شناسایی جوامع هم‌پوشان با استفاده از هوش جمعی چندعامله

محمد عکافان[1]، بهروز مینایی[2]* و علیرضا باقری[3]
[1]دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران/شمال، تهران، ایران
[2]دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران
[3]دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

چکیده

چشم‌انداز شبکه اجتماعی روش واضحی را برای تجزیه و تحلیل ساختار کل نهادهای اجتماعی فراهم می‌کند. تشخیص جوامع در شبکه‌ها یکی از چالش‌های اساسی در علم شبکه و نیز یکی از بزرگ‌ترین دغدغه‌ها پس از شناسایی جوامع، شناسایی جامعه اصلی عوامل فعال در شبکه است که متعلق به چندین جامعه هستند. یافتن جوامعی که با یکدیگر هم‌پوشانی دارند، در شبکه‌های اجتماعی یک مبحث مهم و جالب در داده‌کاوی و سامانه‌های پیشنهاددهنده است. الگوریتم ارائه‌شده در این مقاله مبتنی بر بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندعامله است؛ به‌گونه‌ای که خود سازماندهی در مجموعه فعالیت عامل‌ها دیده می‌شود. هوش جمعی باعث افزایش دقت جستجوی سراسری می‌شود و با استفاده از نوع خاصی کدگذاری، تعداد جوامع را تشخیص می‌دهد؛ به‌گونه‌ای که شاخص پیمانگی به‌عنوان تابع برازش، در بهینه‌سازی ازدحام ذرات مورد استفاده قرار خواهد گرفت. آزمایش‌های متعدد نشان می‌دهد الگوریتم معرفی‌شده با نام بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندعامله، قادر به تشخیص گره‌های موجود در جوامع هم‌پوشان با دقت بسیار بالا است. در گذشته پژوهش‌هایی درخصوص تشخیص جوامع با استفاده از بهنیه‌سازی ازدحام ذرات انجام شده است، اما آن‌ها تنها قادر به تشخیص جوامع غیر هم‌پوشان هستند.

واژگان کلیدی: بهینه‌سازی ازدحام ذرات[1]، چند عامله[2]، پیمانگی[3]، شبکه اجتماعی[4]، شناسایی جوامع هم‌پوشان[5]

Identifying overlapping communities using multi-agent collective intelligence

Mohammad Akafan[1], Behrouz Minaei-Bidgoli[2*] & Alireza Bagheri[3]
[1] Islamic Azad University, North Tehran Branch, Tehran, Iran
[2] Iran University of Science and Technology, School of Computer Engineering, Tehran, Iran
[3] Amirkabir University of Technology, Department of Computer Engineering, Tehran, Iran

Abstract

The proposed algorithm in this research is based on the multi-agent particle swarm optimization as a collective intelligence due to the connection between several simple components which enables them to regulate their behavior and relationships with the rest of the group according to certain rules. As a result, self-organizing in collective activities can be seen. Community structure is crucial for many network systems, the algorithm uses a special type of coding to identify the number of communities without any prior knowledge. In this method, the modularity function is used as a fitness function to optimize particle swarm. Several experiments show that the proposed algorithm which is called Multi Agent Particle Swarm is superior compared with other algorithms. This algorithm is capable of detecting nodes in overlapping communities with high accuracy.

[1] Particle swarm optimization (PSO)
[2] Multi-agent
[3] Modularity
[4] Social network
[5] Overlapping community detection

* **Corresponding** *نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات

•تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۷/۱۱/۱۷ •تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۱۱/۰۲ •تاریخ انتشار: ۱۴۰۰/۰۳/۰۱ •نوع مطالعه: پژوهشی

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]

[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.74]

The point in using the previously presented PSO algorithms for community detection is that they recognize non-overlapping communities, and this goes back to the representation of genes by these methods, but the use of multi-agent collective intelligence by our algorithm has led to the identification of nodes in overlapping communities.

The results show that the nodes that are shared between a set of agents, these nodes are active nodes that create an overlap in the communities. Our experimental results show that when a member node is more than one community, this node is a good candidate to be selected as the active node, which has led to the creation of overlapping networks.

Keywords: Particle swarm optimization, Multi-agent, Modularity, Social network, Overlapping community detection

۱- مقدمه

شبکه اجتماعی یک ساختار اجتماعی است که از مجموعه‌ای از بازیگران اجتماعی (مانند افراد یا سازمان‌ها) تشکیل شده است و مجموعه‌ای از روابط دوجانبه بین این بازیگران وجود دارد. چشم‌انداز شبکه اجتماعی روش واضحی را برای تجزیه و تحلیل ساختار کل نهادهای اجتماعی فراهم می‌کند، مطالعه این ساختارها با استفاده از تجزیه و تحلیل شبکه‌های اجتماعی، شناسایی الگوهای محلی و جهانی و قراردادن نهادهای تاثیرگذار و بررسی پویایی شبکه را فراهم می‌کند؛ زیرا به‌طورکلی، شبکه‌های اجتماعی، خودسازگار، نوظهور و پیچیده هستند. شبکه‌های پیچیده کاربرد گسترده‌ای در ابعاد مختلف زندگی دارند، همانند شبکه ارتباطی بین افراد در یک جامعه، شبکه حمل و نقل ریلی- جاده‌ای- باربری، شبکه ارتباطی بین سلول‌های بدن، شبکه جهانی اینترنت و امثال این نوع شبکه‌ها، نوعی از شبکه‌های پیچیده محسوب می‌شوند. تشخیص جامعه همچنان جزء بهترین موضوعات کاری در زمینه پژوهشی شبکه‌های پیچیده محسوب می‌شود. با استفاده از این پژوهش‌ها قادر هستیم یک شبکه پیچیده را به شبکه‌های کوچکتر تقسیم کنیم به‌گونه‌ای که از درون بسته و از بیرون، ارتباطات کمتری داشته باشند؛ این تکنیک کمک می‌کند تا شبکه‌های پیچیده سریع‌تر و راحت‌تر تحلیل شوند؛ یکی از بزرگترین چالش‌ها در تقسیم‌بندی شبکه‌های بزرگ به شبکه‌های کوچکتر، وجود گره‌های فعال بین شبکه‌ای است؛ این گره‌ها منجر می‌شوند به‌درستی قادر به تشخیص جامعه آن‌ها نباشیم. پژوهش‌گران تشخیص جامعه را مبتنی بر الگوریتم‌های متعددی همچون الگوریتم‌های *گیروان و نیومن* [1] ، بیشترین جریان مبتنی بر تقسیم‌بندی [2]، خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی، خوشه‌بندی طیفی، خوشه‌بندی افرازی [3] توسعه داده‌اند. آقای نیومن شاخصی را به نام پیمانگی برای ارزیابی کیفیت تشخیص جامعه[4] ارائه کرد که در بین پژوهش‌گران این شاخص معروف است. این شاخص باعث شد که تشخیص جامعه از یک مسأله تقسیم‌بندی شبکه پیچیده و یا یک مسأله خوشه‌بندی شبکه پیچیده و بزرگ به شبکه‌های کوچکتر، به یک مسأله بهینه‌سازی تبدیل شود.

در سال‌های اخیر پژوهش‌های پژوهش‌گران جهت حل مسأله بهینه‌سازی، به سمت استفاده از الگوریتم‌های هوشمند بیولوژیکی همچون استفاده از ژنتیک الگوریتم[1] [5]، الگوریتم مورچگان[2]، الگوریتم شبیه‌سازی ذوب فلز[3] [6]، بهینه‌سازی ازدحام ذرات [7] برای بهبود دقت در تشخیص جامعه گرایش پیدا کرده است، زیرا نسبت به بسیاری از الگوریتم‌ها از پیچیدگی زمانی کمتری برخوردار هستند. در بسیاری از مواقع، برای حل مسأله نیاز به حافظه بالا و پردازنده‌های بسیار قوی برای پوشش پیچیدگی محاسباتی برخی از الگوریتم‌ها، خواهیم داشت. *آقای چاتین و همکارانش* مبتنی بر آزمایش‌هایی که انجام داده‌اند، معتقدند که تشخیص جامعه مبتنی بر ازدحام ذرات به‌صورت منحصر به فردی، مقدار پیمانگی را نیمه بهینه می‌کند [8]. نکته‌ای که در استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای تشخیص جوامع وجود دارد، آن است که آن‌ها فقط قادر به تشخیص جوامع غیر هم‌پوشان هستند و این بر می‌گردد به نوع ذراتی که در این خصوص تولید می‌شوند. برای مثال در [9] روی شبکه‌های غیر هم‌پوشان تمرکز شده است. در این مقاله روشی برای بهینه‌سازی ازدحام ذرات ارائه شده است که به‌جای آنکه در هر تکرار یک gbest داشته باشد، قادر است یک رهبر در هر تکرار داشته باشد، به‌گونه‌ای که ذرات از آن رهبر تبعیت کنند تا تعداد تکرارها برای بهینه‌گی کم‌تر شود، درواقع یک به‌روزرسانی شخصی مبتنی بر اطلاعات محلی را ارائه می‌دهد، مشکل بزرگ این رویکرد آن‌است که تنها در شبکه‌های غیر هم‌پوشان کاربرد دارد.

به‌تازگی، بسیاری از تلاش‌ها در تعریف روش‌های کارآمد و مؤثر برای تشخیص جامعه، برای یافتن جوامع هم‌پوشان متمرکز شده‌اند، که در آن روش خوشه‌بندی

[1] Genetic Algorithm
[2] Ant colony algorithm
[3] Simulated annealing algorithms

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]

[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.74]

پیوندها، یکی از روش‌های موفق برای کشف هم‌پوشانی جوامع بوده است، این نوع از روش‌ها به‌جای خوشه‌بندی گره‌ها، از خوشه‌بندی ارتباط بین گره‌ها استفاده می‌کنند. مزیت این روش آن است که اجازه می‌دهد یک گره در چندین زیرگراف حاضر شود [10] [11]. به‌عنوان نمونه در دانشگاه استنفورد طی سال‌های ۲۰۱۱ تا ۲۰۱۳ چند کار پژوهشی توسط *آقایان یانگ و لسکووک* انجام شده است [12]. محور اولیه آن‌ها تجزیه و تحلیل مدل وابستگی گراف[1] بوده و در آن یک معیار جدید برای تشخیص جامعه ارائه شده است. در این روش بازنمایی گراف به‌صورت یک ساختار دوبخشی شامل گره‌ها و جوامع است. برای ارتباط میان گره و جامعه از وزن تعلق یک گره به جامعه استفاده شده است. این امر پایه اصلی و مبنای برخی از روش ارائه‌شده در این دسته از پژوهش‌ها است که از روش نهایی‌شده آن تحت عنوان بیگ کلم[2]، تعبیر می‌شود. این روش یک راه‌کار جدید برای تشخیص جوامع محسوب می‌شود که بر اساس تخمین مدل عمل می‌کند، اما این روش یک مشکل بزرگ دارد و در جوامعی که دارای گره‌های غیر متراکم است، دچار مشکل می‌شود.

بهینه‌سازی ازدحام ذرات توسط *آقایان جیمز کندی و روسل ابرهارت*[13] در سال ۱۹۹۵ میلادی پیشنهاد شد، ایده اصلی آن، شبیه‌سازی پردازش حرکت پرندگان شکاری بود، هوش جمعی ناشی از ارتباط بین چندین جزء ساده است که هر یک از این اجزا بر اساس چند قانون مشخص رفتار و ارتباط خود با بقیه اعضای گروه را تنظیم می‌کند؛ بنابراین نوعی خود سازماندهی در مجموعه فعالیت‌های گروه دیده می‌شود. به سرگروه پرندگان که پرنداگان دیگر تابع او هستند gbest گفته می‌شود که در طول پرواز جابه‌جا می‌شود؛ در طول پرواز هر پرنده فاصله‌اش را با سرگروه تنظیم می‌کند، به موقعیتی که کمترین فاصله را با سرگروه داشته باشد، pbest می‌گویند [14]. هوش جمعی ذرات قادر است به سرعت هم‌گرا شود و دارای شاخص‌های کمی جهت پردازش است و همچنین قادر است مسائل را به‌صورت غیر خطی حل کند و با الگوریتم‌های بهینه‌سازی دیگر، ترکیب شود؛ زیرا سریع در بهینه محلی گیر می‌افتد.

پژوهش‌گران دو خاصیت عمده را برای هوش جمعی قائل هستند؛ نخست تأثیرپذیری از محیط است که شامل پاسخ به محرک‌های محیطی است؛ این خاصیت در اجتماعاتی مهم است که تمایزی مابین اجزای مختلف جامعه وجود ندارد و دوم خود سازماندهی است که شامل تنظیم حرکت یک جزء بر اساس تجربه قبلی خود و حرکت سایر اجزای گروه است [14].

نوآوری این مقاله، ایده چندعامله جهت تشخیص جوامع هم‌پوشان، ارائه الگویی برای بروزرسانی مکان و سرعت ذرات و ارائه نوع خاصی کدگذاری از ذرات برای تقسیم‌بندی شبکه ارتباطی پیچیده به زیرشبکه‌های ارتباطی جهت تشخیص جوامع است تا تعداد جوامع را تشخیص دهد. در این پژوهش از شاخص پیمانگی به‌عنوان تابع برازش برای ارزیابی ذرات استفاده شده است و در ادامه با استفاده از کدگذاری جوامع موجود، عوامل فعال در جوامع هم‌پوشان را شناسایی می‌کند تا جامعه اصلی آن‌ها را مبتنی بر سنجش و تغییرات شاخص پیمانگی تعیین کند؛ در این خصوص از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات دودویی[3] برای بهبود تشخیص استفاده می‌شود.

این الگوریتم با استفاده از پیمانگی، تقسیم‌بندی جوامع را انجام می‌دهد. الگوریتم پیشنهادی از چهار قسمت اصلی تشکیل شده است و در این خصوص به پنج سوال نیز پاسخ داده می‌شود. نخست این‌که کدگذاری بهینه‌سازی به چه صورت است و دوم این‌که نحوه به‌روزرسانی ذرات با چه سازوکاری انجام و سوم این‌که تابع برازش جهت تشخیص جامعه به چه صورت تعریف می‌شود و چهارم این‌که با چه الگویی جوامع هم‌پوشان تشخیص داده می‌شوند و پنجم، معیار ارزیابی نتایج هر عامل چیست؟

در بخش دوم از مقاله به‌صورت اجمالی الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، مفهوم چندعامله و پیمانگی را بررسی، سپس در بخش سوم از مقاله الگوریتم چندعامله مطرح می‌شود و در بخش چهار از مقاله چندین آزمایش بر روی مجموعه‌داده‌های مطرح در بین پژوهش‌گران مورد بررسی قرار خواهد گرفت و درنهایت به نتیجه‌گیری از الگوریتم پیشنهادی ارائه‌شده می‌پردازیم.

۲- مبانی نظری

۲-۱- بهینه‌سازی ازدحام ذرات

بهینه‌سازی ازدحام ذرات توسط آقایان کندی و ابرهارت [13] با الهام‌گیری از پرواز پرندگان ارائه شد و توسعه پیدا کرد. این روش یکی از محبوب‌ترین روش‌ها جهت یافتن بهینه سراسری در مسائل مختلف است. در ابتدا الگوریتم

[1] AGM: Community-Affiliation Graph Model
[2] BigClam
[3] Binary PSO

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]
[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.74]

بهینه‌سازی ازدحام ذرات با تولید جمعیتی تصادفی[1]، جمعیت اولیه ازدحام ذرات را تولید می‌کند و شروع به جستجوی ذره بهینه با استفاده از به‌روزرسانی[2] ذرات می‌کند.

ایده بهینه‌سازی ازدحام ذرات مبتنی بر یک راه‌حل اجرایی با استفاده از ذرات و تعیین مکان[3] و سرعت ذره[4] به‌صورت تصادفی با استفاده از دو مقدار pbest و gbest است که درنهایت پس از حرکت ذره در فضای مسأله، منجر به تغییر در تابع برازش ذره‌ها می‌شود. مقادیر pbest و gbest در یک حلقه، به‌روزرسانی می‌شوند و سرعت و مکان ذره‌ها تغییر می‌کند و درنهایت با توجه به تابع برازش، بهترین راه حل ممکن برای مسأله به‌دست می‌آید، روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات مبتنی بر فرمول‌های زیر استوار شده است:

$$v_i^{k+1} = wv_i^k + \underbrace{c_1 r_1 \left(pbest_i^k - x_i^k \right)}_{(1)} + \underbrace{c_2 r_2 \left(gbest_i^k - x_i^k \right)}_{(2)} \quad (۱)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (۲)$$

$$v_{ij} = \begin{cases} v_{ij} = v_{\max}, v_{ij} \geq v_{\max} \\ v_{ij} = -v_{\max}, v_{ij} \leq -v_{\max} \end{cases} \quad (۳)$$

$$v_i = \left(v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \ldots v_{iq} \right) \quad (۴)$$

$$x_i = \left(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \ldots x_{iq} \right) \quad (۵)$$

بردار V_i سرعت ذرات و بردار X_i مکان ذرات است، r_1, r_2 دو عدد تصادفی در بازه [0,1] هستند، k نیز بیان‌گر kامین نسل از ذرات را مشخص می‌کند، w ضریبی برای سرعت ذره به‌عنوان اینرسی ذره لحاظ می‌شود و c_1 به‌عنوان ضریب شتاب برای pbest و c_2 به‌عنوان ضریب شتاب برای gbest لحاظ می‌شود، $V_{\max}$ نیز محدودهٔ بیشترین سرعتی را که یک ذره قادر است به خود بگیرد را کنترل می‌کند. قسمت نخست از فرمول (۱)، بیان‌گر سازوکار خود شناختی[5] ذره و قسمت دوم از فرمول (۱)، بیان‌گر روش اجتماعی‌شدن ذره است [15].

روش بالا به‌عنوان PSO استاندارد مطرح می‌شود که برای حل مسائل توابع پیوسته مناسب است، برای حل مسائل بهینه‌سازی ترکیبی، PSO دودویی پیشنهاد شده است [16] که با یک تابع سیگموئید مقادیر مکان ذرات به مقدار صفر یا یک نگاشت داده می‌شوند، اما سرعت آن‌ها طبق PSO استاندارد تغییر می‌یابد.

$$x_i^k = \begin{cases} 1, \rho \leq S \\ 0, \rho \succ S \end{cases}, \quad (۶)$$

$$S = Sigmoid\left(v_i^k \right) = \frac{1}{\exp\left(-v_i^k + 1 \right)}$$

ρ عددی است تصادفی مابین [0,1].

۲-۲- چندعامله[6]

یک سامانه چندعامله مبتنی بر عامل‌های نرم‌افزاری مستقل تشکیل شده است؛ به‌گونه‌ای که این عامل‌ها در رسیدن به هدف با یکدیگر مشارکت داشته باشند. از ویژگی‌های اساسی یک عامل این است که قادر است به‌صورت مستقل عمل کند، یاد بگیرد و با دیگر عوامل مشارکت کند. این خواص نشان می‌دهد که یک عامل قادر است به‌صورت مستقل از کنترل دیگران، به‌صورت غیر هم‌زمان اجرا شود و دانش مرتبط با محیط‌اش را یاد بگیرد و برای رسیدن به هدف با دیگر عوامل همکاری کند [17].

چند عامل مشترک جستجو، چارچوبی برای پیاده‌سازی ترکیبی و رویکرد مبتنی بر جمعت برای بهینه‌سازی چندهدفه است. در این چارچوب، تعدادی از فناوری‌های هوشمند برای رسیدن به یک هدف محلی یا سراسری با یکدیگر ترکیب می‌شوند. به‌خصوص برای راه‌حل‌های بهینه‌سازی پرتو[7] که توسط جمعیتی از عوامل اجرایی ترکیبی در اقدامات فردی و اجتماعی است؛ مورد استفاده قرار می‌گیرد و بایگانی خارجی نیز برای ذخیره‌سازی راه‌حل‌های بهینه پرتو مورد استفاده قرار می‌گیرد. اقدامات فردی ابداع شده به هر عامل، اجازه هم‌گرایی به مجموعه بهینه پرتو را به‌صورت جداگانه می‌دهد. این نوع از اقدامات می‌تواند شامل حرکت‌های محلی مبتنی بر الگوریتم‌های ممتیک[8] باشند [18].

۲-۳- پیمانگی

پیمانگی [19] یک شاخص ارزیابی برای جوامع تشخیص داده شده و ایده اصلی این شاخص مبتنی بر مقایسه تراکم

[1] Population
[2] Update
[3] Position
[4] Velocity
[5] Self-Cognition

[6] Multi-Agent
[7] Pareto optimal solution
[8] دسته‌ای از ار الگوریتم‌ها هستند. الگوریتم ممتیک، یک الگوریتم مبتنی بر جمعیت است که برای مسایل بهینه سازی پیچیده و بزرگ مورد استفاده قرار میگیرد. ایده اصلی این الگوریتم، به کارگیری یک روش جستجوی محلی در درون ساختار الگوریتم ژنتیک برای بهبود کارآیی فرایند تشدید هنگام جستجو است

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]
[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.74]

جامعه با تراکم یک شبکه تصادفی مبتنی بر فرمول (۷) است.

$$Q=\frac{1}{W}\sum_{C\in P,\, j\in C}\sum\left[A_{ij}-\frac{K_iK_j}{W}\right] \qquad (۷)$$

که در آن C یک جامعه از کل جوامع است و i, j دو گره از جامعه هستند، A_{ij} مقدار ماتریس مجاورت[1] است و W مجموع وزن‌های ارتباطات ورودی و ارتباطات خروجی در گراف حاصل از شبکه است که در گراف‌های بدون جهت[2] هر یال دو بار محاسبه می‌شود و K_i درجه گره i ام است.

مقدار Q عددی مابین صفر تا یک است و هر قدر این عدد بزرگتر باشد، تشخیص جامعه در شبکه بهتر صورت گرفته و می‌توان گفت با کیفیت بیشتری تشخیص جامعه انجام شده است.

۴-۲- نرمال‌سازی اطلاعات متقابل[3]

در نظریه احتمالات و نظریه اطلاعات، اطلاعات متقابل[4] بین دو متغیر تصادفی معیاری برای نشان دادن میزان وابستگی متقابل آن دو متغیر است. به‌بیان‌دیگر در حقیقت این معیار، *میزان اطلاعات* به‌دست‌آمده (مثلاً در واحد بیت) در مورد یک متغیر تصادفی از طریق متغیر تصادفی دیگر را نشان می‌دهد. مفهوم اطلاعات متقابل ذاتاً مرتبط با آنتروپی یک متغیر تصادفی که میزان اطلاعات موجود در یک متغیر تصادفی را نشان می‌دهد، می‌باشد. اطلاعات متقابل میزان شباهت بین توزیع مشترک $p(x,y)$ و ضرب احتمال‌های حاشیه‌ای یعنی $p(X)\,p(Y)$ را مشخص می‌سازد.

اطلاعات متقابل بین دو متغیر تصادفی X و Y را به‌صورت زیر می‌توان تعریف نمود:

$$I(X;Y)=\sum_{y\in Y}\sum_{x\in X}p(x,y)\log\left(\frac{p(x,y)}{p(x)\,p(y)}\right) \qquad (۸)$$

که در رابطه فوق $p(x,y)$ تابع توزیع احتمال مشترک X, Y و $p(X)$ و $p(Y)$ تابع‌های توزیع احتمال حاشیه‌ای به ترتیب X و Y می‌باشند. اطلاعات متقابل میزان اطلاعاتی که بین X و Y مشترک است را اندازه می‌گیرد. اطلاعات متقابل نشان می‌دهد تا چه میزان دانستن یکی از این متغیرها میزان ابهام ما در مورد دیگری را کاهش می‌دهد. مثلاً اگر X و Y مستقل باشند، در این صورت دانستن X هیچ اطلاعاتی در مورد Y به ما نمی‌دهد (و برعکس)، بنابراین اطلاعات متقابل آن دو، صفر است [20].

ویژگی شاخص پیمانگی نسبت به NMI، این است که از شاخص NMI نمی‌توان به‌عنوان تابع برازش در مسائل خوشه‌بندی مبتنی بر پردازش‌های تکاملی استفاده کرد؛ زیرا دو دلیل قاطع در این خصوص وجود دارد:

۱- هنگامی که مسأله مورد بحث، یک مسأله خوشه‌بندی باشد و هیچ دانشی نسبت به مسأله نداشته باشیم، برچسب رده را نداریم تا بتوانیم خوشه‌بندی انجام‌شده را با آن مقایسه کنیم؛ چون NMI درواقع میزان شباهت دو خوشه‌بندی را می‌دهد، خوشه‌بندی نخست، همان خوشه‌های اصلی نمونه‌های مسأله است و خوشه دوم، خوشه‌بندی انجام‌شده به‌وسیلهٔ الگوریتم راه حل است.

۲- درصورتی‌که برچسب رده را داشته باشیم، اگر از آن برای تابع برازش استفاده کنیم، خودبه‌خود، فرایند پردازش تکاملی به برچسب رده می‌رسد؛ این امر غیر ممکن است؛ چون مسائل خوشه‌بندی، فارغ از برچسب رده هستند.

بنابراین با توجه به آنچه که بیان شد ما از نرمال‌سازی اطلاعات متقابل در این پژوهش بهره نبرده‌ایم.

۳- الگوریتم پیشنهادی

با توجه به مشخصات یادشده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، این الگوریتم به‌آسانی پیاده‌سازی می‌شود و پژوهش‌های مرتبط نشان می‌دهد با هزینه محاسباتی کمی جواب مسأله را پاسخ می‌دهد و سریع به هم‌گرایی[5] می‌رسد. این الگوریتم با استفاده از پیمانگی، تقسیم‌بندی جوامع را انجام می‌دهد. الگوریتم پیشنهادی ارائه‌شده در این پژوهش، از چهار قسمت اصلی تشکیل شده است و در این خصوص به پنج سؤال نیز پاسخ داده می‌شود. نخست این‌که کدگذاری و تقسیم‌بندی ذرات جهت رسیدن به بهینه‌سازی به چه صورت است و دوم این‌که نحوه به‌روزرسانی ذرات با چه روشی انجام می‌شود و سوم این‌که

[1] Adjacency matrix
[2] Undirected graph
[3] NMI: Normalize Mutual information
[4] Mutual information
[5] Convergence

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]
[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.74]

تابع برازش جهت تشخیص جامعه به چه صورت تعریف می‌شود و چهارم اینکه با چه الگویی گره‌های موجود در جوامع هم‌پوشان شناسایی خواهند شد و پنجم، معیار ارزیابی نتایج هر عامل چیست؟

در مدل پیشنهادی، هر عامل به‌صورت مستقل اجرا می‌شود و دانش محیط خود را را به‌خوبی یاد می‌گیرد؛ هر عامل، بهترین ذره خود را به‌عنوان نتیجه ارائه می‌دهند که بهترین حالت از کشف جوامع شبکه است؛ بنابراین هر عامل، یک جامعهٔ غیر هم‌پوشان را کشف کرده است. با توجه به اینکه هدف اصلی کشف جوامع هم‌پوشان است، یک ناظر، نتایج عامل‌های قبلی را مورد تحلیل قرار می‌دهد و جوامع هم‌پوشان را کشف می‌کند.

۱-۳- کدگذاری بهینه‌سازی ازدحام ذرات و نحوه تقسیم‌بندی ذرات

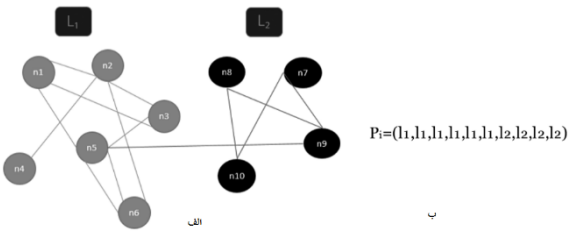
در پردازش‌های تکاملی، سه روش اختصاصی برای کدگذاری ذرات وجود دارد که عبارتند از: کد دودویی، کد عدد صحیح و کد عدد حقیقی.

در روش پیشنهادی، از کدگذاری دودویی استفاده شده و فرض بر این است که هر ذره فقط در یک جامعه قرار دارد و با دیگر جوامع هم‌پوشانی ندارد. کدگذاری، مبتنی بر اختصاص برچسب به هر یک از جامعه‌ها است و به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$P_i = (p_{i1}, p_{i2}, ..., p_{ij}, ..., p_{iv}) \quad p_{ij} \in \{l_1, l_2, ..., l_k, ..., l_m\} \qquad (۹)$$

در فرمول (۹)، P_i یک ذره را و P_{ij} نیز برچسب جامعه گره j در ذره P_i را نشان می‌دهد.

با توجه به مطالب بالا، اگر $P_{ij} = L_k$ باشد، در این صورت گره j متعلق به جامعه k خواهد بود.



(شکل-۱): (الف) نمایش جوامع یک شبکه اجتماعی به‌گونه‌ای که L_1 , L_2 برچسب این جامعه ها هستند و نیز n_i برچسب گره‌های جامعه هستند (ب) کدگذاری ذرات و P_i ذره i ام می‌باشد.

(Figure-1): (a) Communities of a social network such that L_1, L_2 are labels of these communities, and n_i are the nodes of network, (b) Particle coding and P_i is particle i.

این روش قادر است، مبتنی بر برچسب[1] زنی جامعه‌ها، به‌صورت خودکار و بدون داشتن هیچ دانش قبلی، تعداد جامعه‌ها را تشخیص دهد.

یک ذره، دارای ویژگی‌های سرعت، مکان، بهترین موقعیت شخصی و بهترین موقعیت سراسری است؛ اما درنهایت خروجی یک PSO در مرحله نخست یک ذره از بین n تا ذره مفروض است که به‌روزرسانی شده‌اند؛ به همراه یک gbest و gbestcost که بهترین حالت ذره در بین کل تکرارها است. یعنی اگر الگوریتم از ۲۰۰ ذره و با ۱۰۰ تکرار، فرایند بهینه‌سازی ازدحام ذرات را انجام می‌دهد، درنهایت خروجی الگوریتم ذره‌ای بهینه است که در ۱۰۰ مرتبه تکرار، به‌روزرسانی شده و نیز دارای بهترین موقعیت سراسری در بین کل ذرات است.

فرض کنید که اگر شبکه‌ای با ۱۰ گره وجود داشته باشد، پس از مرحلهٔ نخست، یک ذره با ۱۰ عضو به صورت

$$particle = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}]$$

خواهیم داشت که برخی از عناصر آن در مکان صفر یا یک قرار گرفته‌اند؛ بدین معنی که از آن ۱۰ گره شبکه، m تا در جامعه صفر هستند و n تا در جامعه یک قرار دارند، بنابراین ذره به‌صورت $particle = [0,0,0,1,0,1,1,1,1,0]$ کدگذاری می‌شود.

چالش اصلی بعد از مرحله نخست شروع می‌شود؛ چون هنوز کار تشخیص جامعه به اتمام نرسیده است؛ زیرا تاکنون ۱۰ گره از جامعه فقط در دو جامعه قرار گرفته‌اند و ممکن است، جامعه دارای زیرشبکه‌های بیشتری باشد که تاکنون بررسی نشده باشد. برای تقسیم‌بندی شبکه به زیر شبکه‌های دیگر نیاز به سناریوی تقسیم‌بندی است که در این پژوهش از سناریوی تقسیم‌بندی بازگشتی استفاده می‌شود. به این معنی که در ابتدا یک جامعه به دو جامعه تقسیم می‌شود، سپس هر یک از جوامع، خود به دو جامعه دیگر تقسیم می‌شوند تا زمانی که شروط زیر ارضا شوند:

۱- تعداد تکرارها به اتمام برسد؛

۲- در هر مرحله مقدار تابع برازش از مرحله قبلی کمتر باشد.

$particle = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}]$
$particle = [0,\ 0\ ,0,\ 1,\ 0,\ 1,\ 1,\ 1,\ 1,\ 0\ ]$

(شکل-۲): کدگذاری ذره برای بازنمایی شبکه

(Figure-2): Particle code representation of network

بنابراین، این جامعه به دو گروه صفر یا یک تقسیم‌بندی شده است:

[1] Label

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]

[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.74]

۵ گره زیر در جامعه صفر:{1, 2, 3, 5, 10}

۵ گره زیر در جامعه یک:{4, 6, 7, 8, 9}

حال با توجه به قاعده بازگشتی‌بودن، دوباره این عملیات بر روی پنج عضو انجام می‌شود و این پنج عضو از جامعه را به دو جامعه صفر و یک تقسیم می‌کند. با همین رویکرد پنج عضو دیگر را به‌عنوان یک جامعه در نظر گرفته و سپس آن‌ها را به دو جامعه صفر و یک تقسیم می‌کند.

۳-۲- به‌روزرسانی ازدحام ذرات

به‌روزرسانی ذرات، شامل به‌روزرسانی سرعت و به‌روزرسانی مکان هریک از ذرات است؛ برای بروزرسانی مکان ذره تابع جدیدی تعریف می‌شود تا مکان ذره را در جامعه صفر یا در جامعه یک قرار دهد.

$$X_{new} = \begin{cases} 0, x \prec 0 \\ 1, x \geq 0 \end{cases} \qquad (۱۰)$$

ما برای به‌روزرسانی سرعت ذره از یک استراتژی تنظیم وزن اینرسی ترکیبی را ارائه داده‌ایم تا با این استراتژی وزن اینرسی پارامترها را به‌صورت پویا با نحوه جستجو، تنظیم نماییم به‌طوری‌که مقدار پارامتر جستجوی اولیه بزرگ باشد تا برای ذرات در جستجوی سراسری مفید باشد. اما مقدار این پارامترها در تکرارهای بعدی، برای جستجوی خوب محلی کوچک شود تا برای ازدحام‌ها سودمند باشد. در اینجا تابعی را برای مقایسه ذره i با ذره gbest تعریف می‌کنیم که میزان عدم تطابق ذره i را با بهترین ذره می‌سنجد.

$$D(X_i) = \frac{Count(P_i, P_g)}{n} \qquad (۱۱)$$

در معادله (۱۱)، $Count(P_i, P_g)$ بیانگر تعداد اختلافات بهترین موقعیت ذره i با ذره $gbest$ است و n تعداد ابعاد ذره است. در این صورت برای آنکه وزن اینرسی را تنظیم کنیم آن را داخل معادله (۱۲) قرار می‌دهیم.

$$w_i = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}).D(X_i) \times \lambda \qquad (۱۲)$$

در این معادله $\lambda = 5$ است زیرا می‌خواهیم مقدار w_i را در بازه مورد نظر داشته باشیم. هنگامی که $D(x_i)$ کم باشد از w_i کمتری برخوردار است و باعث می‌شود تا ذره کمتر جابجا شود و با وسواس بیشتری حول مکان‌های امیدوار کننده به جستجوی محلی بپردازد. بنابراین برای به‌روزرسانی سرعت از فرمول (۱۳) استفاده می‌شود:

$$V_i^{k+1} = \begin{cases} wv_i^k + c_1 r_1 \left(pbest_i^k - x_i^k \right) \\ +c_2 r_2 \left(gbest_i^k - x_i^k \right), D(x_i) \leq 20\% \\ 0 \qquad\qquad\qquad\qquad , Otherwise \end{cases} \qquad (۱۳)$$

۳-۳- تابع برازش ازدحام ذرات

برای آن‌که مسأله تشخیص جوامع هم‌پوشان، از یک مسأله تقسیم‌بندی یا خوشه‌بندی به یک مسأله بهینه‌سازی تبدیل شود، بایستی یک تابع برازش برای بهینه‌سازی انتخاب شود. در این پژوهش از تابع پیمانگی به‌عنوان تابع برازش استفاده شده است. آقایان نیومن و گیروان [4] نخستین‌بار تابع پیمانگی را به‌عنوان شاخص ارزیابی کیفیت، جوامع تشخیص داده شده ارائه کردند؛ به‌طوری‌که با تغییر این تابع از صفر به یک، تقسیم‌بندی گراف به‌عنوان یک شبکه اجتماعی به جوامع کوچک‌تر، دقیق‌تر و با کیفیت بیشتری انجام می‌شود.

بنابراین تابع پیمانگی Q را به‌صورت فرمول (۱۴) تعریف می‌شود.

$$Q = \sum_i^n (e_{ij} - a_i^2) \qquad (۱۴)$$

$$e_{ij} = \frac{\sum_{v_x \in c_i} \sum_{v_y \in c_j} m_{xy}}{\sum_{v_x \in V} \sum_{v_y \in V} m_{xy}} \qquad (۱۵)$$

$$a_i = \sum_j e_{ij} \qquad (۱۶)$$

e_{ij} تعداد پیوند ارتباطی مابین جامعه i و جامعه j می‌باشد و a_i تعداد پیوندهای ارتباطی از جوامع موجود به جامعه i است.

۳-۴- جوامع هم‌پوشان

در الگوریتم پیشنهادی، هر عامل که اجرا می‌شود، منجر به تولید ذره‌هایی می‌شود که هر ذره در یک افراز قرار می‌گیرد. این فرایند به‌صورت بازگشتی، یک جامعه را به دو جامعه و بیشتر تقسیم می‌کند و درنهایت هر عامل، جوامع شبکه را به‌صورت غیر هم‌پوشان تشخیص می‌دهد.

همان‌گونه که در شکل (۳) مشخص است، در الگوریتم پیشنهادی، تعداد عامل‌ها، از یک به N افزایش می‌یابد، بنابراین پس از اجرای روال بیان شده، هر یک از عامل‌ها، یک جامعه غیر هم‌پوشان را تشخیص و نتیجه می‌دهند. برای تشخیص جوامع هم‌پوشان، یک ناظر برای ارزیابی و نظارت بر روی جواب هر یک از عامل‌ها استفاده

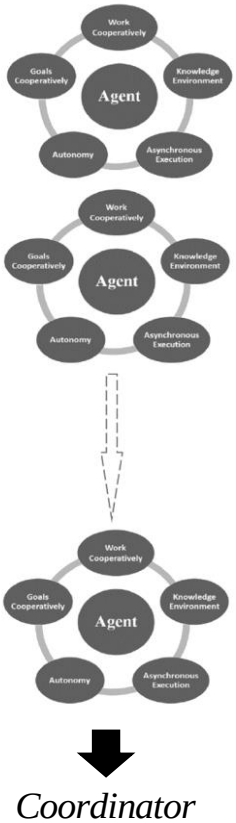
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]

[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.74]

می‌شود تا گره‌های موجود در چندین جامعه را شناسایی کند. جوامع هم‌پوشان مبتنی بر این گره‌ها شناسایی می‌شوند، در نهایت ناظر، پیمانگی جامعه‌هایی که گره‌ها منجر به هم‌پوشانی آن‌ها شده‌اند را در حالات زیر محاسبه می‌کند:

۱. محاسبه پیمانگی جامعه در حالتی که گره عضو جامعه j ام نباشد؛
۲. محاسبه پیمانگی جامعه در حالتی که گره عضو جامعه iام نباشد؛
۳. محاسبه پیمانگی جامعه در حالتی که گره عضو جامعه j ام باشد؛
۴. محاسبه پیمانگی جامعه در حالتی که گره عضو جامعه iام باشد.

مبتنی بر محاسبات بالا، تعیین می‌شود که یک گره متعلق به کدام جامعه است.



(شکل-۳): شناسایی نمونه‌ای از زیرشبکه‌های هم‌پوشان و غیر هم‌پوشان با استفاده از مدل هوش جمعی چند عامله برای تشخیص جوامع هم‌پوشان

(Figure-3): Multi Agent Particle Swarm Optimization for the Detection of Overlapping Communities Model

موارد سوم و چهارم منجر به تشخیص جامعه مفروض شده است؛ بنابراین در گذشته محاسبه شده‌اند و دیگر نیازی به محاسبه مجدد آن‌های نیست؛ اما موارد نخست و دوم محاسبه خواهند شد و بر این اساس که هر چقدر شاخص پیمانگی بزرگ‌تر و نزدیک‌تر به یک باشد، کیفیت تشخیص جامعه بیشتر است؛ با مقایسه عددی مقادیر پیمانگی در حالات بالا، جامعه اصلی گره مفروض، تعیین می‌شود؛ بنابراین فرایند بهینه‌سازی ازدحام ذرات در هر عامل به‌صورت بازگشتی انجام می‌شود و خروجی آن، ذره‌ای است که جوامع یک شبکه را در حالت غیر هم‌پوشان تشخیص داده است. یک عامل نیز به‌عنوان ناظر[1] برای بررسی گره‌های موجود در جوامع غیر هم‌پوشان نیز در نظر گرفته شده است تا گره‌هایی را که در جوامع متعدد مشاهده شده‌اند، بیابد؛ بنابراین جوامع به‌صورت هم‌پوشان، تشخیص داده می‌شوند.

به عبارتی دیگر خروجی هر عامل یک ذره است. یک ذره مشتمل بر گره‌هایی است که آن‌ها عضو چندین جامعه هستند؛ بنابراین در هر ذره مجموعه‌ای از گره‌ها وجود دارد که عضوی از جامعه l_k هستند. ناظر با عملیات اشتراک‌گیری مابین ذرات، گره‌هایی را که منجر به ایجاد شبکه هم‌پوشان شده‌اند، پیدا می‌کند.

در عملیات اشتراک‌گیری، سه حالت زیر ممکن است اتفاق بیافتد:

۱. تمامی گره‌ها مابین مجموعه ذرات مشترک باشند، در این صورت جامعه کشف‌شده، غیر هم‌پوشان است؛
۲. برخی از گره‌ها مابین مجموعه ذرات، مشترک هستند؛ این گره‌ها همان گره‌های فعالی هستند که منجر به هم‌پوشانی در جوامع شده‌اند؛
۳. گره مشترکی مابین مجموعه ذرات وجود ندارد، که با توجه به تابع برازش چنین حالتی هیچ‌گاه اتفاق نمی‌افتد.

با توجه به حالت دوم، فرض کنید وقتی نتایج عامل‌ها نشان می‌دهد که یک گره عضو بیش از یک جامعه است، بنابراین فرقی نمی‌کند که این گره عضو جامعه M یا عضو جامعه N باشد، پس این گره نامزد خوبی برای انتخاب‌شدن خواهد بود. گره نامزد به‌عنوان گره فعالی که منجر به ایجاد شبکه‌های هم‌پوشان شده است، در نظر گرفته می‌شود.

بنابراین خروجی عامل‌ها به ناظر منتقل می‌شود و ناظر وظایف مطرح شده را برعهده دارد تا گره‌های فعال را شناسایی کند.

گفتنی است با توجه به این‌که gbest مبتنی بر تابع برازش به‌دست می‌آید، تابع برازش، پیمانگی در نظر گرفته

[1] Coordinator

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]
[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.74]

شده است تا gbest حاصل از اجرای هر یک از عامل‌ها را مبتنی بر پیمانگی ارزیابی کند.

۴- آزمایش الگوریتم

آزمایش‌های متعدد نشان می‌دهد که تقسیم‌بندی جامعه ممکن است متفاوت ولی داری مقدار پیمانگی یکسانی باشد (با دقت چهار ده هزارم)، بنابراین فضای مسأله دارای پیمانگی‌های متعددی است و PSO قرار است به یکی از بهترین پیمانگی‌ها دست پیدا کند؛ بنابراین پیمانگی‌های یافت‌شده به‌عنوان gbest، بسیار نزدیک به یکدیگر هستند، اما مسأله دارای جواب‌های متعددی است.

زمانی که از چندین عامل[1] برای حل مسأله استفاده می‌شود، هر عامل یک ذره را تحویل می‌دهد؛ این ذره همان بهینه سراسری است که مسأله را در حالت جامعه غیر هم‌پوشان حل کرده است؛ این ذره دارای یک شاخص پیمانگی است که مقدار آن بسیار نزدیک به شاخص پیمانگی ذرات به‌دست‌آمده از دیگر عامل‌ها است. تجربه پیاده‌سازی مدل پیشنهادی نشان می‌دهد اگر جواب دو عامل از نظر تقسیم‌بندی متفاوت باشند، تفاوت تقسیم‌بندی در حد یک تا دو گره است؛ اما پیمانگی آن‌ها یا یکسان است یا با دقت ۰/۰۰۰۱ تفاوت در مقدار دارند.

دوتا از الگوریتم‌های موجود را با الگوریتم پیشنهادی ارائه‌شده در این مقاله مقایسه کرده، که به تفصیل نتایج آن در این قسمت مطرح می‌شود.

به‌منظور مقایسه نتایج تجربی با الگوریتم‌های دیگر، در این پژوهش شش شبکه استاندارد را که تقسیم‌بندی آن‌ها شناخته شده در نظر گرفته شده است. بیشینه تعداد تکرار در عملکرد ارزیابی ۱۰۰ است.

(جدول-۱): توضیحات شش شبکه معروف در بین پژوهش‌گران
(Table-1): Description of the real-world networks.

Network	#Nodes	#Edges	#Clusters	Description
Karate	34	78	2	Zachary's karate club
Dolphins	62	159	2	Dolphin social network
Football	115	613	12	American College football
SFI	118	200	Unknown	
Netscience	1589	2742	Unknown	
Power grid	4941	6594	Unknown	

[1] Multi-Agent

۴-۱- مجموعه‌داده

مجموعه‌داده‌های مورد استفاده در بین پژوهش‌گران در این زمینه شناخته شده است و می‌توانید جهت دسترسی به شش مجموعه‌داده به تارنمای زیر مراجعه کنید.
http://www-personal.umich.edu/~mejn/netdata

۴-۱-۱- باشگاه کاراته[2]

شبکه اجتماعی باشگاه کاراته شامل ۳۴ گره و ۷۸ یال ارتباطی است که ارتباطات مابین این ۳۴ گره را برقرار کرده که توسط زاکاری ساخته شده است.

۴-۱-۲- دولفین[3]

شبکه اجتماعی دولفین که توسط لوسوو و همکارانش ارائه شده شبکه‌ای دارای ۶۲ گره و ۱۵۹ یال ارتباطی است، که بیان‌گر ارتباطات مابین دولفین‌ها است.

۴-۱-۳- آکادمی فوتبال آمریکا[4]

شبکه اجتماعی آکادمی فوتبال آمریکا توسط آقایان نیومن و گیروان در سال ۲۰۰۰ ارائه شد که شامل ۱۱۵ گره و ۶۱۶ یال ارتباطی مابین آن‌ها است. این ۱۱۵ گره به ۹ جامعه تقسیم شده‌اند.

۴-۱-۴- SFI

شبکه‌ای اجتماعی مابین ۱۱۸ دانشمند در محل مؤسسه سانتافه است؛ شبکه واقعی مابین این دانشمندان ناشناخته است.

۴-۱-۵- Netscience

یک شبکه اجتماعی مابین ۱۵۸۹ نفر از متخصصان شبکه‌های رایانه‌ای در زمینه تئوری و آزمایش شبکه است. شبکه واقعی مابین این دانشمندان ناشناخته است.

۴-۱-۶- Power Grid

یک شبکه ارتباطی مابین ۴۹۴۱ گره از شبکه غیر متمرکز و بدون وزن است، که نشان‌گر توپولوژی شبکه برق کشورهای غربی ایالات متحده است.

[2] Zachary's karate club
[3] Dolphin social network
[4] American College football

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]
[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.74]

(جدول-۲): تنظیمات الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات مبتنی بر مجموعه‌داده

(Table-2): Setting of the algorithm per datasets.

مشخصات	Data Sets	Zachary's karate club	Dolphin social network	American College	SFI Network	Netscience Network	Powergrid Network
اندازه جمعیت اولیه		34	62	115	118	1589	4941
اندازه ذره		200	200	200	200	200	200
تعداد اجرا		100	100	100	100	100	100
W		1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5
C_1		2	2	2	2	2	2
C_2		2	2	2	2	2	2

۲-۴- تنظیم‌های الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

تنظیم‌های پارامترهای الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای استفاده در شش شبکه بالا در جدول (۲) آورده شده که به‌صورت تجربی، تعیین شده است.این آزمایش با ۱۰ عامل اجرا شده است و یک عامل دیگر به‌عنوان هماهنگ‌کننده نیز برای ارزیابی گره‌های مشترک در حالت‌هایی که در قسمت جوامع مشترک مطرح شد، در نظر گرفته شده است.

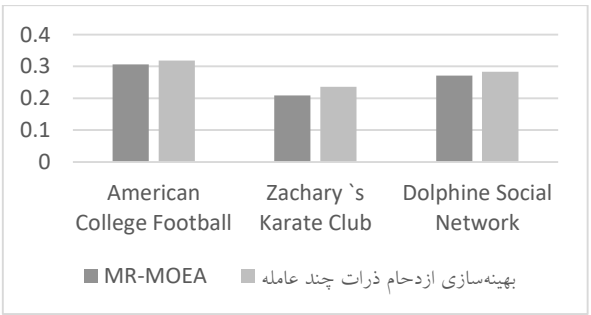
۳-۴- نتایج آزمایش

(جدول-۳): مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات MR-MOEA [20]

(Table-3): Compare MR-MOEA [20] and proposed algorithm.

الگوریتم	MR-MOEA	الگوریتم پیشنهادی
مجموعه داده		
Football	0.306	0.318
Zachary	0.209	0.236
Dolphin	0.271	0.283

در شکل (۴) مقایسه بین دو الگوریتم، مبتنی بر جدول (۳) بر اساس شاخص پیمانگی آمده است.



(شکل-۴): مقایسه پیمانگی الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم MR-MOEA

(Figure-4): Comparison of the modularity of the proposed algorithm with the MR-MOEA algorithm

جدول (۳)، مقدار کیفیت پیمانگی سه مجموعه‌داده را با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات مبتنی بر الگوریتم MR-MOEA و نیز الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندعامله را نشان می‌دهد. در نمودار بالا مقدار نخست از سمت چپ بیان‌گر مجموعه‌داده Football است که در آن بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندعامله، ۰/۳۱۸ است و مبتنی بر الگوریتم MR-MOEA، ۰/۳۰۶ است؛ همچنین در مجموعه‌داده Zachary مقدار دوم از سمت چپ، کیفیت تشخیص جامعه مبتنی بر بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندعامله، ۰/۲۳۶ است و مبتنی بر الگوریتم MR-MOEA، ۰/۲۰۹ است و نیز در مجموعه‌داده Dolphinکه آخرین مجموعه از سمت چپ است، کیفیت تشخیص مبتنی بر بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندعامله، ۰/۲۸۳ است و مبتنی بر الگوریتم MR-MOEA ، ۰/۲۷۱ است.

با توجه به نتایج آزمایش‌های انجام‌شده منطبق بر جداول بالا، الگوریتم ترکیبی بیان‌شده در این مقاله نسبت به سه مجموعه‌داده، در کیفیت شناسایی جامعه بهبود داشته است؛ بنابراین می‌توان گفت، استفاده از هوش جمعی چندعامله برای تعیین گره‌های موجود در جوامع هم‌پوشان، بهبود را در کیفیت تشخیص جوامع ایجاد کرده است.

در جدول (۴)، الگوریتم IMOQPSO را با روش پیشنهادی مقایسه می‌کنیم؛ در این جدول مشخص است که روش پیشنهادی نسبت به الگوریتم IMOQPSO در مجموعه‌داده‌های باشگاه کاراته زاکاری، شبکه‌اجتماعی دولفین و کالج فوتبال آمریکایی از کارایی بالاتری در خوشه‌بندی برخوردار است.

الگوریتم پیشنهادی نیز بر روی سه مجموعه‌داده Powergrid، Netscience و SFI اجرا و نتیجه آن در جدول (۴) با الگوریتم MODPSO [22] مقایسه شد.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]

[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.74]

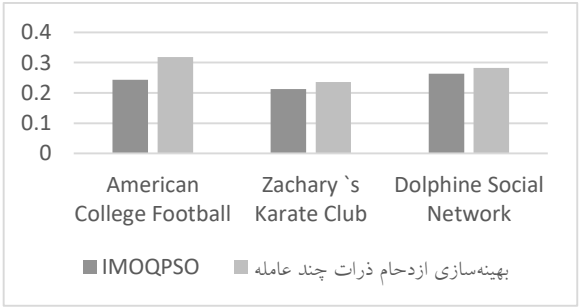
نتایج آزمایش انجام‌شده، بیان‌گر بهبود پیمانگی در سه مجموعه‌دادهٔ مورد بحث را نشان می‌دهد.

(جدول-۴): مقایسه الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم IMOQPSO[21] و MODPSO [22]

(Table-4): Compare IMOQPSO [21] and MODPSO [22] proposed algorithm.

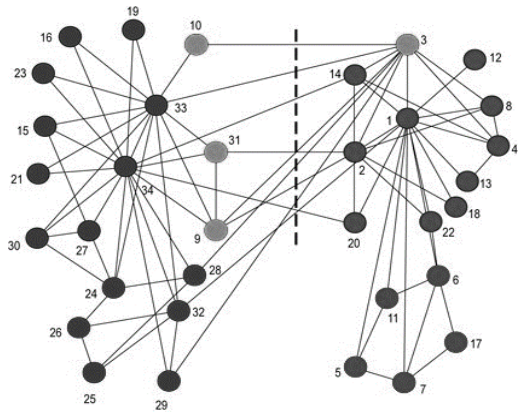
الگوریتم	MODPSO	IMOQPSO	الگوریتم پیشنهای
Football		0.243	0.318
Zachary		0.213	0.236
Dolphin		0.264	0.283
SFI	0.748		0.752
Netscience	0.950		0.951
power grid	0.829		0.831

در شکل (۵) مقایسه بین دو الگوریتم، مبتنی بر جدول (۴) بر اساس شاخص پیمانگی آمده است.



(شکل-۵): مقایسه پیمانگی الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم IMOQPSO

(Figure-5): Comparison of the modulus of the proposed algorithm with the IMOQPSO algorithm



(شکل-۶): گراف شبکه اجتماعی باشگاه کاراته با استفاده از هوش جمعی چند عامله برای تشخیص جوامع هم‌پوشان

(Figure-6): The graph derived from the proposed method and detecting nodes that lead to overlapping of the communities.

الگوریتم پیشنهادی با یازده عامل، بر روی مجموعه‌داده کاراته اجرا شده و شرط توقف هر عامل، یافتن دو جامعه تنظیم شده است، نتیجه در گراف شکل (۶) قابل مشاهده است.

با توجه به شکل (۷)، دو جامعه کشف شده است که برخی از گره‌ها به بیش از یک جامعه تعلق یافته‌اند. گره‌هایی که به بیش از یک جامعه تعلق دارند، منجر به ایجاد شبکه‌های هم‌پوشان شده‌اند. بر این اساس چهار گره به‌عنوان گره‌هایی که منجر به ایجاد شبکه هم‌پوشان شده‌اند، کشف شده است. این چهار گره با رنگ کم‌رنگ در شکل (۶) مشخص شده است؛ بنابراین با توجه به نتیجه حاصل‌شده از هر عامل، مشخص می‌شود جامعه اصلی گره شماره سه جامعه نخست و جامعه اصلی گره‌های ۹،۱۰،۳۱ جامعه دوم است.

1	2	3	4	5	6	7	8	10	11	12	13	14	17	18	20	22
1	2	3	4	5	6	7	8	10	11	12	13	14	17	18	20	22
1	2	3	4	5	6	7	8	10	11	12	13	14	17	18	20	22
1	2	3	4	5	6	7	8	10	11	12	13	14	17	18	20	22
1	2	3	4	5	6	7	8	10	11	12	13	14	17	18	20	22
1	2	3	4	5	6	7	8	10	11	12	13	14	17	18	20	22
1	2	3	4	5	6	7	8	10	11	12	13	14	17	18	20	22
1	2	3	4	5	6	7	8	10	11	12	13	14	17	18	20	22
1	2	3	4	5	6	7	8	10	11	12	13	14	17	18	20	22

9	15	16	19	21	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
9	15	16	19	21	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
9	15	16	19	21	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
9	15	16	19	21	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
9	15	16	19	21	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
9	15	16	19	21	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
9	15	16	19	21	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
9	15	16	19	21	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
9	15	16	19	21	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34

(شکل-۷): عدد داخل هر سلول نشان‌دهنده شماره گره است، رنگ سلول نشان‌دهنده جامعه‌ای است که گره متعلق به آن است.

(Figure-7): The number written in each cell represents the node number and the color of the cell represents its community.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]

[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.74]

۵- نتیجه‌گیری

با توجه به علاقه وافر و در حال رشد به مسأله کشف جامعه و اهمیت بیشتر شبکه‌های اجتماعی برای تجارت در جامعه و تحلیل رفتاری گره‌ها، انتظار توسعه در این حوزه در سال‌های آینده طبیعی است و پیش‌بینی می‌شود که پیشرفت قابل‌توجهی در مسائل روش‌شناختی که پیش‌روی روش‌های موجود است، به‌وجود آید.

تشخیص جوامع در شبکه‌ها یکی از چالش‌های اساسی در علم شبکه است و نیز یکی از بزرگترین دغدغه‌ها پس از شناسایی جوامع، شناسایی جامعه اصلی عوامل فعال در شبکه است که متعلق به چندین جامعه هستند و روند پژوهش‌ها نشان می‌دهد که این موضوع همچنان یکی از علایق پژوهش‌گران در این عرصه است. الگوریتم ارائه‌شده در این مقاله مبتنی بر بهینه‌سازی ازدحام ذرات چندعامله به‌عنوان هوش جمعی ناشی از ارتباط بین چندین جزء ساده است؛ به‌گونه‌ای که قادرند بر اساس قوانین مشخصی رفتار و ارتباط‌شان را با مابقی اعضای گروه تنظیم کنند. عنصری که منجر به شناسایی جوامع هم‌پوشان در الگوریتم پیشنهادی شده، همان ناظر است که نتایج gbest تمامی عامل‌ها را مقایسه و در نتیجه گره‌هایی را که منجر به هم‌پوشانی شده‌اند، شناسایی کرده و درنهایت با توجه به آزمایش‌ها انجام‌شده، هوش جمعی باعث افزایش دقت جستجوی سراسری شده است و با استفاده از نوع خاصی کدگذاری، تعداد جوامع را تشخیص می‌دهد؛ به‌گونه‌ای که شاخص پیمانگی به‌عنوان تابع برازش، در بهینه‌سازی ازدحام ذرات مورد استفاده قرار گرفت است. با توجه به آزمایش‌های یادشده مشخص شد، استفاده از هوش جمعی چندعامله برای شناسایی گره‌های موجود در جوامع هم‌پوشان، مؤثر و بهبود را در کیفیت تشخیص جوامع ایجاد کرده است.

در آینده، با استفاده از الگوریتم پیشنهادی می‌خواهیم پس از کشف و شناسایی جوامع هم‌پوشان و شناسایی گره‌هایی که منجر به جوامع هم‌پوشان شده‌اند، میزان تعلق هر یک از این گره‌ها را به جوامع هم‌پوشان نیز مشخص کنیم.

۶- مراجع 6- References

[1] M. G. a. M. E. Newman, "Community structure in social and biological networks," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, pp. 7821-7826, 2002.

[2] Bajec and L. Š. M, "Group detection in complex networks: An algorithm and comparison of the state of the art," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, pp. 144-156, 2014.

[3] S. Fortunato, "Community detection in graphs," *Physics Report*, pp. 75-174, 2010.

[4] Newman, "Finding and evaluating community *structure in networks*," Physical, 2004.

[5] B. J. J. L. e. a. Shang R, "Community detection based on modularity and an improved genetic algorithm," *Physica A:Statistical Mechanics and its Applications*, pp. 1215-1231, 2013.

[6] Y. B. L. J. e. a. Jin D, "Ant colony optimization based on random walk for community detection in complex networks," *Journal of Software*, pp. 451-464, 2012.

[7] A. A. P. M. Shadi Rahimi, A multi-objective particle swarm optimization algorithm for community detection in complex networks, ELSEVIER, 2017.

[8] C. Wu, T. Li, F. Teng and X. Chen, "An improved PSO algorithm for community detection," International Conference on Intelligent Systems and Knowledge Engineering, 2015.

[9] T. C. Y. S. Y. N. X. Z. Fan Cheng, "A Local Information based Multi-objective Evolutionary Algorithm for Community Detection in Complex Networks," *Applied Soft Computing Journal*, pp. 42, 2018.

[10] I. I. a. T. G.Palla, "Uncovering the Overlapping Community Structure of Complex Networks in Nature and Society," *Nature*, pp. 814-818, 2015.

[11] X. L. I. Z. Faliang Huang, "Overlapping Community Detectionfor MultimediaSocial Networks," *IEEE*, pp. 12, 2017.

[12] J. Yang and J. Leskovec, "Community-Affiliation Graph Model for Overlapping Network Community Detection," *IEEE 12th International Conference on Data Mining*, pp. 14-19, 2012.

[13] J. K. R. C. Eberhart, "New optimizer using particle swarm theory," *In Proceedings of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science*, pp. 39-43, 1995.

[14] Schutt.J.F, B. I. Koh, J. A. Reinbolt, B. J. Fregly, R. T. Haftka and A. D. Geotge, "Evaluation of a Particle Swarm algorithm for biornechanical," *Jornal of Bionechanical engineering* , pp. 465-474, 2005.

[15] C. Zhang, X. Hei, D. Yang and L. Wang, "A Memetic Particle Swarm Optimization Algorithm for Community Detection in Complex Networks," *International Journal of Pattern Recognition* , vol. 30, no. 2, pp. 170-185, 2016.

[16] G.-G. W. Deb, A. H. Gandomi and A. H. AlaviSuash, "A hybrid method based on krill herd and quantum-behaved particle swarm optimization," Neural Computing and Applications, 2016.

[17] Y.-C. L. ,. S. R. Raheel Ahmad, "A Multi-Agent Based Approach for Particle SwarmOptimization," *International Conference on Integration of Knowledge Intensive Multi-Agent*, pp. 267-271, 2007.

[18] M. Vasile and L. Ricciardi, "Multi Agent Collaborative Search," *Springer International Publishing Switzerland*, 2017.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]

[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.74]

[19] R. I. S Ismail, "Modularity approach for community detection in complex networks," ACM IMCOM '17 Proceedings of the 11th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication, 2017.

[20] M. e. a. Shahmoradi, "Multilayer overlapping community detection using multi-objective optimization," Future Generation Computer Systems, 2019.

[21] "A Mixed Representation-Based Multiobjective Evolutionary Algorithm for Overlapping Community Detection," *IEEE TRANSACTIONS ON CYBERNETICS*, vol. 47, no. 9, pp. 2703 - 2716, 13 June 2017.

[22] Gong, M., et al.," Complex network clustering by multiobjective discrete particle swarm optimization based on decomposition", *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 2013. No, 18(1), pp. 82-97.



محمد عکافان دکترای رایانه گرایش هوش‌مصنوعی از دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران/شمال و فارغ‌التحصیل رشته مهندسی رایانه گرایش هوش‌مصنوعی از دانشگاه صنعتی مالک اشتر است. علایق پژوهشی ایشان در زمینه‌های داده‌کاوی، تحلیل شبکه‌های اجتماعی، یادگیری ماشین و پردازش زبان طبیعی است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

akafan@chmail.ir



بهروز مینایی بیدگلی دکترای خود را در رشته علوم و مهندسی رایانه از دانشگاه ایالتی میشیگان آمریکا در سال ۱۳۸۴ گرفت؛ تخصص ایشان هوش مصنوعی و داده‌کاوی و هم اکنون به‌عنوان عضو هیئت علمی دانشگاه علم و صنعت ایران با رتبه دانش‌یاری به تدریس دروس هوش مصنوعی و نرم‌افزار مشغول است. ایشان در حال حاضر رئیس دانشکده رایانه دانشگاه علم و صنعت ایران و رئیس هیئت‌مدیره بنیاد ملی بازی‌های رایانه‌ای است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

b_minaei@iust.ac.ir



علیرضا باقری دکترای خود را در رشته علوم و مهندسی رایانه از دانشگاه امیرکبیر در سال ۱۳۸۴ گرفت و مدارک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را از دانشگاه شریف در رشته مهندسی نرم‌افزار اخذ کرد و هم اکنون به‌عنوان عضو هیئت علمی دانشگاه امیرکبیر با رتبه دانش‌یاری به تدریس دروس پایگاه داده، طراحی و تحلیل الگوریتم و گرافیک رایانه‌ای مشغول و از جمله زمینه‌های تخصصی ایشان تحلیل شبکه‌های اجتماعی است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

ar_bagheri@aut.ac.ir

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]

[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.74]

[DOI: 10.52547/jsdp.18.1.74] [Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-07]