دوفصلنامه مدیریت مهندسی و رایانش نرم/دوره ششم، شماره ۱، بهار و تابستان ۱۳۹۹، شماره پیاپی ۱۱
صفحات ۱۴۳- ۱۳۱ (DOI): 10.22091/JEMSC.2018.1267
JEMSC.QOM
مدیریت مهندسی و رایانش نرم ۱۳۹۴

کشف انجمن در شبکه‌های اجتماعی ایستا با استفاده از الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری*

فاطمه بشارت نیا[۱]
علیرضا طالب پور[۲]
صادق علی اکبری[۳]

چکیده

کشف انجمن در شبکه‌های پیچیده یکی از مهم‌ترین مسائل در زمینه‌های علمی و تحلیل شبکه‌های اجتماعی به شمار می‌رود و به محققان در درک عملکرد و نمایش ساختار شبکه‌ها کمک می‌کند. خوشه‌بندی یا تشخیص اجتماعات، ساختار انجمن‌ها در شبکه‌های اجتماعی و ارتباطات پنهان بین مولفه‌های آن را آشکار خواهد نمود. یک اجتماع مجموعه از گره‌ها است که چگالی ارتباطات آن‌ها با هم بیشتر از سایر موجودیت‌های شبکه است. در این مقاله یک الگوریتم نوین کشف انجمن در شبکه‌های ایستا به نام الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری استفاده شده است که با توجه به معیار انتخاب شده، قابلیت مقیاس‌پذیری دارد. همچنین تجربه نشان داده است، یکی از مهم‌ترین خصوصیات الگوریتم‌های فراابتکاری، علم به تله افتادن در کمینه محلی است. که در مسئله کشف انجمن‌ها، الگوریتم گرگ خاکستری نسبت به سایر الگوریتم‌های فراابتکاری مانند الگوریتم ژنتیک و الگوریتم مجموعه ذرات، احتمال کمتری در به تله افتادن دارد و آزمایش‌ها نشان داده است که الگوریتم مطرح شده دقت بهتری را نسبت به الگوریتم‌های دیگر ارائه می‌کند.

کلمات کلیدی: *الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری، الگوریتم‌های فراابتکاری، شبکه‌های اجتماعی، کشف انجمن.*

---

* تاریخ دریافت: ۹۷/۹/۱۴؛ تاریخ پذیرش: ۹۷/۱۰/۲۰.

۱. دانشجویی دکتری، دانشکده علوم و مهندسی کامپیوتر، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران (نویسنده مسئول)
f_besharatnia@sbu.ac.ir
۲. دانشیار دانشکده علوم و مهندسی کامپیوتر، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران Talebpour@sbu.ac.ir
۳. استادیار دانشکده علوم و مهندسی کامپیوتر، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران s_aliakbary@sbu.ac.ir

مقدمه

امروزه شبکه‌های اجتماعی نقش بسزایی در انجمن بشری ایفا می‌کنند، نمونه‌هایی از شبکه‌های شناخته شده شامل رسانه‌های اجتماعی و سایت‌های شبکه‌های اجتماعی آنلاین مانند فیس‌بوک، گوگل پلاس و توییتر می‌باشد. به طور کلی، یکی از مشاهدات مهم در مورد شبکه‌ها وجود انجمن[1] می‌باشد. انجمن، مجموعه‌ای از گره‌ها هستند که نسبتاً بیشتر با یکدیگر ارتباط دارند. گره‌ها در یک انجمن مشترک اغلب خواص جالبی را مانند عملکرد یکسان، علاقه، یا هدف به اشتراک می‌گذارند. بنابراین، کشف انجمن یکی از مسائل مهم در تجزیه و تحلیل شبکه‌ها به شمار می‌آید (بیانکونی و بارابسی، ۲۰۰۱).

طی یک دهه اخیر، توجه عمومی روزافزونی به ارتباطات در انجمن مدرن معطوف شده است. امروزه شبکه‌های اجتماعی (همچون فیس بوک[2] و توئیتر[3])، با ده‌ها یا صدها میلیون عضو، به عنوان ابزاری قدرتمند جهت هدایت جریان اطلاعات، محسوب می‌شوند. میل افراد به ارتباط با یکدیگر و بهره‌مندی و اشتراک‌گذاری اطلاعات باعث رشد روزافزون این شبکه‌ها شده است. لذا مطالعه بر روی جنبه‌های مختلف این شبکه‌ها توسط بسیاری از محققین مورد توجه قرار گرفته است.

رئوسی که در یک انجمن قرار دارند بسیار شبیه یکدیگر بوده و غالباً نقش یکسانی در شبکه ایفا می‌کنند. این ویژگی انجمن‌ها بسیار مورد توجه محققان قرار گرفته است و به همین دلیل یافتن انجمن یکی از مهم‌ترین مسائل در تحلیل شبکه‌ها محسوب می‌شود.

تاکنون الگوریتم‌های بسیاری برای کشف انجمن پیشنهاد شده‌اند. این الگوریتم‌ها را می‌توان به دو دسته عمومی[4] و محلی[5] دسته‌بندی نمود (پانتی کرامپس، ۲۰۱۳). الگوریتم‌های عمومی سعی در پیدا کردن تمام انجمن‌های شبکه با استفاده از کل اطلاعات شبکه دارند. این دسته از روش‌ها غالباً دارای دقت و پیچیدگی بالایی هستند و با رشد اندازی شبکه، اجرای آن‌ها بسیار زمان‌بر خواهد بود. به همین دلیل مسئله پیدا کردن انجمن

1 Community
2 Facebook
3 Twitter
4 Global
5 Local

به صورت محلی مطرح شد. این دسته از روش‌ها سعی در پیدا کردن انجمن مربوط به یک یا چند رأس با استفاده از اطلاعات محلی دارد. این الگوریتم‌ها چون تنها از اطلاعات محلی استفاده می‌کنند، معمولاً دارای دقت پایین‌تری نسبت به الگوریتم‌های عمومی هستند.

هدف ما در این مقاله ارائه یک روش فراابتکاری نوین برای مسئله کشف انجمن است. در بخش دوم به ارائه پیشینه تحقیق پرداخته، در ادامه در بخش سوم روش پیشنهادی معرفی شده است. بخش‌های چهارم و پنجم به معیارهای ارزیابی و مجموع داده‌ها پرداخته شده و بعد از آن در بخش ششم به شبیه‌سازی و گزارش نتایج آزمایشات بر روی شبکه‌های مورد نظر اختصاص یافته است و در نهایت در بخش آخر نتیجه‌گیری این مقاله ارائه شده است.

پیشینه تحقیق

الگوریتم‌های شناسایی انجمن بسیاری برای تحلیل شبکه‌های اجتماعی ارائه شده‌اند، شناسایی انجمن را می‌توان به صورت یک مسئله بهینه‌سازی در نظر گرفت، از این منظر روش‌های متعددی مبتنی بر بیشینه‌سازی معیار مشهور پیمانگی برای شناسایی انجمن ارائه شده است (نیومن و گیروان، ۲۰۰۴).

از جمله روش‌های معروف در این زمینه می‌توان به الگوریتم حریصانه نیومن (نیومن، ۲۰۰۴) اشاره نمود. در این روش از خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی تجمعی استفاده شده است که انجمن‌های متشکل از گره‌ها با موفقیت تشکیل انجمن بزرگ‌تر را می‌دهند اگر مقدار پیمانگی پس از این ادغام افزایش یابد.

پس از آن کلاست و همکارانش روش CNM را ارائه دادند (کلاست و نیومن و مور، ۲۰۰۴) که با استفاده از یک ساختمان داده پیچیده توانستند با کاهش بار محاسباتی پیمانگی در الگوریتم نیومن، آن را برای شبکه‌های بزرگ قابل استفاده کنند. شانگ و همکارانش نیز یک الگوریتم ژنتیک بهبودیافته به نام MIGA برای بدست آوردن پیمانگی بیشینه ارائه دادند (شانگ و بای و ژیاو و ژین، ۲۰۱۳).

روش‌های مختلفی در حوزه الگوریتم‌های تکاملی بر روی کشف انجمن انجام شده است. تاسین، هرداگلن و بینگل (۲۰۰۷) روشی ارائه کردند که از پیمانه‌بندی برای سنجش استفاده می‌کند. همچنین پایزوتی در مقاله خود با استفاده از الگوریتم تکاملی NSGA-II و دو تابع هدف شایستگی انجمن و رتبه انجمن، سعی در بدست آوردن انجمن مناسب دارد (پایزوتی، ۲۰۱۲). برخی محققین الگوریتم MOEA/D-Net را ارائه دادند که سعی در بهینه‌سازی دو تابع هدف در تقابل هم را دارد (گونگ و ما و ژانگ و ژیاو، ۲۰۱۲). در مقاله دیگری نیز روش CLAnet ارائه شده است که با استفاده از یک آتوماتای یادگیر، بیشینه‌سازی پیمانگی در کنار یک محدودکننده محلی انجام شده است (ژاو و ژیانگ و لی و ما و سو، ۲۰۱۵).

نیومن روشی تجمعی برای تشخیص اجتماع به کار گرفته است. در این مقاله از اصول روش گیروان–نیومن استفاده شده، با این تفاوت که زمان اجرای آن کاهش پیدا کرده است (نیومن، ۲۰۰۴).

لی و همکاران الگوریتمی بر اساس الگوریتم GN ایجاد کرده است و از یک ضریب خوشه‌بندی یال به جای یال میانی استفاده می‌کنند تا انجمن را شناسایی کنند (لی و هوانگ و وانگ و چن، ۲۰۱۷).

آرمیده و همکارانش در پژوهشی دیگر مدلسازی وتشخیص اجتماعات درشبکه‌های اجتماعی مبتنی بر اتوماتای یادگیر را مورد مطالعه قرار دادند. دراین تحقیق بیشتر بر روی بررسی روش‌های مدلسازی اجتماعی تأکید شده است.

یکی از مشکلات الگوریتم‌های پیشنهادی تا به امروز مقیاس‌پذیری[1] آن‌ها می‌باشد به این معنا که این الگوریتم‌ها به خوبی با اندازه شبکه مقیاس مناسبی برقرار نخواهند کرد و این امر می‌تواند مدت زمان طولانی را برای محاسبه پارتیشن‌بندی صرف کند یا یک نتیجه پارتیشن‌بندی ضعیف را ارئه کند (پاپادپولس و کومپادسیاریس و واکالی و اسپریدونس، ۲۰۱۲).

1 Scalability

برای غلبه بر این مشـــکلات، در این تحقیق از یک روش فراابتکاری به نام الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری استفاده شده است که هدف آن تشخیص انجمن در شبکه ایستا می‌باشـــد به صـــورتی که مشـــکل مقیاس‌پذیری را برطرف کرده و در بهینه‌ســـازی انجمن تشـــخیص داده شـــده نســـبت به ســـایر الگوریتم‌ها نتیجه بهتری می‌دهد. همچنین، یکی از مهم‌ترین خصـوصـیات الگوریتم‌های فراابتکاری، عدم به تله افتادن در کمینه محلی اسـت. الگوریتم گرگ خاکستری نسبت به سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی مانند الگوریتم ژنتیک و الگوریتم مجموعه ذرات، شانس کمتری در به تله افتادن دارد.

روش‌شناسی تحقیق

الگوریتم بهینه‌ســازی گرگ خاکســتری[1] که در ســال ۲۰۱۴ ابداع شــده اســت، یک الگوریتم الهام گرفته از طبیعت اســت که در حوزه بهینه‌ســازی در مســائل مختلف به کار گرفته شـــده و اثبات شـــده اســـت که از الگوریتم‌های هم‌رده مانند الگوریتم ژنتیک[2] و الگوریتم بهینه‌ســـازی ازدحام ذرات[3] قدرت جســـتجو و دقت بالاتری دارد (میرجلیلی و میرجلیلی و لویس، ۲۰۱۴).

این الگوریتم از زندگی گرگ‌های خاکستری الهام گرفته است. آن‌ها علاقه خاصی به سلسله‌مراتب اجتماعی حکم‌فرما مطابق شکل ۱ دارند. رهبران یک مرد و یک زن به نام آلفا[4] می‌باشـند. آلفا عمدتاً مسـئول تصـمیم‌گیری در مورد شـکار، مکان خواب، زمان برای بیدار کردن، و غیره است. تصمیم‌گیری‌های آلفا به بقیه انجمن دیکته می‌شود.

1 Grey Wolf Optimizer (GWO)
2 Genetic Algorithm (GA)
3 Particle Swarm Optimization (PSO)
4 Alpha

شکل ۱. سلسله‌مراتب گرگ خاکستری (میرجلیلی و میرجلیلی و لویس، ۲۰۱٤)

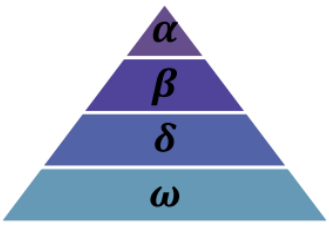
این موضـوع نشـان می‌دهد که سـازمان و نظم و انضـباط در یک انجمن با اهمیت‌تر از قدرت اسـت. در سـطح دوم در سـلسـله‌مراتب، گرگ خاکسـتری بتا[1] اسـت. بتاها گرگ تابعی می‌باشـند که به آلفا در تصـمیم‌گیری یا سـایر فعالیت‌های انجمن کمک می‌کنند. کمترین رتبه‌بندی، گرگ خاکستری امگا[2] است. امگا نقش گوسفند قربانی را دارد. گرگ امگا همیشه باید در خدمت دیگر گرگ‌های غالب باشـد. آن‌ها آخرین گرگ انجمن می‌باشـند که اجازه غذا خوردن دارند. اگر گرگی نه آلفا، نه بتا و نه امگا باشـد در نتیجه به آن دلتا[3] می‌گویند. آن‌ها در خدمت گرگ‌های آلفا و بتا می‌باشـند و باید به آن‌ها خدمت کنند. مهم‌ترین فازهای شـکار در انجمن گرگ‌های خاکستری شامل موارد زیر است و در شکل ۲ نشان داده شده است.

۱. دنبال کردن
۲. رسیدن به شکار
۳. دوره کردن
٤. موقعیت حمله گرفتن
٥. حمله کردن

1 Beta
2 Omega
3 Delta

مدل ریاضی و الگوریتم

سلسله‌مراتب اجتماعی: به منظور مدلسازی ریاضی سلسله‌مراتب اجتماعی گرگ‌های خاکستری، هنگام طراحی الگوریتم گرگ خاکستری بهترین راه‌حل اول به عنوان آلفا α بهترین راه‌حل دوم و سوم به ترتیب بتا β و دلتا δ در نظر گرفته می‌شود. بقیه راه‌حل‌های نامزد امگا ω فرض می‌شوند. در الگوریتم GWO شکار (بهینه‌سازی) توسط هدایت α، β و δ دنبال می‌شود. گرگ‌های ω از این گرگ‌ها پیروی می‌کنند.



شکل ۲ : فازهای شکار گرگ خاکستری (میرجلیلی و میرجلیلی و لویس، ۲۰۱٤)

دوره کردن شکار: همان‌طور که گفته شد گرگ‌های خاکستری بعد از انتخاب طعمه آن را دوره می‌کنند. برای مدلسازی این عمل از رابطه (۱) و (۲) استفاده می‌شود:

رابطه ۱) $$\vec{D} = \left|\vec{C} . \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)\right|$$

رابطه ۲) $$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A}.\vec{D}$$

که در آن t شماره تکرار[1] الگوریتم $\vec{A}, \vec{C}$ بردار ضرایب[2]، $\vec{X}_p$ بردار مکان طعمه **و** $\vec{X}$ بردار مکان گرگ خاکستری است. بردارهای $\vec{A}, \vec{C}$ مطابق رابطه (۳) و (۴) محاسبه می‌شوند:

رابطه ۳) $$\vec{A} = 2\vec{a}.\vec{r}_1 - \vec{a}$$

رابطه ۴) $$\vec{C} = 2.\vec{r}_2$$

که در آن مقدار $\vec{a}$ به صورت خطی از ۲ به ۰ کاهش داده می‌شود. و $\vec{r}_1$ و $\vec{r}_2$ بردارهای تصادفی در [۰ , ۱] می‌باشند.

1 Iteration
2 Coefficient Vector

شکار کردن: شکار معمولاً توسط آلفا هدایت می‌شود. بتا و دلتا نیز ممکن است در شکار گاهی اوقات شرکت کنند. با این حال، در فضای جستجوی انتزاعی در GWO هیچ ایده‌ای در مورد محل مطلوب (طعمه) وجود ندارد. به منظور شبیه‌سازی ریاضی رفتار شکار گرگ خاکستری، فرض می‌شود که آلفا (بهترین راه‌حل نامزد) بتا و دلتا دانش بهتری در مورد محل بالقوه طعمه دارند. بنابراین، در ابتدای کار سه راه‌حل برتر وجود دارد و عوامل جستجوی دیگر (ازجمله امگا) موقعیت خود را بر اساس موقعیت بهترین عوامل جستجو بروزرسانی می‌کنند. برای این منظور رابطه (۵) پیشنهاد می‌شود:

رابطه ۵)
$$\overrightarrow{D_\alpha} = \left|\vec{C}_1.\vec{X}_\alpha - \vec{X}\right|, \overrightarrow{D_\beta} = \left|\vec{C}_2.\vec{X}_\beta - \vec{X}\right|, \overrightarrow{D_\delta} = \left|\vec{C}_3.\vec{X}_\delta - \vec{X}\right|$$

$$\vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1.(\vec{D}_\alpha), \vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A}_2.(\vec{D}_\beta), \vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A}_3.(\vec{D}_\delta)$$

$$\vec{X} = (t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3}$$

حمله به طعمه: همان‌طور که در بالا ذکر شد، گرگ خاکستری مراحل شکار را با حمله به طعمه هنگامی که متوقف می‌شود، به پایان می‌رساند. به‌منظور مدلسازی ریاضی حمله به طعمه، در اینجا مقدار $\vec{a}$ کاهش داده می‌شود. توجه شود که محدوده نوسانات $\vec{A}$نیز متقابلاً کاهش می‌یابد. به عبارت دیگر مقدار $\vec{A}$ یک مقدار تصادفی در محدوده $[-2\alpha, 2\alpha]$ است که در آن a از ۲ به ۰ کاهش می‌یابد. هنگامی که مقادیر تصادفی $\vec{A}$ بین [۱ , -۱] باشد، مکان بعدی عامل جستجو بین مکان فعلی و مکان طعمه قرار می‌گیرد.

با توجه به اپراتورهای پیشنهادی تاکنون، الگوریتم GWO اجازه می‌دهد تا عوامل جستجو موقعیت خود را بر اساس محل آلفا ، بتا، دلتا و حمله به سمت طعمه بروزرسانی کنند.

جستجو برای طعمه: گرگ خاکستری اغلب با توجه به موقعیت آلفا، بتا و دلتا برای طعمه جستجو می‌کند. آن‌ها از یکدیگر برای جستجو طعمه واگرا می‌شوند و برای حمله به طعمه همگرا می‌شوند. به منظور مدلسازی ریاضی واگرایی ، مقدار $\vec{A}$ را با بزرگ‌تر از ۱ و یا کوچکتر از ۱- در نظر گرفته می‌شود. این امر باعث می‌شود تا گرگ‌ها به صورت سراسری برای طعمه (راه‌حل) جستجو کنند.

یکی دیگر از پارامترهایی که در جستجو مفید است بردار $\vec{C}$ است. همان‌طور که قبلاً گفته شد مقدار این بردار یک عدد تصادفی بین [۲ , ۰] است. این پارامتر باعث می‌شود تا گرگ‌ها رفتارهای تصادفی داشته باشند و در سرتاسر فضای جستجو به دنبال طعمه (راه‌حل) باشند. به منظور درک بهتر برای عمل جستجو در فضای جستجو توسط الگوریتم گرگ خاکستری، شبه کد این الگوریتم در شکل ۳ نشان داده شده است.

مرحله۱: مقادیر اولیه جمعیت گرگ‌های خاکستری را تنظیم کن: $X_i\left(i=1,2,...,n\right)$

مرحله۲: مقادیر اولیه a ، A و C را مشخص کن

مرحله۳: مقدار تناسب[1] هر عامل جستجو را محاسبه کن

مرحله۴: $X_\alpha = the\ best\ search\ agent$

$X_\beta = the\ second\ best\ search\ agent$

$X_\delta = the\ third\ best\ search\ agent$

مرحله۵: تا هنگامی که (t<ماکزیمم تعداد مرحله تکرار) است:

- برای هر عامل جستجو:
  - با استفاده از رابطه (۶) مکان آن را بروز رسانی کن.
- a ، A و C را بروزرسانی کن.
- مقدار تناسب همه عامل‌های جستجو را محاسبه کن.
- X_α ، X_β و X_δ را بروز رسانی کن.
- $t = t+1$

مرحله۶: X_α را برگردان.

شکل ۳. فلوچارت الگوریتم گرگ خاکستری

معیار ارزیابی

یک معیار برای ارزیابی کیفیت بخش‌بندی خوشه‌ها، ماژولاریتی[1] می‌باشد. نیومن و گیروان، (۲۰۰۴) از این مقدار معمولاً برای بررسی عملکرد الگوریتم‌های کشف انجمن استفاده می‌کنند. ماژولاریتی به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$Q = \sum_i \left(e_{ii} - a_i^2\right) \quad \text{رابطه ۶)}$$

که در آن e_{ii} کسر یال‌های درون انجمن i و a_i^2 کسر یال هایی که به انجمن متصل می شوند می باشد و با فرمول $a_i^2 = \sum_j e_{ij}$ محاسبه می‌شود.

اگر تعداد یال‌های برون‌خوشه ای به زیادی گراف‌های تصادفی باشد، آنگاه Q برابر صفر خواهد شد. مقادیر Q نزدیک به ۱ نشانگر ساختار انجمن قوی می‌باشد. در عمل این مقدار برای ساختار انجمن‌های قوی بین ۰/۳ تا ۰/۷ می‌باشد. با این مقدار مقایسه دو گراف که ساختار مشابهی دارند ولی از نظر اندازه متفاوت هستند سخت است به این دلیل که گراف بزرگ‌تر طبیعتاً ماژولاریتی بالاتری خواهد داشت (نیومن و گیروان، ۲۰۰۴).

مجموعه داده‌ها

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی از شبکه‌های با سایزهای کوچک و متوسط استفاده شده است که مشخصات این شبکه‌ها در جدول ۱ قابل مشاهده می‌باشد.

جدول ۱: مشخصات شبکه‌های آزمون (http://konect.uni-koblenz.de/networks)

مجموعه داده	تعداد گره‌ها	تعداد یال‌ها	تعداد انجمن	جهت‌دار
Zachary's karate club	۳۴	۷۸	۲	خیر
Dolphin Social Network	۶۲	۱۵۹	۲	خیر
American college football	۱۱۵	۶۱۳	۱۲	خیر

1 Modularity

یافته‌های پژوهش

برای آزمون الگوریتم پیشنهادی و مقایسه عملکرد این الگوریتم نسبت به سایر الگوریتم‌های فراابتکاری، شبیه‌سازی اولیه در محیط برنامه‌نویسی MATLAB برای شبکه‌های ذکر شده انجام شده است. الگوریتم بر روی این سه مجموعه داده ۲۰ مرتبه مستقل اجرا شده است و در هر اجرا ماژولاریتی حساب می‌شود. تعداد جمعیت گرگ‌ها برابر با ۸۰ و تعداد تکرار در هر اجرای الگوریتم ۱۵۰ در نظر گرفته شده است. نتایج به دست آمده از شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی بر اساس ماکزیمم و میانگین ماژولاریتی با سایر الگوریتم‌ها مقایسه شده‌اند. این مقادیر در جدول ۲ گزارش شده است.

جدول ۲. نتایج آزمایشات

	مجموعه داده Karate		مجموعه داده Dolphin		مجموعه داده Football	
الگوریتم	**میانگین**	**ماکزیمم**	**میانگین**	**ماکزیمم**	**میانگین**	**ماکزیمم**
CNLPSO-DE	۰/۴۰۲۰	۰/۴۰۲۰	۰/۵۲۴۸	۰/۵۲۶۵	۰/۶۰۱۸	۰/۶۰۴۵
NLPSO-DE	۰/۴۰۲۰	۰/۴۰۲۰	۰/۵۲۵۴	۰/۵۲۶۵	۰/۶۰۰۵	۰/۶۰۴۵
NLPSO-D	۰/۴۰۰۰	۰/۴۰۲۰	۰/۵۱۴۴	۰/۵۲۶۵	۰/۵۹۸۹	۰/۶۰۴۵
MODPSO	۰/۴۱۸۴	۰/۴۱۸۷	۰/۵۲۶۸	۰/۵۲۶۸	۰/۶۰۳۵	۰/۶۰۴۶
Ga-net	۰/۴۰۵۹	۰/۴۰۵۹	۰/۴۹۴۶	۰/۵۰۱۴	۰/۵۸۳۰	۰/۵۹۴۰
MOGA-net	۰/۴۱۶۰	۰/۴۱۹۸	۰/۵۲۱۵	۰/۵۲۵۸	۰/۵۱۷۳	۰/۵۲۸۰
CNM	۰/۳۸۰۰	۰/۳۸۰۰	۰/۴۹۵۰	۰/۴۹۵۰	۰/۵۷۷۰	۰/۵۷۷۰
Infomap	۰/۴۰۲۰	۰/۴۰۲۰	۰/۵۲۴۷	۰/۵۲۴۷	۰/۶۰۰۵	۰/۶۰۰۵
الگوریتم پیشنهادی	۰/۴۰۷۶	۰/۴۰۷۶	۰/۵۲۷۱	۰/۵۲۷۷	۰/۶۰۴۲	۰/۶۰۴۶

مقدار ماژولاریتی بیشتر نشاندهنده تفکیک اجتماع بهتر می‌باشد و این نتایج نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی در دو مجموعه داده بهترین نتیجه را به دست می‌آورد. قابل ذکر است در مواردی که میانگین و ماکزیمم ماژولاریتی برابر است به این معنی می‌باشد که الگوریتم در هر ۲۰ اجرا به یک جواب رسیده است و در این مجموعه داده‌ها آن جواب بهترین تفکیک انجمن می‌باشد یعنی امکان افزایش ماژولاریتی دیگر وجود ندارد و آن

ماژولاریتی بیشینه است. همان‌گونه که در جدول مشخص است، مساوی بودن میانگین و ماکزیمم ماژولاریتی در نتایج گزارش شده است.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

برای دسته‌بندی افراد و علایقشان در این شبکه‌ها می‌توان از روش‌های کشف انجمن استفاده کرد. هدف از کشف انجمن مرتب‌سازی نمونه‌ها به خوشه‌هایی است که درجه ارتباط نسبتاً قوی بین اعضای خوشه و نسبتاً ضعیف بین اعضای خوشه‌های مختلف وجود داشته باشد. انجمن، اطلاعات ارزشمندی در مورد نوع ارتباط کاربران، نحوه انتقال اطلاعات بین آن‌ها و نحوه توزیع کاربران در شبکه‌های اجتماعی فراهم می‌کند و در واقع به عنوان جزء اصلی این شبکه‌ها محسوب می‌شود.

در این مقاله یک روش فرابتکاری تحت عنوان الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری برای کشف انجمن در شبکه‌های اجتماعی ایستا بیان شده و این الگوریتم با الگوریتم‌های دیگر مقایسه گردید که در مجموعه داده Karate، الگوریتم MOGA-net در هر ۲۰ اجرا به بهترین جواب رسید، در مجموعه داده Dolphin تنها الگوریتم پیشنهادی به بهترین جواب در تمامی اجراها رسیده است، در مجموعه داده Football الگوریتم پیشنهادی ماکزیمم جواب یکسان با الگوریتم MODPSO داده است اما نسبت به این الگوریتم میانگین بهتری دارد.

منابع

- Bianconi, G., & Barabási, A. L. (2001). Competition and multiscaling in evolving networks. EPL (Europhysics Letters), 54(4), 436.
- Barber, M. J. (2007). Modularity and community detection in bipartite networks. Physical Review E, 76(6), 066102.
- Plantié, M., & Crampes, M. (2013). Survey on social community detection. In Social media retrieval (pp. 65-85). Springer, London.
- Newman, M. E., & Girvan, M. (2004). Finding and evaluating community structure in networks. Physical review E, 69(2), 026113
- Newman, M. E. (2004). Fast algorithm for detecting community structure in networks. Physical review E, 69(6), 066133
- Clauset, A., Newman, M. E., & Moore, C. (2004). Finding community structure in very large networks. Physical review E, 70(6), 066111.
- Shang, R., Bai, J., Jiao, L., & Jin, C. (2013). Community detection based on modularity and an improved genetic algorithm. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 392(5), 1215-1231
- Tasgin, M., Herdagdelen, A., & Bingol, H. (2007). Community detection in complex networks using genetic algorithms. arXiv preprint arXiv:0711.0491.
- Pizzuti, C. (2012). A multiobjective genetic algorithm to find communities in complex networks. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 16(3), 418-430.
- Gong, M., Ma, L., Zhang, Q., & Jiao, L. (2012). Community detection in networks by using multiobjective evolutionary algorithm with decomposition. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 391(15), 4050-4060.
- Zhao, Y., Jiang, W., Li, S., Ma, Y., Su, G., & Lin, X. (2015). A cellular learning automata based algorithm for detecting community structure in complex networks. Neurocomputing, 151, 1216-1226
- Newman, M. E. (2004). Fast algorithm for detecting community structure in networks. Physical review E, 69(6), 066133.
- Li, W., Huang, C., Wang, M., & Chen, X. (2017). Stepping community detection algorithm based on label propagation and similarity. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 472, 145-155.
- Papadopoulos, S., Kompatsiaris, Y., Vakali, A., & Spyridonos, P. (2012). Community detection in social media. Data Mining and Knowledge Discovery, 24(3), 515-554
- Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., & Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer. Advances in engineering software, 69, 46-61.
- Newman, M. E., & Girvan, M. (2004). Finding and evaluating community structure in networks. Physical review E, 69(2), 026113.
- Good, B. H., De Montjoye, Y. A., & Clauset, A. (2010). Performance of modularity maximization in practical contexts. Physical Review E, 81(4), 046106.
- http://konect.uni-koblenz.de/networks/

استناد به این مقاله: شناسه دیجیتال (DOI): 10.22091/JEMSC.2018.1267

بشارت نیا، فاطمه، طالب پور، علیرضا، علی اکبری، صادق. (۱۳۹۸). «کشف انجمن در شبکه‌های اجتماعی ایستا با استفاده از الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری». *مدیریت مهندسی و رایانش نرم*، ۶ (۱)، ۱۴۳-۱۳۱.