

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

محمود دی‌پیر*^۱، احسان بیات^۲

^۱دانشیار، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه هوایی شهید ستاری، تهران، ایران.

^۲دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و پژوهشات، تهران، ایران.

چکیده

شبکه‌های اجتماعی، امروزه نقش مهمی در 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 گره‌های شبکه، و یا به‌عنوان تراکنش‌های بین این اشیا 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 بهینه‌سازی 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 در واقع 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 Bayat²

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

²Islamic 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

* Corresponding author

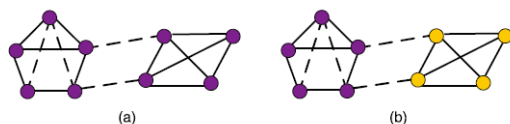
* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

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 to 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.

است که ارتباطات درون هر مجموعه به قوی ترین شکل ممکن است.

شبکه علامت گذاری شده به طور عادی به وسیله گراف علامت گذاری شده ارائه می شود که متشکل از مجموعه ای از گره ها و لبه ها است. لبه ها دارای دو نوع، لبه های مثبت و لبه های منفی هستند. هدف از شناسایی انجمن شبکه علامت گذاری شده، تقسیم شبکه علامت گذاری شده به خوشه های متفاوت، بر اساس اصول معین است. هر خوشه، انجمن نامیده می شود. شکل (۱) مثالی از شبکه علامت گذاری شده را به وسیله ۹ گره و ۱۶ لبه نشان می دهد.



(شکل - ۱): توصیف تصویری از (a) مثالی از یک شبکه

علامت گذاری شده (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

به طور رایج، هیچ تعریف متحدی درباره این که انجمن چیست، وجود ندارد. در حوزه آکادمیک، انجمن به عنوان مجموعه فرعی یک شبکه مورد ملاحظه قرار می گیرد که شرطی را حفظ می کند که تشابهات موجود در انجمن زیاد هستند؛ در حالی که تشابهات بین انجمن های متفاوت کوچک هستند. گونگ و همکارانش [25] شرطی را ارائه دادند که انجمن علامت گذاری شده بایستی آن را ارضا کند. یک شبکه علامت گذاری شده به

۱- مقدمه و بیان مسئله

شبکه اجتماعی نوعی ساختار اجتماعی محسوب می شود که از گره های متعددی تشکیل شده که این گره ها می توانند افراد حقیقی یا سازمان ها باشند. از همه مهمتر اینکه این گره ها، توسط یک یا چند نوع خاص از وابستگی، به یکدیگر متصل اند. وابستگی هایی چون روابط دوستانه، هم شهری بودن، هم وطن بودن، روابط تجاری، روابط اداری و... از جمله همین موارد هستند. تحلیل ساختارهای حاصل، اغلب بر اساس مشخصات رأس ها (افراد عضو در شبکه) و یال ها (نوع رابطه میان افراد) صورت می گیرد. انواع مختلفی از یال ها می تواند میان رأس ها وجود داشته باشد؛ برای مثال دو نفر می توانند با یکدیگر به چند گونه (کاری، خانوادگی، هم دانشگاهی و...) در ارتباط باشند. تعدادی از زمینه های پژوهشی نشان داده که شبکه های اجتماعی در بسیاری از سطوح -از خانواده ها گرفته تا ملت ها- به کار گرفته می شوند و نقش مهمی در تعیین راه حل مسائل، اداره کردن تشکیلات و میزان موفقیت افراد در رسیدن به اهدافشان ایفا می کند. در بحث شبکه های پیچیده، گفته می شود که یک شبکه دارای ساختار ارتباطی است، اگر گره های شبکه بتوانند در مجموعه هایی از گره ها قرار بگیرند، به طوری که هر مجموعه از گره ها با هم ارتباطات مستحکمی داشته باشند [2,3]. این ویژگی شبکه ها در کنار ویژگی های دیگری همانند خاصیت جهان کوچک، انتشار درجه مستحکم و خوشه بندی، از خصوصیات عمومی شبکه های اجتماعی و بیولوژیک هستند [7]. ارتباطات به شکل مجموعه ای از پارتیشن ها

شده‌است. روش پیشنهادی در بخش چهارم مقاله معرفی می‌شود. آزمایش‌های مقایسه‌ای انجام شده روی شبکه‌های مصنوعی و واقعی در بخش پنجم مقاله گزارش و تحلیل شده‌اند. این مقاله در بخش ششم جمع‌بندی و نتیجه‌گیری می‌شود.

۲- پیشینه 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 استاندارد 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^۱، انتشار درجه با قدرت پایین^۲، و خاصیت تعدی شبکه^۳. در [2] خاصیت دیگری از شبکه‌ها مورد بررسی قرار داده شده‌است، به نام خاصیت ساختار ارتباطی، که گروه‌های شبکه در گروه‌های قرار داده می‌شوند، به طوری که 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 ارائه شده برای مسئله ساختار ارتباطی و یا همان خوشه‌بندی گروه‌های 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، دومی نیز 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

این صورت مدل‌سازی می‌شود، $G = (V, PL, NL)$ ، که V مجموعه حاصل از گره‌ها و PL و NL به ترتیب 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:

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

گره i باشد؛ سپس S یک انجمن علامت‌گذاری شده 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 علامت‌گذاری شده در وضعیتی ضعیف است اگر:

$$\begin{cases} \sum_{i \in S} (d_i^+)^{in} > \sum_{i \in S} (d_i^+)^{out} \\ \sum_{i \in S} (d_i^-)^{out} > \sum_{i \in S} (d_i^-)^{in} \end{cases} \quad (1)$$

شرط بالا نشان می‌دهد که در یک وضعیت قوی، یک گره دارای پیوندهای مثبت بیشتری نسبت به پیوندهای منفی در انجمن است؛ در یک وضعیت 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 شبکه علامت‌گذاری شده، شامل جداسازی شبکه 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 راه‌حل‌های اولیه‌ای برای تشخیص انجمن‌ها ارائه می‌شود؛ سپس به کمک نسخه گسسته‌ای از الگوریتم جستجوی هارمونی، این راه‌حل‌ها با راه‌حل‌های بهتر و با شایستگی بالاتر جایگزین می‌شوند. آزمایش‌های انجام شده 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 انجام شده قبلی مرور شده‌اند. در بخش سوم الگوریتم جستجوی هارمونی که مبنای روش پیشنهادی است بررسی

¹ Small-world

² power-law degree distributions

³ Network transitivity

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 شده است. 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 جذب شدن گره در جامعه به وسیله 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 پیمان‌های بودن برای آشکارسازی ساختارهای جامعه بالقوه در شبکه‌ها استفاده شده است. اتصالات مؤثر شبکه‌ها در تمام عملیات استفاده می‌شوند. عملگرهای ترکیب گروهی مختص مسئله برای ارتز بردن 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 انتخاب شده برای آنها توصیف می‌شوند و محبوب ترین توابع برازندگی به کاررفته به‌وسیله روش‌ها، مورد بحث و بررسی قرار می‌گیرند. این پژوهش، جدیدترین پیشنهادها جهت 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 راه‌حل‌ها انجام شده است. بهینه‌سازی پیمان‌های بودن یک راه‌کار جالب و با ارزش برای تشخیص جوامع شبکه در شبکه‌های پیچیده است. به دلیل ویژگی‌های مسئله مربوط به این پژوهش، روش‌های راه‌حل دقیق، زمان بیشتری مصرف می‌کنند. در [30]، شش الگوریتم بهینه‌سازی متاهوریستیک پیشنهاد شده است که هر یک حاوی یک راه‌کار بهینه‌سازی پیمان‌های بودن است. این الگوریتم‌ها شامل الگوریتم خفاش (BA)، الگوریتم جستجوی گرانشی (GSA)، الگوریتم Big Bang–Big Crunch اصلاح شده

(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 [31] 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 گرفته است [32]. برای نمونه در [33] 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 شده است؛ 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 پدیده مصنوعی آرام بخش است که توسط انسان و طبیعت تولید می‌شود، هارمونی در موسیقی به اصطلاح به اجرای نت‌های متفاوت به صورت هم‌زمان می‌گویند که در نهایت تبدیل به آهنگی موزون و زیبا از نظر شنیداری می‌شود. الگوریتم جستجوی هارمونی به عنوان یکی از روش‌های جدید بهینه‌سازی فرااکتشافی که از پدیده موسیقی الهام گرفته، معرفی شده است [9]. مفاهیم پایه‌ای الگوریتم جستجوی هارمونی برای نخستین بار 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 سال‌های 1683-1764 می‌زیست، تئوری هارمونی کلاسیک را ثابت کرد. تیرو موسیقیدان فرانسوی در سال 1977

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 $1 - HMCR$ سرعت انتخاب تصادفی از محدوده مجاز است.

(۳)

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

برای مثال، اگر $HMCR$ برابر 0.85 باشد، الگوریتم با احتمال 85 درصد بردار جدید را از بین بردارهای مرتب‌شده در حافظه هارمونی انتخاب می‌کند و با احتمال پانزده درصد بردار جدید به صورت تصادفی در محدوده مجاز انتخاب می‌کند. برای هر بردار جدید به دست آمده باید امتحان شود که آیا لازم است تنظیم قطعات بر روی آن انجام شود، یا خیر. اگر جواب مثبت بود با احتمال PAR همسایه‌های بالا و پایین نقطه به دست آمده را مورد بررسی قرار می‌دهند.

$$R_t^{new} \leftarrow R_t^{new} \pm rand(0,1) * bw \quad (4)$$

اما اگر جواب منفی باشد، با احتمال $1 - PAR$ 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: جدید کردن حافظه

هارمونی

اگر هارمونی جدید تولید شده 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 به دست آمده 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

تاریخچه جاز را در آمریکا به سندیت در آورد. در کل 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: جدید کردن حافظه هارمونی و گام پنجم: بررسی معیار توقف است. هر یک از گام‌ها به طور کامل در زیر شرح داده شده است.

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^۱ (HMS) که تعداد بردارهای جواب را در حافظه هارمونی نشان می‌دهد، سرعت بررسی حافظه هارمونی^۲ ($HMCR$) سرعت تنظیم قطعات^۳ (PAR) و بیشینه تعداد تکرارها^۴ (NI) یا شرط توقف وارد می‌شود. در حافظه هارمونی پس از به دست آوردن تابع هدف هر یک از هارمونی‌ها، آنها مرتب می‌شوند (اگر هدف کمینه کردن است، هارمونی‌ها از کوچک به بزرگ مرتب می‌شوند). $HMCR$ و PAR پارامترهایی هستند که در بهتر کردن 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:

$$HM = \begin{pmatrix} R_1^1 & R_2^1 & \dots & R_N^1 & F(R^1) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ R_1^{HMS-1} & R_2^{HMS-1} & \dots & R_N^{HMS-1} & F(R^{HMS-1}) \\ R_1^{HMS} & R_2^{HMS} & \dots & R_N^{HMS} & F(R^{HMS}) \end{pmatrix} \quad (5)$$

که $F(R^1)$ مقدار تابع هدف به دست آمده 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 به صورت: $R^{new} = (R_1^{new}, R_2^{new}, \dots, R_N^{new})$ تولید

¹ Harmony Memory Size

² Harmony Memory Considering Rate

³ Pitch Adjusting Rate

⁴ Number of Improvisations



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 راه‌حل‌های جدید در حلقه اصلی الگوریتم مقادیر هر کدام 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 راه‌حل‌های 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، از این‌رو برای هر گره بایستی یک جامعه را به‌طور مشخص تعیین کنیم. هر جامعه را می‌توان به‌صورت یک

خوشه در نظر گرفت و از این‌رو هر خوشه دارای یک شماره مشخصه است که نشان‌دهنده هر خوشه به‌صورت متمایز است. از این‌رو 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 مقادیر 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^۱ 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 راه‌حل‌های موجود در الگوریتم پیشنهادی را شامل می‌شود که به‌شکل یک ماتریس دوبعدی تعریف می‌شود. تعداد سطرهای این ساختار با HMS مشخص می‌شود که نشان‌دهنده تعداد راه‌حل‌ها است. تعداد ستون‌ها نیز با D تعیین می‌شود که این مقدار با توجه به صورت مسئله تعیین می‌شود. نمایش مفهومی ساختار HM در شکل (۳) نشان داده شده‌است.

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

مقداردهی اولیه: بعد از تعریف مجموعه جواب‌های که هر یک از ابعاد راه‌حل‌ها 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:

$$\text{Possible_Values} = \{1, 2, \dots, N\}$$

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

```

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): شبه کد الگوریتم جدید پیشنهادی IHSNCD
 Figure 2: Pseudocode of the proposed IHSNCD algorithm

	1	2	D		fitness
1			...		⇒
2			...		⇒
	⋮				
N			...		⇒

(شکل-۳): مجموعه راه حل های منتخب و ارزیابی مقدار شایستگی آنها
 Figure 3: The set of selected solutions and evaluation of their merit value

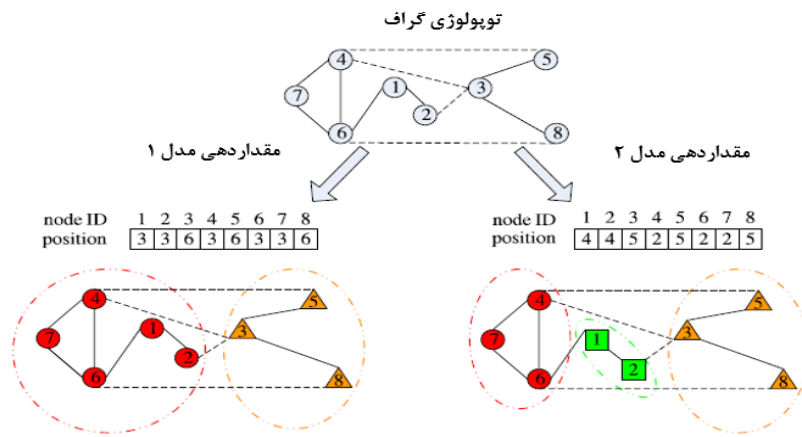
```

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 راه حل ها در الگوریتم پیشنهادی
 Figure 4: How to initialize the solutions in the proposed algorithm

شکل به عنوان نمونه نشان داده شده اند هر کدام جواب های اولیه ای برای این مسئله هستند؛ زیرا تعیین می کنند که هر کدام از گره ها به کدام شبکه متعلق است. بعد از مقداردهی اولیه، نوبت به ارزیابی راه حل های اولیه می رسد. در این حالت، بر اساس تابع ارزیابی که به طور مستقیم از تعریف صورت مسئله نشأت می گیرد و با هدف حل مساله در ارتباط است، میزان شایستگی راه حل های اولیه که به صورت تصادفی مقدار گرفته اند مشخص می شود. میزان شایستگی هر راه حل در برداری به نام شایستگی یا Fitness قرار می گیرد.

دقت کنید که هر یک از ابعاد معادل با یک گره است که می تواند 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 z و k از راه حل i-ام متعلق به یک خوشه هستند. به مثال شکل ۵ توجه کنید. همان طور که در این شکل دیده می شود، بر اساس گره های موجود در شبکه، و نیز با مشخص بودن تعداد خوشه ها می توانیم ترکیبات مختلفی از قرار گرفتن گره ها در خوشه ها را داشته باشیم. این ترکیبات در ابتدا به صورت تصادفی تولید می شوند. بردارهایی که در این



(شکل-۵): نمونه ای از دو مقداردهی اولیه متفاوت راه حل ها با توجه به تعداد گره ها و خوشه ها

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

گیرند؛ بنابراین، به دنبال تنوع در ترکیبات مختلفی هستیم که گره ها را در خوشه های مختلف مورد آزمایش قرار دهد تا به بهترین پیکربندی خوشه ها که همان جوامع یا انجمن ها هستند، برسیم.

چندین کار پژوهشی مختلف برای حل مسئله تشخیص انجمن ها در شبکه های مختلف ارائه شده است. که بیشتر آنها بر پایه الگوریتم جمعیت ذرات بوده است. در اینجا می خواهیم به تفاوت های الگوریتم جدید IHSCND با کلیات روش های مبتنی بر الگوریتم PSO^۱ بپردازیم. نخستین نکته ای که بایستی مورد توجه قرار گیرد، این است در الگوریتم اصلی جستجوی هارمونی و نیز الگوریتم پیشنهادی، در هر تکرار تولید راه حل جدید، به ازای تمام راه حل های موجود در HM که با HMS مشخص می شود، تنها یک راه حل جدید تولید می شود. در صورتی که در الگوریتم های مبتنی بر PSO، به ازای هر راه حل موجود، یک راه حل جدید ساخته می شود. همچنین، در الگوریتم جدید پیشنهادی، اگر راه حل جدید بهتر از بدترین راه حل موجود در مجموعه راه حل ها باشد، جایگزین آن خواهد شد. در حالی که در PSO راه حل جدید بدون پیش شرطی جایگزین راه حل فعلی می شود. در الگوریتم PSO، بیشتر روال کار بر تأثیرپذیری از سابقه راه حل های تولید شده استوار است که در قالب بهترین نقطه دیده شده برای هر راه حل و نیز بهترین کل راه حل ها استوار است، در حالی که در جستجوی هارمونی سعی می شود با استفاده از مقادیر فعلی راه حل ها و تغییر آنها و نیز استفاده از فضای جستجو، به تولید راه حل های جدید پرداخته شود.

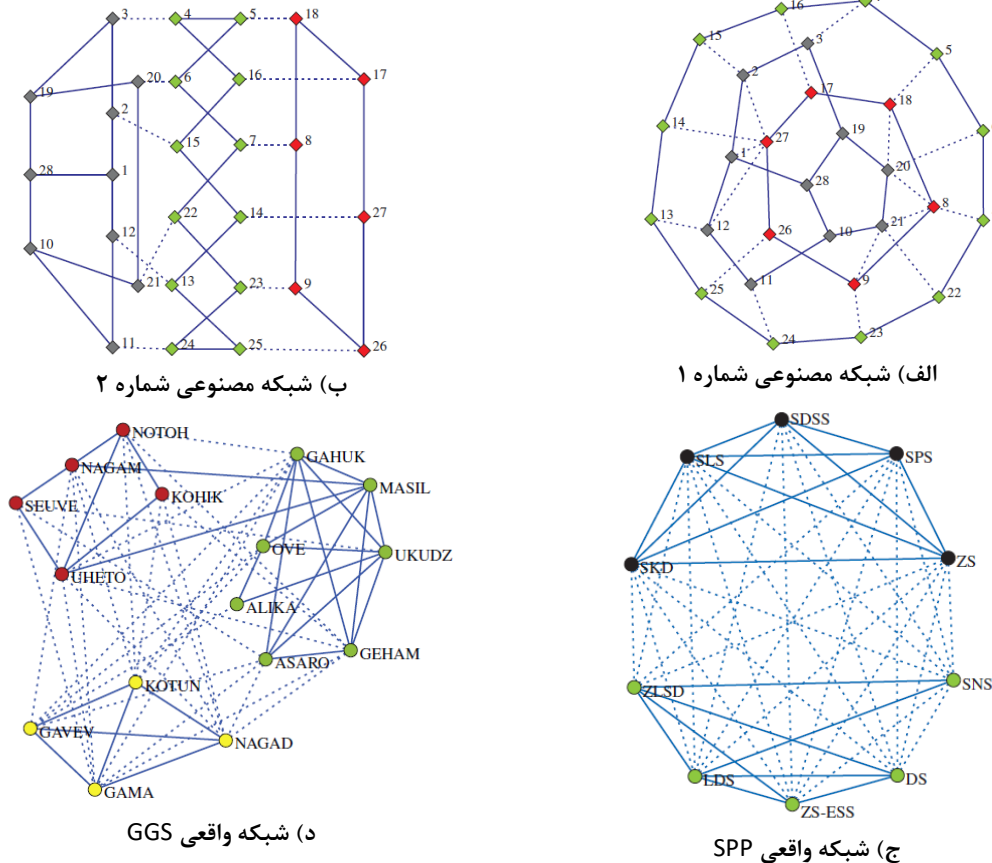
سپس به مرحله اصلی الگوریتم می رسیم. در این مرحله به تولید راه حل های جدید خواهیم پرداخت. در این مرحله، در یک حلقه تکرار، یک راه حل جدید به ازای تمام HMS راه حل موجود ساخته می شود و بعد از ارزیابی میزان شایستگی آن، اگر بهتر از بدترین راه حل موجود در میان مجموعه راه حل های واقع در HM باشد، جایگزین آن می شود. به این ترتیب الگوریتم راه حل های اولیه را با راه حل های بهتر که دارای میزان شایستگی بالاتری هستند، جایگزین می کند. راه حل جدید در شبه کد شکل ۲، NewSol نامیده می شود. هر یک از ابعاد راه حل جدید NewSol که به تعداد D عدد است، در یک روال مشخص مقداردهی می شوند. ابتدا یک عدد تصادفی در بازه [0,1] انتخاب می شود و مقدار آن با مقدار پارامتر کنترل HMCR مقایسه می شود. اگر مقدار عدد تصادفی کوچک تر از HMCR باشد، مقدار بعد ز-ام از راه حل جدید به طور تصادفی از یکی از HMS راه حل موجود انتخاب می شود. در غیر این صورت، مقدار بعد راه حل جدید به طور تصادفی از مجموعه $\{1,2,\dots,N\}$ برگزیده خواهد شد.

اگر مقدار راه حل جدید از یکی از راه حل های موجود در HM انتخاب شود، یک عدد تصادفی دیگر در بازه [0,1] انتخاب می کنیم و آن را با مقدار PAR مقایسه می کنیم. در صورتی که مقدار عدد تصادفی از PAR کوچکتر باشد، مقدار فعلی راه حل جدید را تغییر می دهیم. این تغییر متناسب با مقدار bw خواهد بود. مقدار bw متناسب با تعداد خوشه های است که در شبکه وجود دارد. به این شکل، به هر یک از ابعاد راه حل جدید که معادل با گره های شبکه هستند، این امکان را می دهیم که از خوشه فعلی جدا شده و در خوشه دیگری قرار

^۱ Particle swarm optimization

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 به صورت 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] به صورت بنچمارک برای آزمایش انتخاب شده‌اند. این شبکه‌ها به ترتیب 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.



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

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

(منفی) گره i دلالت می‌کند. اگر گره‌های i و j در گروه یکسانی باشند، $\delta(i, j) = 1$ در غیر این صورت 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 راه‌حل‌های پیشنهادی Normalized Mutual Information نام دارد که به اختصار NMI نیز نامیده می‌شود:

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

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

تنظیمات لازم برای اجرای الگوریتم پیشنهادی IHSCND به صورت 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 به صورت زیر تعریف می‌شود:

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

که $w_{i,j}$ وزن ماتریس مجاورت علامت‌گذاری شده‌است، w_i^+ و w_i^- بر مجموع تمامی وزن‌های مثبت

با اجتماع i در پارتیشن A و اجتماع j در پارتیشن B به اشتراک گذاشته شده است. 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 به ترتیب 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 به منظور تولید راه‌حل‌های اولیه و حرکت به سمت جواب بهینه به کمک 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 به منظور تولید راه‌حل‌های اولیه و رسیدن به جواب بهینه بهره می‌برد؛ بنابراین چهار الگوریتم انتخاب شده از نظر ساختاری مشابه الگوریتم پیشنهادی هستند که در بخش سوم توصیف شد و به کمک این چهار الگوریتم می‌توان کارایی الگوریتم پیشنهادی را مورد بررسی و آزمایش قرار داد. ساخت خوشه‌های با هدف بیشینه‌کردن کمیت‌های NMI و SQ که از مهم‌ترین معیارهای مناسب بودن راه‌کارهای مختلف است، مهمترین هدف در

بیان این مسئله است. نتایج به دست آمده از الگوریتم پیشنهادی IHSCND و چهار الگوریتم دیگر بر روی دو شبکه مصنوعی و دو شبکه دیگر یاد شده در بخش‌های مختلف شکل (۷) نشان داده شده است. همچنین جدول (۱) مقادیر به دست آمده 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 الگوریتم‌های DPSO، GA-net، و MODPSO به مقدار یک برسد؛ همچنین سه خوشه نیز بر اساس این الگوریتم‌ها شناسانده شده است. 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 الگوریتم‌های DPSO، GA-net، و MODPSO، مقداری بهتر از مقدار 0.3890 به دست آمده از MOCD را دارد.

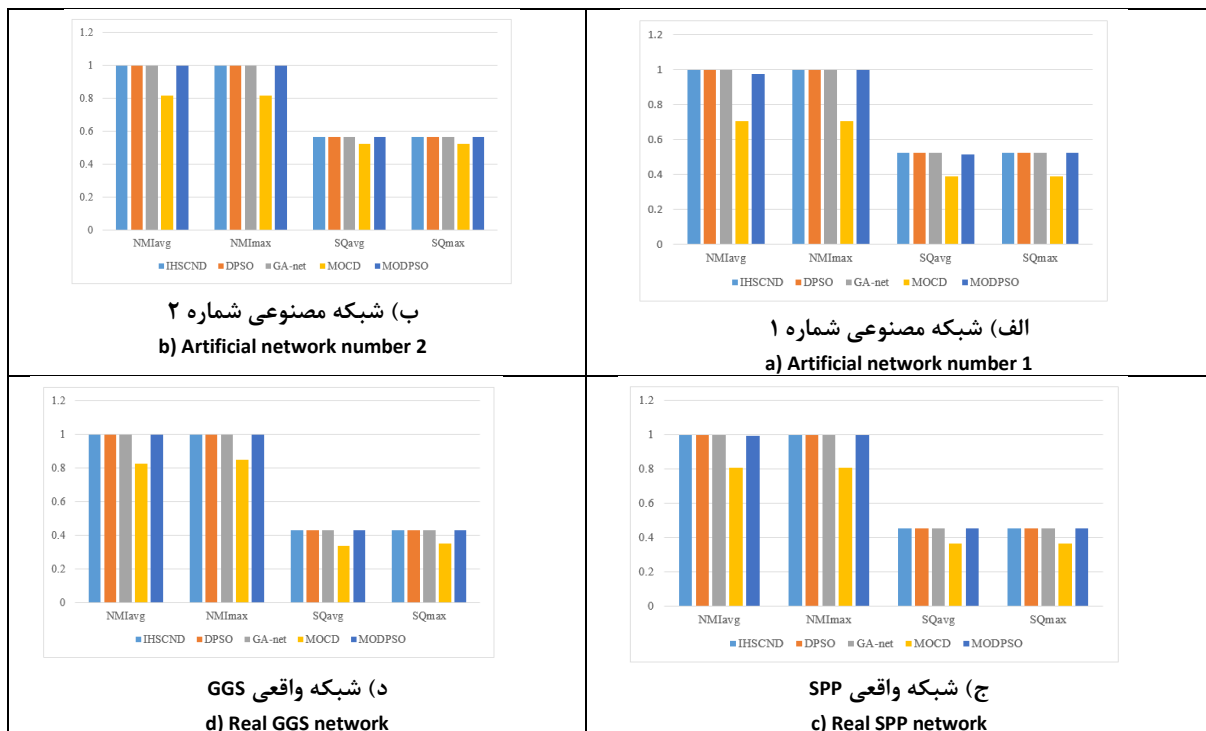


Figure 7: Comparison chart of the results obtained from the algorithms on artificial and real networks (شکل - ۷): نمودار مقایسه نتایج به دست آمده از الگوریتم‌ها روی شبکه‌های مصنوعی و واقعی

جدول ۱: مقایسه نتایج به دست آمده 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	0.56 ₄₃	0.56 ₄₃	1	0.9983	3
DPSO	0.56 ₄₃	0.56 ₄₃	1	1	3
GA-net	0.56 ₄₃	0.56 ₄₃	1	1	3
MOCD	0.52 ₁₄	0.52 ₁₄	0.818 ₄	0.8184	5
MODPSO	0.56 ₄₃	0.56 ₄₃	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	0.4310	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

Algorithm	SQ _{max}	SQ _{avg}	NMI _{max}	NMI _{avg}	Cluster
IHSCND	0.521 ₃	0.521 ₃	1	1	3
DPSO	0.521 ₃	0.521 ₃	1	1	3
GA-net	0.521 ₃	0.521 ₃	1	1	3
MOCD	0.389 ₀	0.389 ₀	0.7057	0.7057	8
MODPSO	0.521 ₃	0.511 ₂	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	0.454 ₇	0.454 ₇	1	1	2
DPSO	0.454 ₇	0.454 ₇	1	1	2
GA-net	0.454 ₇	0.454 ₇	1	1	2
MOCD	0.363 ₄	0.363 ₄	0.8047	0.8047	3
MODPSO	0.454 ₇	0.454 ₇	1	0.9949	2

(ج) شبکه واقعی SPP

c) Real SPP network

همچنین برای معیار SQ به مقدار 0.4547 رسیده‌ایم که در مقایسه با سه الگوریتم یادشده نتایج مشابهی به دست آمده است. الگوریتم MOCD ضعیف‌ترین عملکرد را دارد و برای دو معیار یادشده به ترتیب 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 به دست آورده‌اند.

بخش د شکل (۷) و مقادیر متناظر آن در بخش د جدول (۱) نتایج به دست آمده 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 به ترتیب 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 به دست آمده برای آزمایش‌های که بر روی دو شبکه واقعی و دو شبکه مصنوعی انجام شده است 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

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

با توجه به بخش ج شکل (۷) و جزئیات این آزمایش در بخش ج جدول (۱)، نتایج به دست آمده 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 الگوریتم‌های DPSO، GA-net، و MODPSO به بهترین مقدار رسیده است. الگوریتم MODPSO در میانگین به مقدار 0.9949 رسیده است.



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 به دنبال بهترین راه‌حل‌های ممکن باشد، از این‌رو تنوع را در تولید راه‌حل‌های جدید خواهد داشت و تنوع بیشتر منجر به افزایش کارایی الگوریتم می‌شود.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله، به دنبال 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 به خصوص شبکه‌های اجتماعی دارند. از این‌رو، 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 به دنبال بیشینه‌کردن معیار ارزیابی برای ساخت خوشه‌های شبکه هستیم، از این‌رو 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، به دنبال 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 به صورت استاندارد در کارهای پژوهشی

گذشته مورد استفاده قرار گرفته‌اند. دو شبکه به صورت مصنوعی طراحی شده‌اند و دو شبکه نیز به صورت واقعی وجود دارند. نتایج برای معیارهای NMI، SQ، و نیز تعداد خوشه‌های ساخته‌شده به دست آمده‌اند 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 (با کمینه کارایی مناسب آن) را توجیه کرد، قدرت جستجوی بهتر فضای جستجو است که منجر به کشف نقاط امیدبخش‌تر و تولید راه‌حل‌های 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 به منظور شناسایی بهتر انجمن‌ها در شبکه‌های اجتماعی استفاده کنیم. در نظر گرفتن پیوندهای ضعیف‌تر و حذف تأثیر پیوندهای نوفه‌ای به منظور تشخیص دقیق‌تر انجمن‌ها، از دیگر زمینه‌های پژوهشی آینده است.

7- Refrence

۷- مراجع

- [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.

- 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. Babaoğlu, 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.
- [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*





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