# تشخیص انجمن‌ها در شبکه‌های اجتماعی با استفاده از الگوریتم جستجوی هارمونی گسسته

**محمود دی‌پیر*[1]، احسان بیات[2]**

[1]دانشیار، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه هوایی شهید ستاری، تهران، ایران.

[2]دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و پژوهشات، تهران، ایران.

## چکیده

شبکه‌های اجتماعی، امروزه نقش مهمی‌در زندگی روزمره افراد دارد. شناخت ساختار و گروه‌های تشکیل‌دهنده این شبکه‌ها می‌تواند اطلاعات مفیدی از وضعیت جامعه و افراد دهد. یکی از مباحثی که در این حوزه بحث می‌شود، ساخت گراف شبکه است که بر اساس اشیا به‌عنوان گرهای شبکه، و یا به‌عنوان تراکنش‌های بین این اشیاء شکل می‌گیرد. تشخیص ارتباطات بر اساس این گراف‌ها انجام می‌گیرد. یکی از روش‌های که برای ساخت و تشخیص این ارتباطات انجام می‌گیرد استفاده از الگوریتم‌های بهینه سازی است و مشخص شده‌است که الگوریتم جستجوی هارمونی یکی از الگوریتم‌های کارا در این حوزه است. با این وجود در مبحث تشخیص ساختارهای ارتباطی و جوامع، تا به حال کار پژوهشی با استفاده از الگوریتم جستجوی هارمونی انجام نگرفته است. در این مقاله، برای ساخت خوشه‌های شبکه بر اساس گراف شبکه و تشخیص ارتباطات مؤثر بر اساس معیارهای مختلف، روش جدیدی پیشنهاد می‌شود. این روش جدید درواقع نسخه گسسته‌ای از الگوریتم جستجوی هارمونی است که برای کشف جوامع و ساختارهای ارتباطی در شبکه‌های اجتماعی به کار می‌رود. آزمایش‌هایی بر روی چند شبکه مصنوعی و طبیعی انجام گرفته‌است و نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که روش پیشنهادی دارای کارکرد مناسبی در مقایسه با دیگر روش‌های موجود دارد.

واژگان کلیدی: شبکه‌های اجتماعی، گراف شبکه، شناسایی انجمن، الگوریتم بهینه‌سازی، جستجوی هارمونی.

# Identifying Community Structures in Social Networks using Discrete Harmony Search Algorithm

**Mahmood Deypir*[1], Ehsan Bayat[2]**

[1]Associate Professor, Shahid Sattari Aeronautical University of Science and Technology, Tehran, Iran.

[2]Islamic Azad University, Science and Research branch, Tehran, Iran.

## Abstract

**Nowadays, social networks play an important role in people's daily lives. A social network is a kind of social structure that consists of several nodes that can be individuals or organizations. Most importantly, these nodes are connected by one or more specific types of dependencies, such as friendships or work relationships. Understanding the structure and constituent groups of these networks can give us useful information about the state of society and individuals. In this article, a new solution to solve the problem of social structure detection is provided. Social structure means communities or associations in social networks. An important issue of this context is network graph construction based on objects as nodes and edges as transactions between these objects. Community detection is based on these graphs. The appropriate solution is to identify and create clusters of nodes that have strong connections with each**

*نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات

* Corresponding author

• تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۰/۱۱/۱۴ • تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۱۲/۳ • تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۷۱۰/۲۴ • نوع مطالعه: پژوهشی



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-12-31 ]

[ DOI: 10.61186/jsdp.20.3.47 ]

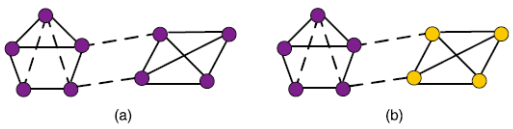
**other and at the same time have weaker connections between nodes of different clusters. Optimization algorithms can be used to construct and detect these connections. Harmonic search is one of the efficient optimization algorithms in this context. However, in the field of identifying communication structures and communities, so far, no research work has been done using the harmonic search algorithm. In this paper, a new method is proposed to construct network clusters based on network graphs. It can identify effective communications based on different criteria. In order to propose this method, first a new version of harmonic search algorithm is designed for discrete environments while the original version of which is for continuous environments. Then, according the problem, which is to discover appropriate structures in the social network graph, a new method is devised to solve it. This method tries to provide a suitable discrete version by relying on different operators to be applicable to solve the desired problem. In order to evaluate the proposed method, various experiments were carried out on several different networks. These networks have been used as benchmark in previous research work. For evaluation and comparison, two artificial networks and two real networks are considered. The evaluation results of the proposed method on these networks are presented based on different criteria and compared with four previous algorithms that are known in this field. Comparison results show that the proposed algorithm is relatively superior to other algorithms or at least produces similar results. The most important reason that can justify the relative performance superiority of the proposed algorithm or at least its competitive results is the better search capability of the problem search space. This leads to the discovery of more promising points and the production of better solutions.**

**Keywords:** Social network; Network graph; Community detection; Harmony search optimization algorithm.

## ۱- مقدمه و بیان مسئله

شبکه اجتماعی نوعی ساختار اجتماعی محسوب می‌شود که از گره‌های متعددی تشکیل شده که این گره‌ها می‌توانند افراد حقیقی یا سازمان‌ها باشند. از همه مهمتر اینکه این گره‌ها، توسط یک یا چند نوع خاص از وابستگی، به یکدیگر متصل اند. وابستگی هایی چون روابط دوستانه، همشهری‌بودن، هموطن‌بودن، روابط تجاری، روابط اداری و... از جمله همین موارد هستند. تحلیل ساختارهای حاصل، اغلب بر اساس مشخصات رأس‌ها (افراد عضو در شبکه) و یال‌ها (نوع رابطه میان افراد) صورت می‌گیرد. انواع مختلفی از یال‌ها می‌تواند میان رأس‌ها وجود داشته باشد؛ برای مثال دو نفر می‌توانند با یکدیگر به چند گونه (کاری، خانوادگی، هم دانشگاهی و...) در ارتباط باشند. تعدادی از زمینه‌های پژوهشی نشان داده که شبکه‌های اجتماعی در بسیاری از سطوح -از خانواده‌ها گرفته تا ملت ها- به کار گرفته می‌شوند و نقش مهمی در تعیین راه‌حل مسائل، اداره‌کردن تشکیلات و میزان موفقیت افراد در رسیدن به اهدافشان ایفا می‌کند. در بحث شبکه‌های پیچیده، گفته می‌شود که یک شبکه دارای ساختار ارتباطی است، اگر گره‌های شبکه بتوانند در مجموعه‌هایی از گره‌ها قرار بگیرند، به‌طوری‌که هر مجموعه از گره‌ها با هم ارتباطات مستحکمی داشته باشند [2,3]. این ویژگی شبکه‌ها در کنار ویژگی‌های دیگری همانند خاصیت جهان کوچک، انتشار درجه مستحکم و خوشه‌بندی، از خصوصیات عمومی شبکه‌های اجتماعی و بیولوژیک هستند [7]. ارتباطات به شکل مجموعه‌ای از پارتیشن‌ها است که ارتباطات درون هر مجموعه به قوی‌ترین شکل ممکن است.

شبکهٔ علامت‌گذاری‌شده به‌طور عادی به‌وسیله گراف علامت‌گذاری‌شده ارائه می‌شود که متشکل از مجموعه‌ای از گره‌ها و لبه‌ها است. لبه‌ها دارای دو نوع، لبه‌های مثبت و لبه‌های منفی هستند. هدف از شناسایی انجمن شبکه علامت‌گذاری‌شده، تقسیم شبکهٔ علامت‌گذاری‌شده به خوشه‌های متفاوت، براساس اصول معین است. هر خوشه ، انجمن نامیده می‌شود. شکل (۱) مثالی از شبکهٔ علامت‌گذاری‌شده را به‌وسیلهٔ ۹ گره و ۱۶ لبه نشان می‌دهد.




(شکل- ۱): توصیف تصویری از **(a)** مثالی از یک شبکه علامت‌گذاری‌شده **(b)** مثالی از ساختار انجمنی معادل

**(Figure- 1): Visual description of (a) an example of a signed network (b) an example of an equivalent community structure**

به‌طوررایج، هیچ تعریف متحدی دربارهٔ اینکه انجمن چیست، وجود ندارد. در حوزه آکادمیک، انجمن به عنوان مجموعه فرعی یک شبکه مورد ملاحظه قرار می‌گیرد که شرطی را حفظ می‌کند که تشابهات موجود در انجمن زیاد هستند؛ درحالی‌که تشابهات بین انجمن‌های متفاوت کوچک هستند. گونگ و همکارانش [25] شرطی را ارائه دادند که انجمن علامت‌گذاری‌شده بایستی آن را ارضا کند. یک شبکه علامت‌گذاری‌شده به

[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-12-31 ]

[ DOI: 10.61186/jsdp.20.3.47 ]

این صورت مدل‌سازی می‌شود، $G = (V, PL, NL)$ ، که V مجموعه حاصل از گره‌ها و PL و NL به‌ترتیب مجموعه‌های حاصل از پیوندهای مثبت و منفی هستند. اجازه دهید A، ماتریس مجاورت حاصل از G و $l_{ij}$ پیوند بین گره‌های i و j باشد.

برای حالتی که $S \subset G$ یک زیرگراف است که گره i متعلق به آن است. فرض کنید:

$$(d_i^+)^{in} = \sum_{j \in S, l_{ij} \in PL} A_{ij} \quad \text{و} \quad (d_i^-)^{in} = \sum_{j \in S, l_{ij} \in NL} |A_{ij}|$$

به‌ترتیب درجات داخلی مثبت و منفی گره i باشد؛ سپس S یک انجمن علامت‌گذاری‌شده در وضعیتی قوی است اگر:

$$\forall i \in S, (d_i^+)^{in} > (d_i^-)^{in}$$

حال فرض کنید: $(d_i^-)^{out} = \sum_{j \notin S, l_{ij} \in NL} |A_{ij}|$ و $(d_i^+)^{out} = \sum_{j \notin S, l_{ij} \in PL} A_{ij}$ به ترتیب درجات خارجی منفی و مثبت گره i باشد. سپس S یک انجمن علامت‌گذاری‌شده در وضعیتی ضعیف است اگر:

$$\begin{cases} \sum_{i \in S} (d_i^+)^{in} > \sum_{i \in S} (d_i^+)^{out} \\ \sum_{i \in S} (d_i^-)^{out} > \sum_{i \in S} (d_i^-)^{in} \end{cases} \quad (۱)$$

شرط بالا نشان می‌دهد که در یک وضعیت قوی، یک گره دارای پیوندهای مثبت بیشتری نسبت به پیوندهای منفی در انجمن است؛ در یک وضیت ضعیف، پیوندهای مثبت در یک انجمن و پیوندهای منفی بین انجمن‌های متفاوت همگی متراکم هستند. همان‌طور که می‌توان از شکل (۱) مشاهده کرد، کار کشف انجمن از یک شبکهٔ علامت‌گذاری‌شده، شامل جداسازی شبکهٔ کل به انجمن‌های زیاد است. با این وجود، چگونگی ارزیابی کارایی یک جداسازی هنوز یک مسئله باز است، هر چند معیارهایی برای آن ارائه شده‌است. در این مقاله روش جدیدی بر مبنای جستجوی هارمونی به‌منظور یافتن انجمن‌ها یا جوامع در شبکه‌های اجتماعی ارائه شده‌است. در این روش ابتدا راه‌حل های اولیه‌ای برای تشخیص انجمن‌ها ارائه می‌شود؛ سپس به‌کمک نسخه گسسته‌ای از الگوریتم جستجوی هارمونی، این راه‌حل ها با راه‌حل های بهتر و با شایستگی بالاتر جایگزین می‌شوند. آزمایش‌های انجام‌شده روی شبکه‌های مصنوعی و واقعی بر اساس معیارهای مختلف ارزیابی، انجام شده‌اند که نشان‌دهنده کارایی روش پیشنهادی نسبت به روش‌های گذشته، هستند. در بخش بعد، پژوهش‌های مرتبط و انجام‌شده قبلی مرور شده‌اند. در بخش سوم الگوریتم جستجوی هارمونی که مبنای روش پیشنهادی است بررسی شده‌است. روش پیشنهادی در بخش چهارم مقاله معرفی می‌شود. آزمایش‌های مقایسه‌ای انجام‌شده روی شبکه‌های مصنوعی و واقعی در بخش پنجم مقاله گزارش و تحلیل شده‌اند. این مقاله در بخش ششم جمع‌بندی و نتیجه‌گیری می‌شود.

## ۲- پیشینهٔ پژوهش

یک الگوریتم جدید که DBHS نامیده می‌شود در مرجع [1] معرفی شده‌است. همچنین قانون تنظیم pitch جدید که کارایی را افزایش می‌دهد نیز معرفی شده‌است. آزمایش‌های استانداردی بر روی توابع تست عددی انجام گرفته‌است و نتایج به‌دست‌آمده در مقایسه با نتایج دو الگوریتم HS استاندارد و جمعیت ذرات گسسته، کارایی بهتر این الگوریتم را نشان می‌دهد. مطالعاتی بر روی برخی از ویژگی‌های شبکه‌های اجتماعی انجام شده‌است که به نظر می‌رسد بین انواع شبکه‌ها مشترک باشند، همانند خاصیت جهان کوچک[1]، انتشار درجه با قدرت پایین[2]، و خاصیت تعدی شبکه[3]. در [2] خاصیت دیگری از شبکه‌ها مورد بررسی قرار داده شده‌است، به نام خاصیت ساختار ارتباطی، که گره‌های شبکه در گروه‌های قرار داده می‌شوند، به‌طوری‌که کمترین ارتباطات بین آن‌ها برقرار باشد. در مقاله[2]، روشی برای شناسایی این ارتباطات ارائه شده‌است. در مرجع [3] مطالعه گسترده‌ای بر روی مفاهیم و راه‌کارهای ارائه‌شده برای مسئله ساختار ارتباطی و یا همان خوشه‌بندی گره‌های یک شبکه، انجام یافته است. همچنین نگاه ویژه‌ای بر روی روش‌هایی که توسط فیزیکدانان آماری ارائه شده، صورت گرفته است. همچنین، نحوه تست و مقایسه کارایی روش‌ها مورد بحث قرار گرفته و توضیحاتی در مورد کاربرد آن‌ها در شبکه‌های واقعی بیان شده‌است. در مقاله [4] دو موضوع مورد توجه قرار گرفته‌است: یکی انواع معیارهایی که برای مسئله تشخیص ساختارهای ارتباطی در شبکه‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند و تعریف و بیان کامل خصوصیات هر کدام، دومی‌نیز معرفی روش جدیدی برای تشخیص این ساختارهاست که بعد از شبیه‌سازی و مقایسه نتایج به‌دست‌آمده با نتایج دیگر روش‌ها، نتیجه‌گیری شده‌است که از لحاظ کارایی، هم‌سطح روش‌های دیگر است، ولی این روش زمان محاسباتی کمتری را نیاز دارد. در مرجع [7] یک مقاله جامع ارائه شده که بر مسئله خوشه‌بندی

[1] Small-world
[2] power-law degree distributions
[3] Network transitivity



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-12-31 ]
[ DOI: 10.61186/jsdp.20.3.47 ]

شبکه‌های جهت دار تمرکز کرده و در آن بر راه‌کارهای مختلفی که در مقالات مختلف ارائه شده و نیز کاربردهای مختلف این روش‌ها نگاه ریزبینانه‌ای داشته است. همچنین معرفی معیارها و روش‌های ارزیابی نتایج خوشه‌بندی گراف و نیز کاربردهای موردی این نوع از گراف‌ها از جمله مباحث مطرح در این مقاله مروری است. در پژوهش [27]، یک الگوریتم مبتنی بر پیمایش‌های تصادفی برای تشخیص جامعه در شبکه‌های نشانه‌دار پیشنهاد شده‌است. این الگوریتم، ابتدا گره محلی با بیشینه درجه که دارای درجه بزرگتری در مقایسه با همسایه‌هایش است، شناسایی می‌شود و جوامع اولیه بر اساس گره‌های با بیشینه درجه تشخیص داده می‌شوند؛ سپس، احتمالی برای جذب‌شدن گره در جامعه به‌وسیلهٔ پیوندهای مثبت بر اساس پیمایش‌های تصادفی محاسبه و همچنین یک احتمال برای گرهی که از جامعه بر اساس پیوندهای منفی دور می‌شود، محاسبه می‌شود. در مقاله [28]، الگوریتم تکاملی چندهدفه با استفاده از عملگرهای ژنتیکی مختص مسئله جهت بهینه‌سازی پیمانه‌ای‌بودن برای آشکارسازی ساختارهای جامعه بالقوه در شبکه‌ها استفاده شده‌است. اتصالات مؤثر شبکه‌ها در تمام عملیات استفاده می‌شوند. عملگرهای ترکیب گروهی مختص مسئله برای ارث‌بردن جوامع خوب از والدین استفاده می‌شوند. هدف پژوهش [29]، ارائه راه‌کارهای مبتنی بر محاسبات تکاملی برای شناسایی ساختار جامعه است؛ به‌ویژه، طرح‌های نمایش با عملگرهای ژنتیک انتخاب‌شده برای آنها توصیف می‌شوند و محبوب ترین توابع برازندگی به کاررفته به‌وسیلهٔ روش‌ها، مورد بحث و بررسی قرار می‌گیرند. این پژوهش، جدیدترین پیشنهادهای بهینه‌سازی تک‌هدفه و چندهدفه را برای انواع مختلف مدل‌های شبکه مانند شبکه‌های نشانه‌دار، پویا و چندبعدی پوشش می‌دهد. در مقاله [29]، بررسی جامعی بر روی نحوه نمایش راه‌حل ها انجام شده‌است. بهینه‌سازی پیمانه‌ای‌بودن یک راه‌کار جالب و با ارزش برای تشخیص جوامع شبکه در شبکه‌های پیچیده است. به‌دلیل ویژگی‌های مسئله مربوط به این پژوهش، روش‌های راه‌حل دقیق، زمان بیشتری مصرف می‌کنند. در [30]، شش الگوریتم بهینه‌سازی متاهیوریستیک پیشنهاد شده‌است که هر یک حاوی یک راه‌کار بهینه‌سازی پیمانه‌ای‌بودن است. این الگوریتم‌ها شامل الگوریتم خفاش (BA)، الگوریتم جستجوی گرانشی (GSA)، الگوریتم Big Bang–Big Crunch اصلاح‌شده (BB-BC)، الگوریتم خفاش بهبودیافته (HDSA) و الگوریتم جستجوی پراکنده مبتنی بر الگوریتم ژنتیک (SSGA) هستند.

درحالی‌که اغلب روش‌های تشخیص انجمن‌ها در شبکه‌های اجتماعی بخش‌های با ارتباطات قوی در ساختار شبکه را مورد توجه قرار می‌دهند، روش ارائه‌شده در[۳۱] رویکرد متفاوتی دارد به نحوی که اطلاعات پیوندهای ضعیف‌تر بین گره‌ها را هم در نظر می‌گیرد و در عین حال اثرات نامطلوب پیوندهای نوفه‌ای را کاهش می‌دهد.

استفاده از یادگیری عمیق از دیگر فنون مورد استفاده برای تشخیص انجمن‌ها در شبکه‌های اجتماعی مورد توجه قرار گرفته‌است[۳۲]. برای نمونه در [۳۳] ابتدا یک ماتریس ویژگی‌ها بر اساس همسایه‌های مرتبه اول و مرتبه دوم ایجاد، سپس با استفاده از یادگیری عمیق غیرنظارتی و خوشه‌بندی کامینز، ساختار انجمن‌ها استخراج می‌شود.

در مبحث تشخیص ساختارهای ارتباطی که همان جوامع یا انجمن‌ها هستند، تا به حال کار پژوهشی با استفاده از الگوریتم جستجوی هارمونی انجام نگرفته است. در این مقاله، ابتدا بر اساس الگوریتم جستجوی هارمونی که نسخه اصلی آن مخصوص محیط‌های پیوسته است، نسخه‌ای جدید از این الگوریتم برای محیط‌های گسسته طراحی شده‌است؛ سپس با توجه به مسئله مورد نظر ما یعنی کشف ساختارهایی مناسب در گراف شبکه‌های اجتماعی، الگوریتم جدید را برای حل این مسئله به کار خواهیم گرفت.

## ۳- الگوریتم جستجوی هارمونی

موسیقی یک پدیدهٔ مصنوعی آرام بخش است که توسط انسان و طبیعت تولید می‌شود، هارمونی در موسیقی به‌اصطلاح به اجرای نت‌های متفاوت به‌صورت هم‌زمان می‌گویند که درنهایت تبدیل به آهنگی موزون و زیبا از نظر شنیداری می‌شود. الگوریتم جستجوی هارمونی به‌عنوان یکی از روش‌های جدید بهینه‌سازی فرااکتشافی که از پدیده موسیقی الهام گرفته، معرفی شده‌است [9]. مفاهیم پایه‌ای الگوریتم جستجوی هارمونی برای نخستین‌بار توسط یک فیلسوف یونانی و ریاضیدان معروف، فیثاغورث پیشنهاد شد. بعدها پژوهش‌گران زیادی در این پدیده پژوهش کردند. جین فلیپ آهنگساز و موسیقیدان فرانسوی که در سال‌های1683-1764 می‌زیست، تئوری هارمونی کلاسیک را ثابت کرد. تیرو موسیقیدان فرانسوی در سال1977



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-12-31 ]

[ DOI: 10.61186/jsdp.20.3.47 ]

تاریخچه جاز را در آمریکا به سندیت در آورد. درکل فرآیند بهینه‌سازی جستجوی هارمونی در پنج گام خلاصه می‌شود. گام نخست: معرفی مسئله بهینه‌سازی و پارامترهای الگوریتم، گام دوم: تولید حافظه هارمونی اولیه، گام سوم: اصلاح هارمونی جدید، گام چهارم: جدیدکردن حافظه هارمونی و گام پنجم: بررسی معیار توقف است. هر یک از گام‌ها به‌طور کامل در زیر شرح داده شده‌است.

## ۳-۱- گام نخست: معرفی مسئله بهینه‌سازی و پارامترها

در این گام یک سری پارامترهایی مخصوص الگوریتم جستجوی هارمونی از جمله: اندازه حافظه هارمونی الگوریتم[1] (HMS) که تعداد بردارهای جواب را در حافظه هارمونی نشان می‌دهد، سرعت بررسی حافظه هارمونی[2] (HMCR) سرعت تنظیم قطعات[3] (PAR) و بیشینه تعداد تکرارها[4] (NI) یا شرط توقف وارد می‌شود. در حافظه هارمونی پس از به‌دست‌آوردن تابع هدف هر یک از هارمونی ها، آنها مرتب می‌شوند (اگر هدف کمینه‌کردن است، هارمونی‌ها از کوچک به بزرگ مرتب می‌شوند). HMCR و PAR پارامترهایی هستند که در بهترکردن بردار جواب استفاده می‌شوند.

## ۳-۲- گام دوم: تولید حافظه هارمونی اولیه

در گام دوم به صورت تصادفی از محدوده مقادیر ممکن متغیر تصمیم، یک حافظه هارمونی به صورت زیر تشکیل می‌شود:

$$HM = \begin{bmatrix} R_1^1 & R_2^1 & \cdots & R_N^1 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ R_1^{HMS-1} & R_2^{HMS-1} & \cdots & R_N^{HMS-1} \\ R_1^{HMS} & R_2^{HMS} & \cdots & R_N^{HMS} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} F(R^1) \\ \vdots \\ F(R^{HMS-1}) \\ F(R^{HMS}) \end{bmatrix} \quad (۲)$$

که $F(R^1)$ مقدار تابع هدف به‌دست‌آمده به ازای بردار نخست و HM ماتریس حافظه هارمونی است.

## ۳-۳- گام سوم: اصلاح هارمونی جدید

در این گام با استفاده از سه سازوکار انتخاب تصادفی، بررسی حافظه و سرعت تنظیم قطعات یک هارمونی جدید به‌صورت: $R^{new} = (R_1^{new}, R_2^{new}, \dots, R_N^{new})$ تولید می‌کنند، البته باید متغیرهای تصمیم تولید ده در این مرحله در محدوده مجاز واقع شوند.

HMCR که بین مقدار صفر و یک تغییر می‌کند سرعت انتخاب از مقادیر مرتب‌شده در حافظه هارمونی است، درحالی‌که HMCR -1 سرعت انتخاب تصادفی از محدوده مجاز است.

(۳)

$$R_1^{new} \leftarrow \begin{cases} R_1^{new} \in \{R_1^1, R_1^2, \dots, R_1^{new}\} \; with\; probability\; HMCR \\ R_1^{new} \in R(t) \quad with\; probability\; (1 - HMCR) \end{cases}$$

برای مثال، اگر HMCR برابر ۰.۸۵ باشد، الگوریتم با احتمال ۸۵ درصد بردار جدید را از بین بردارهای مرتب‌شده در حافظه هارمونی انتخاب می‌کند و با احتمال پانزده‌درصد بردار جدید به‌صورت تصادفی در محدوده مجاز انتخاب می‌کند. برای هر بردار جدید به‌دست‌آمده باید امتحان شود که آیا لازم است تنظیم قطعات بر روی آن انجام شود، یا خیر. اگر جواب مثبت بود با احتمال PAR همسایه های بالا و پایین نقطه به‌دست‌آمده را مورد بررسی قرار می‌دهند.

$$R_t^{new} \leftarrow R_t^{new} \pm rand(0,1) * bw \quad (۴)$$

اما اگر جواب منفی باشد، با احتمال PAR -1 کاری انجام نمی‌دهند. در اینجا bw فاصله اختیاری برای پهنای بررسی و rand(0,1) عددی تصادفی بین صفر و یک هستند.

## ۳-۴- گام چهارم: جدیدکردن حافظه هارمونی

اگر هارمونی جدید تولیدشده بهتر از بدترین هارمونی موجود در حافظه هارمونی باشد، جایگزین آن در حافظه می‌شود و به این ترتیب هارمونی بدتر از حافظه خارج می‌شود؛ اما اگر هارمونی جدید بهتر از بدترین هارمونی موجود در حافظه نباشد، در این صورت بدون هیچ جایگزینی الگوریتم وارد تکرار بعدی می‌شود.

## ۳-۵- گام پنجم: بررسی معیار توقف

گام سوم و چهارم آنقدر تکرار می‌شوند تا شرط توقف ارضا شود. به این ترتیب آخرین بردار به‌دست‌آمده در الگوریتم جواب مسئله است. بدیهی است که در هر مسئله بهینه‌سازی مقدار پارامترهای HMCR، HMS، PAR، bw و تعداد بیشینه تکرارها متفاوت خواهد بود. همچنین تعیین دقیق آن‌ها تأثیر زیادی بر روی هم‌گرایی الگوریتم

[1] Harmony Memory Size
[2] Harmony Memory Considering Rate
[3] Pitch Adjusting Rate
[4] Number of Improvisations



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-12-31 ]
[ DOI: 10.61186/jsdp.20.3.47 ]

دارد ؛لذا لازم است در هر مسئله بهینه‌سازی بر روی این پارامترها آنالیز حساسیت انجام شود. به‌طورمعمول مقدار HMCR را در محدوده ۰.۹ تا ۰.۹۹ در نظر می‌گیرند؛ اما در بیشتر مسائل با ۰.۹۵ مقدار بهینه به‌دست می‌آید. اندازه حافظه هارمونی HMS در محدوده ۵ تا ۵۰ در نظر گرفته می‌شود، این پارامتر به تعداد متغیرهای تصمیم وابسته است، هرچه اندازه حافظه هارمونی بزرگ‌تر باشد، مسئله از نظر ابعادی بزرگ می‌شود؛ بنابراین بیشتر سعی می‌کنند این پارامتر کوچکتر انتخاب شود. احتمال بررسی تنظیم قطعات PAR را به‌طورمعمول بین ۰.۳ تا ۰.۹۹ در نظر می‌گیرند، البته با توجه به مسئله مورد نظر ممکن است، کمتر از این محدوده را هم در نظر بگیرند.

## ۴- روش پیشنهادی

در این بخش قصد داریم الگوریتم جدید و پیشنهادی خود را که از الگوریتم بهینه‌سازی و مبتنی بر جمعیت جستجوی هارمونی مشتق شده‌است معرفی کنیم. قبل از اینکه به بیان جزئیات الگوریتم جدید خود بپردازیم لازم است توضیحات اولیه‌ای در مورد نحوه برخورد با نسخه اصلی الگوریتم هارمونی و تغییر آن به‌شکل مناسب، توضیحاتی ارائه شود. همان‌طور که اشاره شد، نسخه اصلی الگوریتم جستجوی هارمونی برای محیط‌های پیوسته تعریف و طراحی شده‌است. به این معنی که در یک فضای جستجو که بر اساس مشخصات صورت مسئله تعریف می‌شود، دامنه‌ای برای مقداردهی هر یک از متغیرهای مسئله تعریف می‌شود و هنگام مقداردهی اولیه و نیز تولید راه‌حل های جدید در حلقه اصلی الگوریتم مقادیر هرکدام از پارامترها در این بازه‌های از پیش تعریف‌شده بایستی قرار بگیرد و کنترل می‌شود که مقادیر متغیرها از این بازه‌ها پاریز یا سرریز نشود. همچنین مقادیر جدیدی که در حلقه اصلی الگوریتم برای راه‌حل های جدید تولید می‌شود، با عملگرهایی انجام می‌گیرد که این عملگرها برای مسائل پیوسته تعریف شده‌اند و قادر هستند که هر مقداری در بازه تعریف‌شده در فضای جستجو را به یک مقدار مجاز در همان بازه تغییر دهند. برای طراحی الگوریتم جدید خود، بایستی چند نکته را در نظر بگیریم. با توجه به اینکه هدف از ارائه الگوریتم جدید حل مسئله تشخیص جامعه یا انجمن هر گره‌ای است که به آن تعلق دارد، ازاین‌رو برای هر گره بایستی یک جامعه را به‌طور مشخص تعیین کنیم. هر جامعه را می‌توان به‌صورت یک خوشه در نظر گرفت و ازاین‌رو هر خوشه دارای یک شمارهٔ مشخصه است که نشان‌دهنده هر خوشه به‌صورت متمایز است. ازاین‌رو الگوریتم جدید برای هر گره بایستی یکی از این اعداد مشخصه خوشه‌ها را تعیین کند. از آن‌جایی که یکی از این مقادیر خوشه‌ها را می‌توان در یک بازه نمایش داد، پس الگوریتم ما بایستی قادر باشد که تنها با یکی از اعضای این مجموعه کار کند و مقادیر خارج از این مجموعه و نیز مقادیر بین مقداری را تولید نکند. به‌عنوان مثال اگر ما سه جامعه یا خوشه داشته باشیم، پس مجموعه فضای جستجوی ما به شکل {1,2,3} نمایش داده خواهد شد و الگوریتم جدید فقط بایستی با یکی از این مقادیر برای مقدار دهی به هر گره استفاده کند و مقادیری مثل 4 یا 1.5 بی‌معنی خواهد بود.

الگوریتم جدید IHSNCD[1] نام دارد. جزئیات الگوریتم پیشنهادی IHSNCD در شکل (۲) نشان داده شده‌است. ابتدا مطابق با تمام الگوریتم‌های بهینه‌سازی، بایستی مرحله تعریف اولیه را داشته باشیم که شامل تعریف ساختمان داده‌های مورد نیاز و نیز نحوه مقداردهی آنها می‌شود. متغیرها، پارامترهای کنترلی و ساختمان داده‌های مورد نیاز به شرح زیر هستند:

ساختار HM: این ساختار مجموعه راه‌حل های موجود در الگوریتم پیشنهادی را شامل می‌شود که به‌شکل یک ماتریس دوبعدی تعریف می‌شود. تعداد سطرهای این ساختار با HMS مشخص می‌شود که نشان دهنده تعداد راه‌حل ها است. تعداد ستون‌ها نیز با D تعیین می‌شود که این مقدار با توجه به‌صورت مسئله تعیین می‌شود. نمایش مفهومی‌ساختار HM در شکل (۳) نشان داده شده‌است.

پارامترهای کنترلی HMCR، PAR، و bw: همانند نسخه اصلی الگوریتم جستجوی هارمونی، برای تولید راه‌حل های جدید در IHSNCD نیز از این سه استفاده خواهیم کرد.

مقداردهی اولیه: بعد از تعریف مجموعه جواب‌های که هر یک از ابعاد راه‌حل ها می‌توانند با یکی از آنها مقداردهی شوند، تمام HMS راه‌حل موجود در HM بایستی مقداردهی شوند. فرض کنید تمام مقادیر تعریف‌شده به شکل مجموعه زیر باشد:

Possible_Values = {1,2,…,N}

که N بیشینه مقداری است که یک بعد از هر راه‌حل ی می‌تواند داشته باشد. به این شکل، هر یک از راه‌حل ها با شبه‌کد شکل (۴) مقداردهی اولیه می‌شوند.

[1] Improved Harmony Search for Network Community Detection



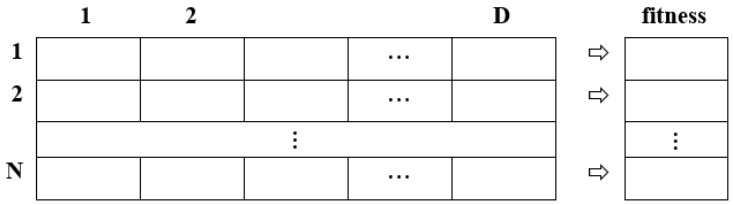
[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-12-31 ]

[ DOI: 10.61186/jsdp.20.3.47 ]

```
1. Initialization;
2. Evaluate Candidate Solutions;
3. Produce New Solutions in MaxCycle Iteration:
for j=1 to D  do
        3.1 if rand(0,1) < HMCR
                Choose NewSol(j) from randomly Selected Solution ind;
                3.2 if rand(0,1) < PAR then
                        Change Current Value of NewSol(j);
        3.3 else
                ReInitialize NewSol(j) from Set {1,2,…,N};
end
Evaluate NewSol;
if NewSol is better than the Worst Solution in HM then
        Replace it.
Return to 3.
4. Choose the best Solution as the final Result.
```

**(شکل-۲): شبه‌کد الگوریتم جدید پیشنهادی IHSNCD**

**Figure 2: Pseudocode of the proposed IHSNCD algorithm**




**(شکل-۳): مجموعه راه‌حل های منتخب و ارزیابی مقدار شایستگی آنها**

**Figure 3: The set of selected solutions and evaluation of their merit value**

```
for i=1 to HMS do
  for j=1 to D do
    Select value of HM(i,k) randomly from set {1,2,…,N}.
  end;
end
```

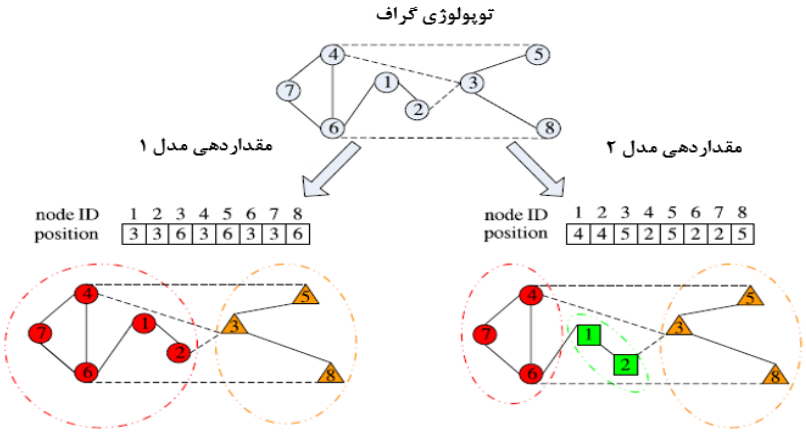
**(شکل-۴): نحوه مقداردهی اولیه راه‌حل ها در الگوریتم پیشنهادی**

**Figure 4: How to initialize the solutions in the proposed algorithm**

دقت کنید که هر یک از ابعاد معادل با یک گره است که می‌تواند عضو یکی از N خوشه موجود در شبکه باشد. اگر مقدار هر یک از ابعاد HM(i,j) و HM(i,k) مساوی باشد، به این معنی است که دو گره j و k از راه‌حل i-ام متعلق به یک خوشه هستند. به مثال شکل ۵ توجه کنید. همان‌طور که در این شکل دیده می‌شود، براساس گره‌های موجود در شبکه، و نیز با مشخص‌بودن تعداد خوشه‌ها می‌توانیم ترکیبات مختلفی از قرارگرفتن گره‌ها در خوشه‌ها را داشته باشیم. این ترکیبات در ابتدا به‌صورت تصادفی تولید می‌شوند. بردارهایی که در این شکل به‌عنوان نمونه نشان داده شده‌اند هر کدام جواب‌های اولیه‌ای برای این مسئله هستند؛ زیرا تعیین می‌کنند که هر کدام از گره‌ها به کدام شبکه متعلق است. بعد از مقداردهی اولیه، نوبت به ارزیابی راه‌حل های اولیه می‌رسد. در این حالت، بر اساس تابع ارزیابی که به‌طورمستقیم از تعریف صورت مسئله نشأت می‌گیرد و با هدف حل مساله در ارتباط است، میزان شایستگی راه‌حل های اولیه که به‌صورت تصادفی مقدار گرفته‌اند مشخص می‌شود. میزان شایستگی هر راه‌حل در برداری به نام شایستگی یا Fitness قرار می‌گیرد.

[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-12-31 ]

[ DOI: 10.61186/jsdp.20.3.47 ]




**(شکل-۵): نمونه ای از دو مقداردهی اولیه متفاوت راه‌حل ها با توجه به تعداد گره‌ها و خوشه ها**

**Figure 5: An example of two different initialization of solutions according to the number of nodes and clusters**

سپس به مرحله اصلی الگوریتم می‌رسیم. در این مرحله به تولید راه‌حل های جدید خواهیم پرداخت. در این مرحله، در یک حلقه تکرار، یک راه‌حل جدید به ازای تمام HMS راه‌حل موجود ساخته می‌شود و بعد از ارزیابی میزان شایستگی آن، اگر بهتر از بدترین راه‌حل موجود در میان مجموعه راه‌حل‌های واقع در HM باشد، جایگزین آن می‌شود. به این ترتیب الگوریتم راه‌حل‌های اولیه را با راه‌حل های بهتر که دارای میزان شایستگی بالاتری هستند، جایگزین می‌کند. راه‌حل جدید در شبه‌کد شکل ۲، NewSol نامیده می‌شود. هر یک از ابعاد راه‌حل جدید NewSol که به تعداد D عدد است، در یک روال مشخص مقداردهی می‌شوند. ابتدا یک عدد تصادفی در بازه [0,1] انتخاب می‌شود و مقدار آن با مقدار پارامتر کنترلی HMCR مقایسه می‌شود. اگر مقدار عدد تصادفی کوچک‌تر از HMCR باشد، مقدار بعد j-ام از راه‌حل جدید به‌طور تصادفی از یکی از HMS راه‌حل موجود انتخاب می‌شود. در غیر این‌صورت، مقدار بعد راه‌حل جدید به‌طور تصادفی از مجموعه {1,2,…,N} برگزیده خواهد شد.

اگر مقدار راه‌حل جدید از یکی از راه‌حل های موجود در HM انتخاب شود، یک عدد تصادفی دیگر در بازه [0,1] انتخاب می‌کنیم و آن را با مقدار PAR مقایسه می‌کنیم. درصورتی‌که مقدار عدد تصادفی از PAR کوچکتر باشد، مقدار فعلی راه‌حل جدید را تغییر می‌دهیم. این تغییر متناسب با مقدار bw خواهد بود. مقدار bw متناسب با تعداد خوشه‌های است که در شبکه وجود دارد. به این شکل، به هر یک از ابعاد راه‌حل جدید که معادل با گره‌های شبکه هستند، این امکان را می‌دهیم که از خوشه فعلی جدا شده و در خوشه دیگری قرار گیرند؛ بنابراین، به‌دنبال تنوع در ترکیبات مختلفی هستیم که گره‌ها را در خوشه‌های مختلف مورد آزمایش قرار دهد تا به بهترین پیکربندی خوشه‌ها که همان جوامع یا انجمن‌ها هستند، برسیم.

چندین کار پژوهشی مختلف برای حل مسئله تشخیص انجمن‌ها در شبکه‌های مختلف ارائه شده‌است که بیشتر آنها بر پایه الگوریتم جمعیت ذرات بوده است. در اینجا می‌خواهیم به تفاوت‌های الگوریتم جدید IHSCND با کلیات روش‌های مبتنی بر الگوریتم PSO[1] بپردازیم. نخستین نکته‌ای که بایستی مورد توجه قرار گیرد، این است در الگوریتم اصلی جستجوی هارمونی و نیز الگوریتم پیشنهادی، در هر تکرار تولید راه‌حل جدید، به‌ازای تمام راه‌حل‌های موجود در HM که با HMS مشخص می‌شود، تنها یک راه‌حل جدید تولید می‌شود. درصورتی‌که در الگوریتم‌های مبتنی بر PSO، به‌ازای هر راه‌حل موجود، یک راه‌حل جدید ساخته می‌شود. همچنین، در الگوریتم جدید پیشنهادی، اگر راه‌حل جدید بهتر از بدترین راه‌حل موجود در مجموعه راه‌حل‌ها باشد، جایگزین آن خواهد شد. درحالی‌که در PSO راه‌حل جدید بدون پیش شرطی جایگزین راه‌حل فعلی می‌شود. در الگوریتم PSO، بیشتر روال کار بر تأثیرپذیری از سابقه راه‌حل‌های تولیدشده استوار است که در قالب بهترین نقطهٔ دیده‌شده برای هر راه‌حل و نیز بهترین کل راه‌حل‌ها استوار است، درحالی‌که در جستجوی هارمونی سعی می‌شود با استفاده از مقادیر فعلی راه‌حل ها و تغییر آنها و نیز استفاده از فضای جستجو، به تولید راه‌حل‌های جدید پرداخته شود.

[1] Particle swarm optimization

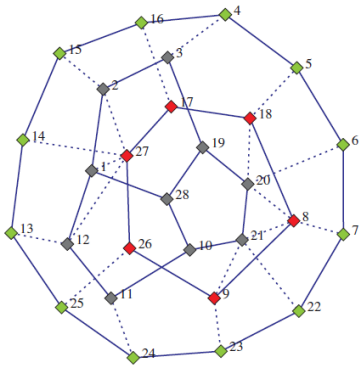


[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-12-31 ]

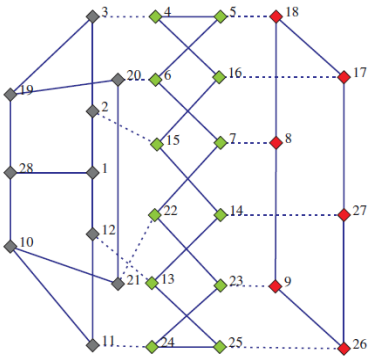
[ DOI: 10.61186/jsdp.20.3.47 ]

## ۵- ارزیابی و مقایسه

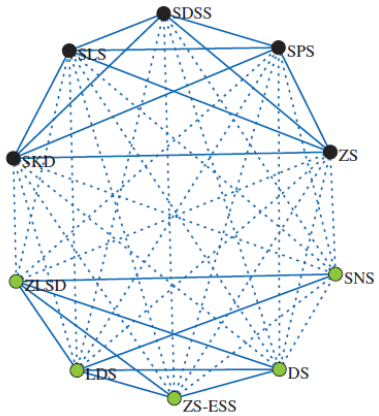
پس از پیاده‌سازی روش پیشنهادی با جاوا، از دو نوع شبکه مختلف برای ارزیابی و مقایسه آن با روش‌های قبلی استفاده شده‌است. در نوع نخست، دو شبکه که به‌صورت مصنوعی ساخته شده‌اند، برای مقایسه الگوریتم‌ها، مورد استفاده قرار می‌گیرند. در هر یک از این شبکه‌ها، در مجموع ۲۸ گره وجود دارد که در سه خوشه بخش‌بندی شده‌اند [15]. همچنین، دو شبکه دنیای واقعی به نام‌های SPP[16] و GGS[17] به‌صورت بنچمارک برای آزمایش انتخاب شده‌اند. این شبکه‌ها به‌ترتیب ۱۰ و ۱۶ گره دارند. با توجه به تعداد محدود گره‌ها در این چهار شبکه، نحوه پیکربندی گره‌ها و یال‌های بین آن‌ها را می‌توان در شکل (۶) دید. در بخش‌های مختلف این شکل همچنین انجمن‌ها یا جوامع با رنگ‌های مختلف نشان داده شده‌اند.



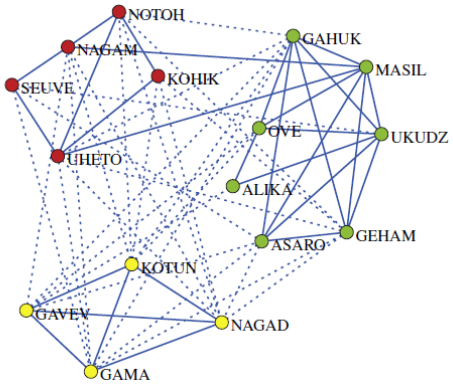
الف) شبکه مصنوعی شماره ۱



ب) شبکه مصنوعی شماره ۲




ج) شبکه واقعی SPP




د) شبکه واقعی GGS

(شکل- ۶): پیکربندی و ساختار کلی شبکه‌های مورد استفاده در آزمایش‌ها

**Figure 6: Configuration and general structure of the networks used in the experiments**

تنظیمات لازم برای اجرای الگوریتم پیشنهادی IHSCND به‌صورت زیر است:

HMCR: 0.75,PAR: 0.25,bw: 0.5 * N,HMS: 100,MaxCycle: 100,Runs: 30.

برای آزمایش‌ها از دو معیار مختلف که در پژوهش‌های قبلی به کار رفته اند، استفاده شده‌است که در اینجا به تشریح آن‌ها می‌پردازیم. معیار نخست SQ است که به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$SQ = \frac{1}{2w^{+}+2w^{-}}\sum_{i,j}\left(w_{i,j} - \left(\frac{w_i^{+}w_j^{+}}{2w^{+}} - \frac{w_i^{-}w_j^{-}}{2w^{-}}\right)\right)(\delta(i,j)) \qquad (۵)$$

که $w_{i,j}$، وزن ماتریس مجاورت علامت‌گذاری شده‌است، $w_i^{+}$ ($w_i^{-}$) بر مجموع تمامی وزن‌های مثبت (منفی) گره i دلالت می‌کند. اگر گره‌های i و j در گروه یکسانی باشند، $\delta(i,j) = 1$ در غیر این‌صورت مقدار آن 0 خواهد بود. هر چقدر که مقدار SQ بیشتر باشد، به این معنی است که جداسازی ساختار انجمنی به شکل مناسبی انجام گرفته است. مهم‌ترین معیار برای ارزیابی راه‌حل های پیشنهادی Normalized Mutual Information نام دارد که به‌اختصار NMI نیز نامیده می‌شود:

$$NMI = \frac{-2\sum_{i=1}^{C_A}\sum_{j=1}^{C_B} C_{ij}\log\left(\frac{C_{ij}N}{C_{i.}C_{j}}\right)}{\sum_{i=1}^{C_A} C_{i.}\log\left(\frac{C_i}{N}\right)+\sum_{j=1}^{C_B} C_{.j}\log\left(\frac{C_j}{N}\right)} \qquad (۶)$$

که N تعداد گره‌های شبکه است، C نیز ماتریس درهم‌ریختگی است. $C_{ij}$ برابر با تعداد گره‌هایی است که

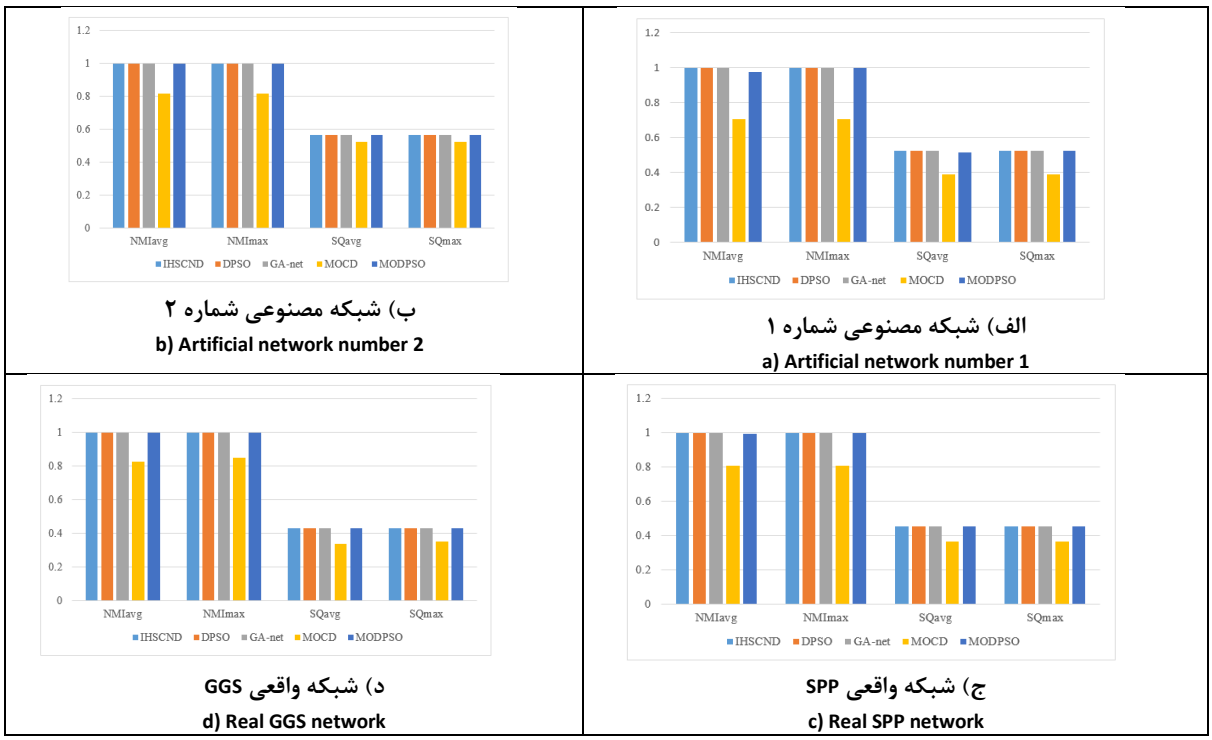
[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-12-31 ]

[ DOI: 10.61186/jsdp.20.3.47 ]

با اجتماع i در پارتیشن A و اجتماع j در پارتیشن B به اشتراک گذاشته شده‌است. $C_A$ (و یا $C_B$) تعداد خوشه‌های موجود در پارتیشن $A$ (و یا $B$) است. $C_{i.}$ (و یا $C_{.j}$) مجموع اعضای $C$ در سطر i (و یا ستون j) است. اگر $NMI\ (A,B)$ = 1 گفته می‌شود که A و B یکسان هستند. برای مقایسه کارایی روش پیشنهادی، چهار الگوریتم دیگر انتخاب شده‌اند. این الگوریتم‌ها به‌ترتیب DPSO [5]، GA-net [22]، MOCD [23]، و MODPSO [24] نامیده می‌شوند. الگوریتم DPSO ، بر اساس نحوه عملکرد الگوریتم جمعیت ذرات، یک نسخه گسسته برای حل مسئله خوشه‌بندی گره‌ها در شبکه‌های ارتباطی ارائه می‌دهد. الگوریتم Ga-net و MOCD از الگوریتم ژنتیک به‌منظور تولید راه‌حل های اولیه و حرکت به سمت جواب بهینه به‌کمک عملگرهای رایج ژنتیک چون جهش و تقاطع بهره می‌برند، اما رویکردهای متفاوتی برای حل مسئله دارند. الگوریتم MODPSO هم بر مبنای الگوریتم محبوب بهینه‌سازی ذرات به‌منظور تولید راه‌حل‌های اولیه و رسیدن به جواب بهینه بهره می‌برد؛ بنابراین چهار الگوریتم انتخاب‌شده از نظر ساختاری مشابه الگوریتم پیشنهادی هستند که در بخش سوم توصیف شد و به‌کمک این چهار الگوریتم می‌توان کارایی الگوریتم پیشنهادی را مورد بررسی و آزمایش قرار داد.

ساخت خوشه‌های با هدف بیشینه‌کردن کمیت‌هایNMI و SQ که از مهم‌ترین معیارهای مناسب‌بودن راه‌کارهای مختلف است، مهمترین هدف در بیان این مسئله است. نتایج به‌دست‌آمده از الگوریتم پیشنهادی IHSCND و چهار الگوریتم دیگر بر روی دو شبکه مصنوعی و دو شبکه دیگر یادشده در بخش‌های مختلف شکل (۷) نشان داده شده‌است. همچنین جدول (۱) مقادیر به‌دست‌آمده توسط هر متناظر با هر بخش شکل (۷) را نمایش می‌دهد. در این جدول همچنین تعداد خوشه‌های محاسبه شده توسط هر الگوریتم را مشخص می‌کند.

نتایج نشان داده شده در بخش الف شکل (۷) و همچنین جزئیات آن در بخش الف جدول (۱) که برای شبکه مصنوعی شماره ۱ است، نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی IHSCND در مقایسه با روش‌های دیگر کارایی مناسبی دارد. بر اساس معیار NMI، این الگوریتم توانسته است در کنار الگوریتم‌هایDPSO ، GA-net، و MODPSO به مقدار یک برسد؛ همچنین سه خوشه نیز بر اساس این الگوریتم‌ها شناسانده شده‌است. الگوریتم MOCD کارایی پایین‌تری نسبت به الگوریتم جدید IHSCND و نیز دیگر الگوریتم‌های مورد استفاده دارد. همچنین الگوریتم MOCD، هشت خوشه را در شبکه مورد نظر تشخیص داده است. بر اساس معیار SQ نیز الگوریتم پیشنهادی IHSCND به مقدار 0.5213 رسیده است که در کنار الگوریتم‌هایDPSO ، GA-net، و MODPSO، مقداری بهتر از مقدار 0.3890 به‌دست‌آمده از MOCD را دارد.




الف) شبکه مصنوعی شماره ۱
a) Artificial network number 1

ب) شبکه مصنوعی شماره ۲
b) Artificial network number 2

ج) شبکه واقعی SPP
c) Real SPP network

د) شبکه واقعی GGS
d) Real GGS network

(شکل- ۷): نمودار مقایسه نتایج به‌دست‌آمده از الگوریتم‌ها روی شبکه‌های مصنوعی و واقعی
**Figure 7: Comparison chart of the results obtained from the algorithms on artificial and real networks**

[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-12-31 ]
[ DOI: 10.61186/jsdp.20.3.47 ]

**جدول ۱: مقایسه نتایج به‌دست‌آمده از الگوریتم‌ها بر روی شبکه‌های مختلف**

**Table 1: Comparison of the results obtained from the algorithms on different networks**

| Algorithm | $SQ_{max}$ | $SQ_{avg}$ | $NMI_{max}$ | $NMI_{avg}$ | Cluster |
|---|---|---|---|---|---|
| IHSCND | 0.5213 | 0.5213 | 1 | 1 | 3 |
| DPSO | 0.5213 | 0.5213 | 1 | 1 | 3 |
| GA-net | 0.5213 | 0.5213 | 1 | 1 | 3 |
| MOCD | 0.3890 | 0.3890 | 0.7057 | 0.7057 | 8 |
| MODPSO | 0.5213 | 0.5112 | 1 | 0.9742 | 3 |

**الف) شبکه مصنوعی شماره ۱**

**a) Artificial network number 1**

| Algorithm | $SQ_{max}$ | $SQ_{avg}$ | $NMI_{max}$ | $NMI_{avg}$ | Cluster |
|---|---|---|---|---|---|
| IHSCND | 0.5643 | 0.5643 | 1 | 0.9983 | 3 |
| DPSO | 0.5643 | 0.5643 | 1 | 1 | 3 |
| GA-net | 0.5643 | 0.5643 | 1 | 1 | 3 |
| MOCD | 0.5214 | 0.5214 | 0.8184 | 0.8184 | 5 |
| MODPSO | 0.5643 | 0.5643 | 1 | 0.9959 | 3 |

**ب) شبکه مصنوعی شماره ۲**

**b) Artificial network number 2**

| Algorithm | $SQ_{max}$ | $SQ_{avg}$ | $NMI_{max}$ | $NMI_{avg}$ | Cluster |
|---|---|---|---|---|---|
| IHSCND | 0.4547 | 0.4547 | 1 | 1 | 2 |
| DPSO | 0.4547 | 0.4547 | 1 | 1 | 2 |
| GA-net | 0.4547 | 0.4547 | 1 | 1 | 2 |
| MOCD | 0.3634 | 0.3634 | 0.8047 | 0.8047 | 3 |
| MODPSO | 0.4547 | 0.4547 | 1 | 0.9949 | 2 |

**ج) شبکه واقعی SPP**

**c) Real SPP network**

| Algorithm | $SQ_{max}$ | $SQ_{avg}$ | $NMI_{max}$ | $NMI_{avg}$ | Cluster |
|---|---|---|---|---|---|
| IHSCND | 0.4310 | 0.4310 | 1 | 1 | 3 |
| DPSO | 0.4310 | 0.4310 | 1 | 1 | 3 |
| GA-net | 0.4310 | 0.4310 | 1 | 1 | 3 |
| MOCD | 0.3511 | 0.3375 | 0.8482 | 0.8262 | 5 |
| MODPSO | 0.4310 | 0.4310 | 1 | 1 | 3 |

**د) شبکه واقعی GGS**

**d) Real GGS network**

با توجه به بخش ب شکل (۷) و جزئیات آن در بخش ب جدول (۱)، نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد الگوریتم پیشنهادی IHSCND بر روی شبکه مصنوعی ۲ به‌خوبی دیگر روش‌ها یا بهتر از آنها عمل می‌کند. بهترین مقدار برای معیار NMI، ۱ است که برای الگوریتم‌های DPSO، GA-net، و MODPSO نیز همین مقدار به‌دست آمده است. ولی میانگین مقادیر به‌دست‌آمده 0.9983 است که در دو الگوریتم DPSO و GA-net، 1 به‌دست آمده است و در MODPSO نیز 0.9959 است. همچنین برای MOCD نیز مقدار 0.8184 به‌دست آمده است که برای معیار یادشده بدترین نتیجه است. همچنین این الگوریتم (۵) خوشه به‌دست آورده‌است که تمام الگوریتم‌های دیگر به سه خوشه رسیده‌اند. بر اساس معیار SQ نیز الگوریتم پیشنهادی IHSCND به مقدار 0.5643 رسیده است که در کنار الگوریتم‌هایDPSO ، GA-net، و MODPSO، بهتر از مقدار 0.5214 به‌دست‌آمده از MOCD است.

با توجه به بخش ج شکل (۷) و جزئیات این آزمایش در بخش ج جدول (۱)، نتایج به‌دست‌آمده بر روی شبکه SPP نشان می‌دهد الگوریتم پیشنهادی IHSCND در هر دو معیار NMI و SQ کارکرد خوبی دارد. این الگوریتم توانسته است در معیار NMI به مقدار ۱ برسد که در کنار الگوریتم‌هایDPSO ، GA-net، و MODPSO به بهترین مقدار رسیده است. الگوریتم MODPSO در میانگین به مقدار 0.9949 رسیده است.

همچنین برای معیار SQ به مقدار 0.4547 رسیده‌ایم که در مقایسه با سه الگوریتم یادشده نتایج مشابهی به‌دست‌آمده است. الگوریتم MOCD ضعیف ترین عملکرد را دارد و برای دو معیار یادشده به‌ترتیب مقادیر 0.8047 و 0.3634 را کسب کرده که بدترین نتیجه در بین دیگر الگوریتم‌ها است؛ همچنین این الگوریتم سه خوشه شناسایی کرده است؛ درحالی‌که دیگر الگوریتم‌ها دو خوشه را به‌دست آورده‌اند.

بخش د شکل (۷) و مقادیر متناظر آن در بخش د جدول (۱) نتایج به‌دست‌آمده بر روی شبکه GGS را نشان می‌دهند. هر چهار الگوریتم جدید IHSCND، DPSO، GA-net، و MODPSO برای NMI، SQ، و تعداد خوشه به مقادیر 1، 0.4310، و 3 خوشه رسیده‌اند. این درحالی است که الگوریتم MOCD برای این سه معیار به‌ترتیب به مقادیر 0.8262، 0.3375، و 5 خوشه رسیده است که هر سه مقدار، نتایج بدتری نسبت به دیگر الگوریتم‌ها هستند.

همان‌طور که در بخش‌های مختلف شکل (۷) می‌توان دید، نتایج به‌دست‌آمده برای آزمایش‌های که بر روی دو شبکه واقعی و دو شبکه مصنوعی انجام شده‌است چند واقعیت را مشخص می‌کند. نخست همان‌طور که نتایج نشان می‌دهد، الگوریتم جدید دارای کارکرد مناسبی است. یعنی نسبت به سایر الگوریتم‌ها نتایج مشابه و در مواردی نتایج بهتری تولید می‌کند. مهم‌ترین علت این اتفاق، این است که الگوریتم جدید جستجوی



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-12-31 ]

[ DOI: 10.61186/jsdp.20.3.47 ]

هارمونی می‌تواند راه‌کارهای متنوع و کارایی را تولید کند. هر چقدر که یک الگوریتم بتواند راه‌کارهای جدید و متنوعی را تولید کند و قادر باشد فضای جستجو را به بهترین شکل پیمایش کند و به‌دنبال بهترین راه‌حل‌های ممکن باشد، ازاین‌رو تنوع را در تولید راه‌حل‌های جدید خواهد داشت و تنوع بیشتر منجر به افزایش کارایی الگوریتم می‌شود.

## ۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله، به‌دنبال ارائه راه‌حلی برای حل مسئله تشخیص ساختارهای اجتماعی یعنی جوامع یا انجمن‌ها در شبکه‌های اجتماعی بودیم. این شبکه‌ها کاربرد فراوانی در ایجاد سامانه‌های ارتباطی مختلف و به‌خصوص شبکه‌های اجتماعی دارند. ازاین‌رو، اهمیت فراوانی در علوم رایانه پیدا کرده‌اند و تلاش می‌شود راه‌کارهای مناسبی برای ایجاد این نوع شبکه‌ها ارائه شود. راه‌کار مناسب به شکل تشخیص و ایجاد خوشه‌های از گره‌های است که دارای ارتباطات قوی باهمدیگر بوده و در عین حال بتواند ارتباطات ضعیف‌تری بین گره‌های خوشه‌های مختلف ایجاد کند. با توجه به این‌که به‌دنبال بیشینه‌کردن معیار ارزیابی برای ساخت خوشه‌های شبکه هستیم، ازاین‌رو با یک مسئله بهینه‌سازی مواجه هستیم. الگوریتم‌های بهینه‌سازی دسته‌ای از روش‌های مبتنی بر جمعیت هستند که با مجموعه‌ای از راه‌حل‌ها سعی در یافتن بهترین جواب ممکن برای مسئله را دارند. این الگوریتم‌ها با همکاری مجموعه راه‌حل‌های موجود و تولید راه‌حل‌های جدید، به‌دنبال رسیدن به بهترین نتیجه ممکن هستند. یکی از الگوریتم‌های که در سال‌های اخیر مورد توجه قرار گرفته است، الگوریتم جستجوی هارمونی است. این الگوریتم سعی می‌کند نحوه ساخت قطعات موسیقی در دنیای واقعی را شبیه‌سازی کند.

در این مقاله، با الهام از نحوه عملکرد نسخه اصلی الگوریتم جستجوی هارمونی که برای محیط‌های پیوسته است، یک الگوریتم جدید برای مسئله خوشه‌بندی و تشخیص ساختار در شبکه‌های اجتماعی طراحی شده‌است که IHSCND نام دارد. این الگوریتم سعی می‌کند با تکیه بر عملگرهای مختلف، نسخه گسسته مناسبی را ارائه دهد تا برای حل مسئله مورد نظر قابل اجرا باشد. برای ارزیابی روش پیشنهادی، آزمایش‌های مختلفی بر روی چندین شبکه مختلف انجام شده‌است. این شبکه‌ها به‌صورت استاندارد در کارهای پژوهشی گذشته مورد استفاده قرار گرفته اند. دو شبکه به‌صورت مصنوعی طراحی شده‌اند و دو شبکه نیز به‌صورت واقعی وجود دارند. نتایج برای معیارهای NMI، SQ، و نیز تعداد خوشه‌های ساخته‌شده به‌دست‌آمده‌اند و با چهار الگوریتم دیگر که در این حیطه شناخته‌شده هستند، مورد مقایسه قرار گرفته‌اند. نتایج مقایسه، نشان می‌دهند الگوریتم جدید و پیشنهادی IHSCND، برای معیارهای یادشده برتری نسبی نسبت به دیگر الگوریتم‌ها دارد یا دست‌کم نتایج مشابهی تولید می‌کند. مهم‌ترین دلیلی که می‌توان برتری نسبی الگوریتم پیشنهادی (یا کمینه کارایی مناسب آن) را توجیه کرد، قدرت جستجوی بهتر فضای جستجو است که منجر به کشف نقاط امیدبخش تر و تولید راه‌حل های بهتر است. راه‌حل جدید قادر است از نتایجی که تا به حال تولید شده‌است استفاده کند. همچنین می‌تواند فضای جستجو را نیز اکتشاف کرده و مقادیری را که در راه‌حل‌های فعلی وجود ندارد، کشف کند. براساس پارامترهای مختلف نیز قادر است تا مقادیر فعلی را به سمت دیگر مقادیر ممکن سوق دهد و به این شکل امکان تولید راه‌حل‌های متنوع‌تر و با شایستگی بیشتر را فراهم کند. در آینده قصد داریم از روش‌های بهینه‌سازی فراابتکاری جدید مانند الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری و کرم شب‌تاب به‌منظور شناسایی بهتر انجمن‌ها در شبکه‌های اجتماعی استفاده کنیم. درنظرگرفتن پیوندهای ضعیف‌تر و حذف تأثیر پیوندهای نوفه‌ای به‌منظور تشخیص دقیق‌تر انجمن‌ها، از دیگر زمینه‌های پژوهشی آینده است.

## ۷- مراجع 7- Refrence


[1] L. Wang, Y. Xu, Y. Mao, M. Fei, "A Discrete Harmony Search Algorithm," LSMS/ICSEE 2010, Part II, CCIS 98, © Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp. 37–43, 2010.

[2] M.Girvan, and M.E.J. "Newman, Community structure in social and biological networks," Proc. Natl. Acad. Sci. USA 99 (12): Doi: 10.1073/pnas.122653799. 2002, pp. 7821–7826.

[3] S. Fortunato, "Community detection in graphs," Physics Reports 486, pp. 75–174. 2010.

[4] K. Steinhaeuser, N.V. Chawla, "Identifying and evaluating community structure in complex networks," Pattern Recognition Letters, Vol. 31, Issue 5, pp. 413–421, 2010.

[5] Q. Cai, M. Gong, B. Shen, L. Ma, L. Jiao, "Discrete Particle Swarm Optimization for Identifying Community Structures in Signed Social Networks," 2014.



[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-12-31 ]



[ DOI: 10.61186/jsdp.20.3.47 ]

[6] J. Kennedy, R. Eberhart, "Particle swarm optimization," In: Proceedings of 1995 IEEE International Conference on Neural Networks. Vol. 4. pp. 1942-1948, 1995.
[7] F. D., Malliaros, M. Vazirgiannis, "Clustering and community detection in directed networks: A survey," Phys. Rep. 533 (4): 95–142, 2013.
[8] Z.W., Geem," A New Heuristic Optimization Algorithm: Harmony Search," Simulation, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, vol. 76, no. 2, pp. 60–68, 2001.
[9] K. S. Lee, Z. W. Geem, "A new meta-heuristic algorithm for continuous engineering optimization: harmony search theory and practice," Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, vol. 194, pp. 3902-3933, 2004.
[10] Z. W. Geem, "Music-Inspired Harmony Search Algorithm, Theory and Applications," Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Vol. 191, 2009.
[11] M. A. Porter, J. P. Onnela, P.J. Mucha, "Communities in Networks," Not. Amer. Math. Soc. Vol. 56(9): pp. 1082–1097, 2009.
[12] M.E.J. Newman, "Fast algorithm for detecting community structure in networks," Phys. Rev. E 69 (6): 066133. 2004.
[13] M. E. J. Newman, "Detecting community structure in networks," Eur. Phys. J. B Vol. 38 (2): pp. 321–330, 2004.
[14] A. Lancichinetti, S. Fortunato, and F. Radicchi, "Benchmark graphs for testing community detection algorithms," *Phys. Rev. E*, Vol. 78 (4): 046110, 2008.
[15] Bo, Yang, K. William Cheung, and L. Jiming, "Community mining from signed social networks," Knowledge and Data Engineering, *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, Vol. 19(10), 1333-1348, 2007.
[16] A. Ferligoj, and A. Kramberger, "An analysis of the slovene parliamentary parties network," *Developments in statistics and methodology*, pp.209-216, 1996.
[17] R. Milo, S. Shen-Orr, S. Itzkovitz, N. Kashtan, D. Chklovskii, and U. Alon, "Network motifs: simple building blocks of complex networks," *Science*, *298*(5594), pp. 824-827, 2002.
[18] K. Oda, T. Kimura, Y. Matsuoka, A. Funahashi, A., M. Muramatsu, and H. Kitano, "Molecular interaction map of a macrophage," *AfCS Research Reports*, *2*(14), pp. 1-12, 2004.
[19] K. Oda, Y. Matsuoka, A. Funahashi, and H. Kitano, "Comprehensive pathway map of epidermal growth factor receptor signaling," *Molecular systems biology*, *1*(1), pp. 2005-0010, 2005.
[20] E. Read, Kenneth. "Cultures of the central highlands, New Guinea."Southwestern Journal of Anthropology: pp. 1-43, 1954.
[21] S. Shen-Orr, R. Milo, S. Mangan, and U. Alon, "Network motifs in the transcriptional regulation network of Escherichia coli," *Nature genetics*, *31*(1), pp. 64-68, 2002.
[22] C. Pizzuti, "Ga-net: A genetic algorithm for community detection in social networks," In *International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, Springer, Berlin, Heidelberg, September 2008, pp. 1081-1090.
[23] C. Shi, Z. Yan, Y. Cai, and B. Wu, "Multi-objective community detection in complex networks," *Applied Soft Computing*, *12*(2), pp. 850-859, 2012.
[24] M. Gong, Q. Cai, X. Chen, and L. Ma, "Complex network clustering by multiobjective discrete particle swarm optimization based on decomposition," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, *18*(1), pp. 82-97, 2014.
[25] Z. Li, L. He, and Y. Li, "A novel multiobjective particle swarm optimization algorithm for signed network community detection," *Applied Intelligence*, *44*(3), pp. 621-633, 2016.
[26] S. Gómez, P. Jensen, and A. Arenas, "Analysis of community structure in networks of correlated data," *Physical Review E*, *80*(1), 016114, 2009.
[27] Y. Su, B. Wang, F. Cheng, L. Zhang, X. Zhang, and L. Pan, "An algorithm based on positive and negative links for community detection in signed networks," *Scientific Reports*, *7*(1), 10874, 2017.
[28] K. R.. Žalik, , and B. Žalik, "Multi-objective evolutionary algorithm using problem-specific genetic operators for community detection in networks," *Neural Computing and Applications*, pp. 1-14, 2017.
[29] C. Pizzuti, "Evolutionary computation for community detection in networks: a review," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, *22*(3), pp. 464-483, 2018.
[30] Y. Atay, I. Koc, I. Babaoglu, and H. Kodaz, "Community detection from biological and social networks: A comparative analysis of metaheuristic algorithms," *Applied Soft Computing*, *50*, pp.194-211, 2017.
[31] Y. Dong, M. Luo; J. Li, D. Cai, Q. Zheng, "LookCom: Learning Optimal Network for Community Detection," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 34(2), pp. 764 – 775, 2022.
[32] L Wu, Q Zhang, CH Chen, K Guo, D Wang ," Deep learning techniques for community detection in social networks," *IEEE Access*, 8, pp. 96016 – 96026, 2020.
[33] S Li, L Jiang, X Wu, W Han, D Zhao, Z Wang, "A weighted network community detection algorithm based on deep learning," *Applied Mathematics and Computation*, 401(15), p.126012, 2021.

[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-12-31 ]
[ DOI: 10.61186/jsdp.20.3.47 ]

محمود دی پیر مدرک دکترای خود را در رشته مهندسی کامپیوتر-سامانه‌های نرم‌افزاری و مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی کامپیوتر-نرم‌افزار هر دو از دانشگاه شیراز دریافت کرده است. زمینه‌های پژوهشی ایشان شامل داده‌کاوی، امنیت داده و شبکه است. ایشان دارای مقالات متعددی در مجلات و همایش‌های ملی و بین‌المللی است. همچنین در پروژه‌های پژوهشی و صنعتی متعدد نرم‌افزاری به‌عنوان مجری، مشاور و همکار مشارکت داشته است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

mdeypir@ssau.ac.ir

احسان بیات مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی فناوری اطلاعات گرایش شبکه‌های رایانه‌ای از دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم تحقیقات تهران دریافت کرده است. زمینه پژوهشی ایشان تشخیص انجمن‌ها در شبکه‌های اجتماعی است. ایشان همچنین در زمینه برنامه‌سازی تلفن همراه فعالیت دارد.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

ehsan.bayat70@gmail.com

[ Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2024-12-31 ]

[ DOI: 10.61186/jsdp.20.3.47 ]