های دیگری بر روی مجموعه داده‌ها موجود با شرایط مشابه با سایر روش‌های رقیب صورت گرفت. در شکل (۲) تا (۵)، مقادیر حاصل از شاخص ماژولاریتی مربوط به هفت مجموعه داده باشگاه کاراته زاکاری، دلفین، مدرسه فوتبال امریکایی و کتاب‌های سیاسی ایالت متحده امریکا، فیسبوک، توییتر و جاز نمایش داده شده است. شاخص ماژولاریتی بیانگر انسجام درونی خوشه‌بندی است و مقدار بیشتر این پارامتر، بیانگر خوشه‌بندی مناسب‌تر روش مربوطه خواهد بود.

جدول۲: مقادیر حاصل برای پارامتر ماژولاریتی

	ژنتیک	رقابت استعماری پایه	روش پیشنهادی
کارانه	٪۶۰	٪۴۸	٪۵۲
دلفین	٪۴۴	٪۵۳	٪۶۹
فوتبال	٪۶۸	٪۵۹	٪۶۹
کتاب	٪۴۶	٪۵۰	٪۶۳
جاز	٪۳۵	٪۴۱	٪۴۶
توییتر	٪۶۰	٪۶۱	٪۸۴
فیسبوک	٪۶۴	٪۷۱	٪۸۵

در شکل (۲) مقادیر ماژولاریتی حاصل از الگوریتم CC-GA , LPA و INFOMAP [۶] و مقدار ماژولاریتی روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های مختلف نشان داده شده است. مقدار حاصل برای شاخص ماژولاریتی در روش پیشنهادی در مجموع داده‌های کاراته، دلفین، فوتبال، کتاب و فیسبوک به ترتیب برابر ۰/۵۲۳، ۰/۶۹۲، ۰/۶۹۱، ۰/۶۳۱، ۰/۸۴۶ بوده که از نتایج سایر الگوریتم‌های معرفی شده در روش رقیب بهتر می‌باشد. (در روش Infomap مقدار ماژولاریتی برای مجموعه داده جاز محاسبه نشده است.)



شکل ۲: مقایسه مقدار ماژولاریتی حاصل از روش پیشنهادی و الگوریتم CC-GA، LPA و infomap

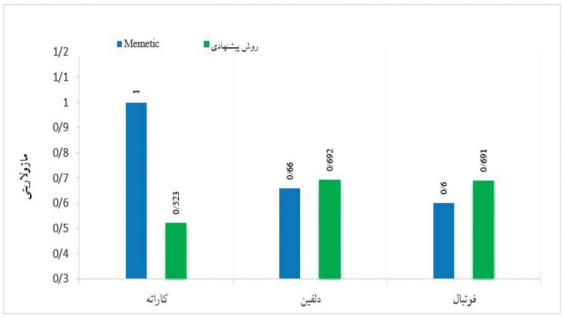
در شکل(۳)، مقدار حاصل از شاخص ماژولاریتی توسط الگوریتم‌های Net-Degree F0 و f_k [21] و مقدار ماژولاریتی روش پیشنهادی نشان داده شده است. مقدار ماژولاریتی محاسبه شده در روش پیشنهادی برای مجموعه داده‌های دلفین، فوتبال، کتاب، جاز، و کاراته، به ترتیب برابر ۰/۶۹۲، ۰/۶۹۱، ۰/۶۳۱، ۰/۴۶۱ و ۰/۵۲۳ بوده که برای تمام موارد به‌جز مجموعه داده کاراته، بهتر از روش‌های رقیب بوده است.

شکل ۳: مقایسه مقدار ماژولاریتی حاصل از روش پیشنهادی و الگوریتم Net-Degree F0 و F_k

شکل (۴)، مقدار ماژولاریتی حاصل از الگوریتم Memetic [23] و حاصل از روش پیشنهادی را نمایش می‌دهد. لازم به ذکر است در این مقاله، مقدار ماژولاریتی فقط برای مجموعه داده‌های کاراته، دلفین و

[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-08-22]

فوتبال محاسبه شده است. همان‌طور که در شکل دیده می‌شود، روش پیشنهادی برای مجموعه داده‌های دلفین و فوتبال توانسته میزان انسجام خوشه‌ها را افزایش دهد. لیکن از آنجا که الگوریتم Memetic روشی مبتنی بر رفتارشناسی است، توانسته در مجموع داده کاراته، که داده‌های آن افراد هستند، خوشه‌های منسجم‌تری تولید نماید.



شکل ۴: مقایسه ماژولاریتی حاصل از روش پیشنهادی و الگوریتم Memetic

جهت مقایسه دو مجموعه داده فیسبوک و توییتر، که ابعاد بزرگتری نسبت به مجموعه داده‌های قبلی دارند، مقایسه دیگری با تحقیق سانچز و دوارت[۱۹] صورت گرفت. در آن مقاله، مقدار ماژولاریتی حاصل از الگوریتم‌های ACO_M , ACO_P , ACO_T ، که اساس کار آن‌ها الگوریتم تکاملی کلونی مورچگان است، برای مجموعه داده فیسبوک و توییتر محاسبه شده است. در شکل (۵) مقادیر حاصل از الگوریتم‌های بالا در مقایسه با روش پیشنهای مقایسه شده است. در این مقایسه مقدار ماژولاریتی برای روش پیشنهادی در مجموعه داده توییتر برابر با ۰/۸۳۵ و در مجموعه داده فیسبوک برابر با ۰/۸۴۶ بدست آمد که نشان می‌دهد این روش، برای مجموعه داده شبکه‌های اجتماعی با ابعاد بزرگ می‌تواند نتایج تشخیص جوامع را بسیار بهبود بخشد.

شکل ۵: مقایسه مقدار ماژولاریتی حاصل از روش پیشنهادی و الگوریتم‌های ACO_T ، ACO_P، ACO_M

۵- مرور و نتیجه‌گیری

در تحلیل شبکه‌های اجتماعی، هر فرد را به صورت راس یک گراف و روابط اجتماعی وی را به صورت یال نشان می‌دهند. انواع مختلفی از یال‌ها می‌توانند میان رئوس وجود داشته باشند. می‌توان از مفهوم شبکه‌های اجتماعی در بسیاری از سطوح فردی و اجتماعی به منظور شناسایی مسایل و تعیین راه حل آن‌ها، برقراری روابط اجتماعی، اداره امور تشکیلاتی، سیاست‌گذاری و رهنمون‌سازی افراد در مسیر دستیابی به اهداف استفاده نمود. شاید در ابتدا هدف ایجاد شبکه‌های اجتماعی، برقراری ارتباط بین افراد و به اشتراک‌گذاری داده‌های تصویری، متنی و ویدئویی بود. اما در گذر زمان، داده‌های موجود در آن‌ها، جهت انجام تحقیقات متنوع دیگری نیز مورد استفاده قرار گرفت.

چالش خوشه‌بندی شامل یافتن روش‌های مناسب جهت خوشه‌بندی و همچنین سرعت در اجرای دسته‌بندی بهینه می‌باشد. با در نظر داشتن موارد گفته شده، این پژوهش با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری سعی بر بهبود خوشه‌بندی و به دست آوردن بهترین دسته‌ها در یک شبکه اجتماعی را داشته است. استفاده از الگوریتم رقابت استعماری با استفاده از خوشه‌بندی مبتنی بر چگالی جهت تعیین جواب‌های اولیه، روند خوشه‌بندی داده‌های شبکه‌های اجتماعی را به طور میانگین روی مجموعه داده‌های ورودی(به خصوص داده‌های حجیم تر مانند فیسبوک و توییتر) بهبود بخشیده است. این ادعا با محاسبه پارامتر معروف ماژولاریتی بر روی هفت مجموعه داده معروف در حوزه شبکه‌های اجتماعی، به‌عنوان ورودی الگوریتم پیشنهادی و نتایج حاصل از الگوریتم‌های CC-GA , LPA , Infomap، الگوریتم Net-degree تک هدفه و دو هدفه و الگوریتم Memetic اثبات شده است. در برخی مجموعه داده‌ها، مانند مجموعه داده کاراته، الگوریتم Memetic بهتر عمل کرده و آن هم به دلیل رویکرد دو هدفه بودن و رفتارشناسی این الگوریتم است. با بررسی روش پیشنهادی بر روی داده‌های شبکه اجتماعی توییتر، فیسبوک و جاز، در برخی از موارد نتایج بهتر و یا نزدیک به روش‌های دیگر است و می‌توان ادعا نمود با دیگر موارد، به خوبی رقابت کرده و نتایج مناسبی را تولید نموده است.

به‌طور کلی روش پیشنهادی توانسته در مجموع داده فیسبوک، بر اساس شاخص ماژولاریتی خوشه‌بندی را تا دقت ۰/۸۴۶ ارتقا و خوشه‌های منسجم‌تری را تولید نماید. همچنین روش پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم رقابت استعماری پایه در هفت مجموعه داده کاراته، دلفین، فوتبال، کتاب، جاز، توییتر و فیسبوک توانسته به طور میانگین ۲۱/۴۵٪ مقدار ماژولاریتی را افزایش داده و جوامع منسجم‌تری را استخراج نموده است. با توجه به نتایج حاصل می‌توان نتیجه گرفت که روش پیشنهادی در جوامع بسیار بزرگ مانند فیسبوک و توییتر بهتر عمل نموده و توانسته خوشه‌بندی بهتری ایجاد کند.

پی‌نوشت‌ها

1 Social Networks
2 Evolutionary Algorithms
3 Optimization
4 Clustering
5Density-based Clustering
6 Goal Function
7 Cost Function
8 Fitness Function
9 Heuristic Algorithms
10 Meta-heuristic Algorithms
11 Local Optima
12 Imperial Competitive Algorithm
13 Modularity
14 Particle Swarm Optimization

مراجع

[۱] مصطفی حسنوند، حسن نادری، فردین ابدالی«ارایه مدلی برای خوشه‌بندی شبکه‌های اجتماعی پویا» ، همایش ملی مهندسین رایانه و مدیریت فناوری اطلاعات، تهران، شرکت علم و صنعت طلوع فرزین، ۱۳۹۳ .

[2] M.H Jajeer and D.Dipankar, “Distributed genetic algorithm to big data clustering”, IEEE Symposium series on Computational Intelligence(SSCI) , 2016.

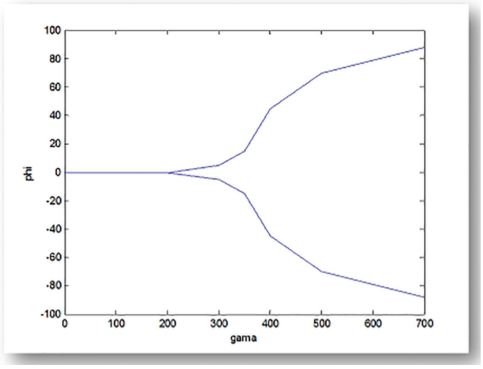
[3].A.K. Jain, M. Narasimha Murty, and P.J Flaynn, “Data clustering: a review”, ACM computing surveys(CSUR) , 264-323, 1999.

[۴] آتشپز گرگری، اسماعیل، توسعه الگوریتم بهینه‌سازی اجتماعی و بررسی کارایی آن، پایان

[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-08-22]

ادامه از صفحه۳۲

سوپر کریتیکال(فوق بحرانی) می‌باشد. که در آزمایشگاه دانشگاه برای معرفی انشعاب مفید است. در ادامه به‌عنوان پیشنهاد می‌توان برای سیستم ساخته شده در آزمایشگاه، کنترل کننده طراحی کرد یا شناسایی سیستم انجام داد. همچنین برای بررسی بیشتر انشعاب‌ها می‌توان سیستم مهره روی سیم مورب را به‌عنوان موضوع مقالات آتی در نظر گرفت.



شکل۱۸: دیاگرام انشعاب سیستم حلقه و مهره به‌دست آمده از طریق آزمایشگاه

پی‌نوشت‌ها

1 Chaos Theory
2 Bifurcation
3 saddle-node bifurcation
4 Transcritical Bifurcation
5 Pitchfork Bifurcation
6 supercritical
7 subcritical
8 HOPF bifurcation

مراجع

[1] H. strogatz, S. NONLINEAR DYNAMICS AND CHAOS. New York.. 1994.

[۲]هاشمی گلپایگانی، سیدمحمدرضا. آشوب و کاربردهای آن در مهندسی. انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر. ۱۳۹۸.

[۳]کلانتری،محمد.سهرابی،سکینه.رشیدیکنعان،حمیدرضا.کرمی،حسین.الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی ابرکروی مبتنی بر نظریه آشوب. نشریه مهندسی برق و مهندسی کامپیوتر ایران، سال۱۶، شماره۲. ۱۳۹۷. صص۱۲۱-۱۳۰.

[۴] به نیا،سهراب. ضیائی، جاوید. خداویردی زاده، مهدی. سرکوب سیگنال های آشوبناک قلبی با استفاده از روش کنترل پویا. لیزر در پزشکی، شماره۱. ۱۳۹۶. صص۲۶-۳۱.

[5] B. Patwari M, R. Manza R, M. Rajput Y, Saswade M, Deshpande N. Personal Identification algorithm based on Retinal Blood Vessels Bifurcation. International Conference on Intelligent Computing Applications. 2014.

[6] Ludwig, D., Jones, D. D., and Holling, C. S. Qualitative analysis of insect outbreak systems: the spruce budworm and forest. J. Anim. Ecol. 47, 3 15.1978.

[7] Muratori S, Rinaldi S. Catastrophic bifurcations in a second-order dynamical system with application to acid rain and forest collapse. (13)12, 674-681.1989.

[8] Liu, F., Mei, Q., Sun, F., Wang, X., O Wang, H. Stability and Neimark-Sacker bifurcation analysis for single gene discrete system with delay. Proceedings of the 37th Chinese Control Conference.2018.

[9] Lv, S., Ma, Y., Zhou, X., Gao, Z. Voltage Stability Analysis of Power System Based on Bifurcation Theory. International Conference on Mechatronics and Automation August 5 - 8, Changchun, China. 2018.

[۱۰] مجدی، نیما، ولایتی، محمدحسین. بررسی تأثیر مدلهای بار، پارامترهای سیستم تحریک و محدودیت توان راکتیو تولیدی ژنراتورهای سیستم قدرت در حد دینامیکی پایداری ولتاژ با استفاده از یک آنالیز ترکیبی. مجله مدل سازی در مهندسی.۲۰(۸)، (بهار ۱۳۸۹). صفحات ۳۹-۵۵.

[11] Sun,k,. Wang, X,. Yin, L,. Zhu, C. Chaos and bifurcations of the fractional-order unified system. International Workshop on Chaos-Fractal Theory and its Applications. 2010.

***

نامه کارشناسی ارشد دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه تهران، ۸۸۳۱.

[5] M.E. Newman, 'modularity and community structure in networks". Proc. Of the national academy of sciences, 103.23, 8577-8582, 2006.

[6]A.Said, R.A. Abbasi, O.maqbool, A. Daud and N.R Aljohani, ''CC-GA: A clustering coefficient based genetic algorithm for detecting communities in social networks'', Applied Soft Computing, 63, pp.59-70,2018.

[7]A. Biswas and B.Biswas, ''Defining quality metrics for graph clustering evaluation'', Expert Systems with Applications, Vol.71,pp.1-17,2017.

[8]A.A Bara'a and H.S Khoder, ''A new multi objective evolutionary framework for community mining in dynamic social networks'', Swarm and Evolutionary Computation, Vol.31, pp. 90-109,2016.

[9] M. Girvan and M.E. Newman, "Community structure in social and biological network'' , Proc. Of the national academy of sciences, 7821-7826,2002.

[10] D. Greene, D. Doyle and P. Cunningham, ''Tracking the evolution of communitiesin dynamic social networks'', Int. Conf. on advances in social networks analysis and mining. IEEE, 2010.

[11] Z. Shi, W. Chen, L. Yue, J. Han and L. Feng, ''User relation predication based on matrix factorization and hybrid particle swarm optimization'', Proc. Of the 26th Int. conf. on Wold Wider Web Companion. 2017.

[12] E. Zamudio, L.S. Berdun and A.A. Amandi, ''Social networks and genetic algorithms to choose committees with independent members'' , Expert Systems with Applications, Vol. 43, pp. 261-270,2016.

[13] G.Rossetti, L.Papparardo, D.Pedreschi and F. Ginnotti, ''Tiles: on online algorithm for community discovery in dynamic social networks'' , Machine Learning, Vol. 106.8, pp.1213/1241,2017.

[14] M.E.J. Newman, ''Community detection in networks: Modularity optimization and maximum likelihood are equivalent'', Phys. Rev. E 94, 052315, Nov 2016.

[15] S.S Hoseini and S.H. Abbasi, ''A new method for community detection in social networks based on message distribution'' , Int J.I of Computer Science and Network Security, Version 17, pp. 298-308,2017.

[16] C.Xu, H. Zhang, B Lu and S. Wu, "Local Community Detection Using Social Relations And Topic Features in Social Networks'', Chinese Computatinal Linguistics and Natural Language Processing Based on Naturally Annotated Big Data. Springer, Cham, pp. 371-383,2017.

[17] F.Ullah and S. Lee , ''Community clustering based on trust modeling weighted by user interests in online social networks'', Chaos, Solitons & Fractals, Version 103, pp. 194-204,2017.

[18] K.M. cogan r and A.R.M Jcob , ''A fast DBSCAN clustering algorithm by accelerating neighbor searching using Groups method'', Pattern Recognition, Vol. 58, pp. 39-48,2016.

[19] J.Sanchez-Oro and A. Duarte, ''Iterated Greedy algorithm for performing community detection in social networks'', Future Generation Computer Systems, 2018.

[20] A.Azad, G.A. Pavlopoulos, C.A. Ouzounis, N.C. Kyrpides and A. Buluc, ''HipMCL: a high-performace parallel implementation of the Markov clustering algorithm for large-scale networks'' , Nucleic acaid research, 46.6, e33-e33, 2018.

[21] K.R . Zalik, ''Evolution Algorithm for Community Detection in Social Networks Using Node Centrality'', In Intelligent Methods and Big Data in Industrial Applications, Springer, Cham, pp. 73-87,2019.

[۲۲]فاطمه ترشیزی نژاد، مهرداد جلالی، داوود بهره پور «روشی جهت تشخیص جوامع در شبکه‌های اجتماعی مبتنی بر الگوریتم رقابت استعماری»، دومین کنگره بین المللی فن آوری، ارتباطات و دانش، مشهد، 5102KCTCI، 4931.

[23] K.R. Zalik and B. Zalik, ''Multi-objective evolutionary algorithm using problem-specific generic operations for community detetion in networks'' , Neural Computing and Applications , pp.1-14,2017.

***

[Downloaded from kiaeee.ir on 2025-08-22]