

کشف گره‌های تأثیرگذار در شبکه‌های

اجتماعی بر اساس مدل انتشار متوالی مستقل اصلاح‌شده و الگوریتم ژنتیک چندهدفه فازی

مجید عبدالرزاق نژاد^{۱*}، مهدی خرد^۲

دانشیار گروه علوم کامپیوتر، دانشکده مهندسی کامپیوتر و صنایع، دانشگاه صنعتی بیرجند، بیرجند، ایران^{۱*}

دانشجوی دکتری گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه قم، قم، ایران^۲

چکیده

در سال‌های اخیر، شبکه‌های اجتماعی بخش جدایی‌ناپذیر زندگی مردم شده‌است و نقش پررنگی در دنیای واقعی ایفا می‌کند. مسئله بیشینه‌سازی نفوذ، یافتن یک مجموعه از گره‌ها در شبکه است که اگر فرایند انتشار از آن‌ها آغاز شود، می‌تواند تأثیرگذاری در شبکه را بیشینه کند؛ اگرچه تاکنون مدل‌های مختلفی برای این مسئله و الگوریتم‌های متنوعی برای کشف گره‌های تأثیرگذار در شبکه‌های اجتماعی ارائه شده‌است، اما توجه به ماهیت چندهدفه این مسئله و نیز بهبود عملکرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی مطرح‌شده یک چالش جدی پژوهشی در این حوزه‌اند. در این مقاله به منظور مرتفع کردن چالش‌ها ضمن در نظر گرفتن نسخه چندهدفه مسئله بیشینه‌سازی نفوذ با سه هدف بیشینه‌سازی تعداد گره‌های مؤثر مدل انتشار، کمینه‌سازی تعداد کاربران اولیه و مدت زمان مورد نیاز برای انتشار، یک نسخه فازی الگوریتم ژنتیک چندهدفه بر اساس مرتب‌سازی نامغلوب (FNSGA) که پارامترهای نرخ جهش و باز ترکیب آن به وسیله نظام فازی پیشنهادی تنظیم می‌شوند ارائه شده‌است. برای ارزیابی نتایج روش پیشنهادی (FNSGA) علاوه بر مقایسه با نسخه غیرفازی، با روش‌های ابتکاری مرسوم بیشینه‌سازی نفوذ و نیز با سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندهدفه فراابتکاری جدید که تاکنون برای این مسئله ارائه شده‌اند، بر روی پنج مجموعه داده مقایسه شده‌است. این مقایسه بر اساس چهار معیار، معیار EDV، هزینه (تعداد گره‌های انتخابی به عنوان Seed)، معیار گسترش نفوذ $\sigma(s)$ یعنی تعداد گره‌های فعال با مدل انتشار متوالی مستقل (IC) و زمان اجرای روش بر حسب ثانیه صورت گرفته‌است. نتایج به دست آمده نشان از برتری روش پیشنهادی نسبت به روش‌های دیگر دارد.

Discovering Influential Nodes in Social Networks based on modified independent cascade model and Fuzzy Multi-Objective Genetic Algorithm

Majid Abdolrazzagh Nezhad^{1*}, Mahdi Kherad²

Associate Professor, Department of Computer Science, Birjand University of Technology, Birjand, Iran^{*1}

Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, University of Qom, Qom, Iran²

Abstract

In recent years, social networks have become an integral part of people's lives and play a significant role in the real world. The primary aim of influence maximization problem is finding a set of nodes in the network which can maximize the influence if the diffusion process starts from them. Therefore, the problem's goal is to find influential people in large scale real social networks. The penetration phenomenon is carried out according to an influence model in the network. Two independent cascade and linear threshold influence models, the most common of which is the independent cascade model, are utilized for broadcasting in the network. Theoretically, optimizing the selection influential nodes problem is NP-hard in both models.

The problem will start by considering the social network's graph, a specific influence model and a given number k . The problem's goal is to select k nodes (users) from the graph (network) as influential nodes, so that the number of active nodes is maximized at the end of the diffusion process. Due to the influence

* Corresponding author

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

maximization problem and finding influential people is an NP-hard optimization problem in the social network, meta-heuristic algorithms can be used to solve the problem. With regard to the previous researches, there is just one objective function as the problem's goal and it is maximizing the number of effective nodes of the diffusion model. While other objective functions such as maximizing the number of effective nodes in the diffusion model and minimizing the budget value k (the number of initial nodes as seed) are not considered, minimizing the time required for effective diffusion can be achieved by having k initial nodes. Although various models for the problem and various optimization algorithms have been presented to discover influential nodes in social networks, paying attention to the multi-objective nature of the problem and improving the performance of the proposed optimization algorithms are a serious research challenge in this field.

In this paper, A fuzzy version of the NSGA-II as a multi-objective genetic algorithm, whose mutation and crossover rates are adjusted by Fuzzy Inference System, is utilized to simultaneously optimize the three objectives of maximizing the number of effective nodes, minimizing the number of initial nodes and minimizing the required diffusion time. In the proposed method, the Expected Diffusion Value (EDV) of the diffusion model is replaced instead the simulation of the independent cascade diffusion model with heavy calculations to calculate the diffusion spread (the number of effective nodes of the diffusion model). Therefore, the EDV function is satisfied as the third objective (minimizing the required diffusion time). The second objective function can also be converted into a maximization function by considering $N-k$ nodes, where k is the number of selected initial nodes and N is the total graph nodes.

The decimal numerical coding with fixed length is used in the proposed method. Based on the coding, each chromosome has k genes in the search space. The integer part of each gene is the selected node number. The decimal part is also used to determine whether that initial node exists or not. In the maximizing influence process using the fuzzy NSGA-II algorithm, the solution space (chromosomes) consists of k number of initial nodes, which should be encoded into the fuzzy NSGA-II comprehensible space. Also, a Fuzzy Inference System is proposed to adjust the mutation and recombination rates for filling up a serious challenge of genetic algorithms. In the fuzzy system, NF and FitBest are considered as two input variables, and Pm (mutation rate) and Pc (crossover rate) are returned as outputs. NF is the number of chromosomes in the first frontier (F1) of the multi-objective genetic algorithm and FitBest is the average of the normalized objective functions for the chromosomes in F1.

To analysis the efficiency of the proposed method, the obtained experimental results have been compared with conventional maximizing influence methods, i.e., degree centrality, distance centrality, closeness centrality, betweenness, eigenvector and page rank methods, non-fuzzy version of NSGA-II, the latest methods presented for maximizing penetration based on multi-objective meta-heuristic algorithms, i.e. μ GP multi-objective evolutionary algorithm, multi-objective crow search algorithm (MOCSA), greedy randomized adaptive search process algorithm (GRASP) and the Multi-Transformation Evolutionary Framework (MTEF) on five benchmark graph datasets Arenasjazz, Canetscience, EgoFacebook, Higgs-Reply and Slashdot. This comparison is based on four criteria: EDV, cost (the number of nodes selected as seed), the influence expansion criterion $\sigma(s)$, i.e. the number of active nodes with the independent cascade (IC) propagation model, and the execution time of the method in seconds. The obtained results show the superiority of the proposed method over the other methods.

Keywords: Influence Maximization Problem, Social Network, Genetic Algorithm with Non-Dominant Sorting, Fuzzy System.

مشاهده پست‌های یکدیگر رخ می‌دهد. تأثیر کاربران را می‌توان در قالب تشویق کاربران به انجام یک عمل یا هدایت آن‌ها به هدفی خاص بیان کرد. میزان تأثیرپذیری و تأثیرگذاری برای تمام کاربران یکسان نیست و بعضی کاربران تأثیر بیشتری نسبت به دیگر کاربران دریافت می‌کنند. کاربر مؤثر و مهم در شبکه اجتماعی که از آن به گره قدرتمند نیز یاد می‌شود، کاربری است که بیشترین تأثیرگذاری را در رفتار دیگر کاربران دارد [۲].

یکی از مسائل مهم در حوزه شبکه‌های اجتماعی، شناسایی کاربران مؤثر و مهم شبکه برای به بیشینه‌رساندن نفوذ و تأثیرگذاری بر کلیه کاربران شبکه است. یکی از انگیزه‌های بیشینه‌سازی نفوذ، بازاریابی و پیروسی است. هدف بازاریابی و پیروسی، فروش محصولات

۱- مقدمه

یک شبکه اجتماعی مجموعه‌ای از افراد، ارتباطات و تعاملات میان آن‌ها در یک ساختار اجتماعی است که به صورت شبکه‌ای از گره‌های به هم مرتبط شده ترسیم شده است و ارتباطات توسط یال‌های بین این گره‌ها نشان داده می‌شود. استقبال زیاد کاربران از رسانه‌های اجتماعی، سبب شده است تا شبکه‌های اجتماعی به بخشی جدایی‌ناپذیر از زندگی بسیاری از افراد تبدیل شود. کاربران در سایت‌های مختلف به اشتراک محتوا می‌پردازند که این محتوا بر اساس شخصیت و علایق کاربر در حوزه‌های مختلف شکل می‌گیرد [۱]. از سوی دیگر کاربران در شبکه‌های اجتماعی بر یکدیگر تأثیر می‌گذارند و این تأثیر به طور معمول از طریق وجود ارتباط بین کاربران و

بیشتر از طریق فرایند تبلیغات توسط کاربران تأثیرگذار در شبکه است [۳]. یافتن گره‌های تأثیرگذار، برای مدیران دارای اهمیت و جذاب است. مدیران بازاریابی با ارائه تخفیف یا محصول رایگان به کاربران مؤثر از آن‌ها می‌خواهند تا کاربران تأثیرپذیر خود را متقاعد به خریداری محصولات هدف کنند؛ به عبارت دیگر این گروه از کاربران، به عنوان نقاط شروع کمپین‌های بازاریابی، از طریق انتشار محتوا و تبلیغات، تأثیر خود را در بین کاربران شبکه‌های اجتماعی گسترش می‌دهند. کارفرمایان سیاسی نیز علاقه‌مند به یافتن این افراد برای کمک به آن‌ها در گسترش پیام خود هستند [۴]. پیدا کردن کاربران (گره‌های) تأثیرگذار در یک شبکه اجتماعی کاربرد زیادی در زمینه‌های بازاریابی، سیاست و حتی کنترل بیماری دارد.

مسئله بیشینه‌سازی نفوذ^۱ (IMP)، یافتن گره‌هایی با نفوذ بالا در شبکه است که در نهایت بر روی بیشتر کاربران شبکه تأثیر بگذارند. بدیهی است که میزان اهمیت افراد (گره‌ها) مختلف در یک جامعه (شبکه) یکسان نیست. برخی از آن‌ها به دلیل جایگاه اجتماعی، روابط و یا دوستان بانفوذ از اهمیت بیشتری برخوردارند؛ از این رو برخی از این معیارها نه تنها به تعداد دوستان هر فرد اهمیت می‌دهند، بلکه به شبکه دوستان دوستان هر فرد و شبکه دوستان، با واسطه بیشتر نیز توجه دارند [۵]. در پژوهش‌ها تمرکز اصلی بر روی جنبه محاسباتی و تجزیه و تحلیل نفوذ اجتماعی و توصیف مقیاس‌ها و الگوریتم‌های مربوط به آن است. نخستین بار دومینگس و ریچاردسون این مسئله را به عنوان یک مسئله الگوریتمی بررسی و برای حل آن یک روش ابتکاری شامل مدل میدان تصادفی مارکوف به منظور انتخاب کاربران هدف ارائه کردند [۶]. کمپ و همکاران همین مسئله را به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی گسسته حل کردند و در چندین مدل مختلف از علوم ریاضی، تضمین‌های تقریبی قابل اثباتی به دست آوردند. تمرکز اصلی آن‌ها بر روی دو مدل انتشار آستانه خطی و مدل متوالی مستقل بود؛ آن‌ها اثبات کردند که مسئله بیشینه‌سازی نفوذ یک مسئله NP-Hard است و برای حل آن الگوریتم حریصانه پایه را ارائه کردند [۷]. موسل و روچ روش ارائه‌شده توسط کمپ و همکارانش را بهبود داده و تخمینی از میزان تأثیر در شبکه بر اساس فرضیات مدل آستانه خطی به دست آوردند [۸]. عباسپور و هاشمی سه سناریوی مختلف برای اثرگذاری و انتشار رفتار گره‌ها در

نظر گرفتند و به دنبال آن به بیشینه‌سازی اثر و یافتن افراد پرنفوذ جهت انتشار رفتار اعتماد در شبکه‌های اجتماعی پرداخته‌اند؛ برای این منظور بر روی ساختار شبکه اجتماعی افراد تمرکز و تأثیرگذارترین افراد را با توجه به سناریوهای مختلف انتشار تعیین کردند [۹]. در ادامه پژوهش‌ها، روش‌های ابتکاری متنوعی برای محاسبه میزان تأثیرگذاری گره‌ها در شبکه‌های اجتماعی همچون انتخاب گره با بیشترین درجه (مرکزیت از نظر درجه^۲)، مرکزیت میانی^۳، مرکزیت فشرده^۴، مرکزیت خوشه‌ای^۵، انتخاب گره با کوتاه‌ترین فاصله (مرکزیت از نظر فاصله^۶) و یا مرکزیت از نظر نزدیکی^۷ ارائه شده‌است. از آنجاکه این مسئله یک مسئله بهینه‌سازی NP-hard است، می‌توان از الگوریتم‌های فراابتکاری که کاربری آن‌ها در حل مسائل گوناگون بهینه‌سازی رشد فزاینده‌ای داشته‌است برای حل این مسئله نیز استفاده کرد [۱۰].

یکی از مشهورترین الگوریتم‌های فراابتکاری، الگوریتم ژنتیک و یکی از چالش‌های اصلی این الگوریتم نیز تنظیم پویای پارامترهای ذاتی آن یعنی ضریب عملگرهای جهش و بازترکیب آن است. از طرفی سامانه‌های فازی روش‌های استنتاج انعطاف‌پذیر و قوی در حوزه‌های غیرقطعی دارند و نمایش دانش فازی به صورت زبانی به افراد اجازه می‌دهد تا با یک نظام فازی به صورت مستقیم و یکپارچه تعامل داشته باشند؛ لذا الگوریتم‌های ژنتیک فازی، الگوریتم‌های ژنتیکی‌اند که پارامترهای ذاتی آن‌ها به صورت فازی و پویا تنظیم می‌شوند و بنابراین مزیت تحمل عدم دقت به منظور صرفه‌جویی در منابع محاسباتی را دارند؛ همچنین در بیشتر پژوهش‌های پیشین، بیشینه‌سازی تعداد گره‌های مؤثر مدل انتشار به عنوان تک هدف در نظر گرفته شده و کمتر نسخه چند هدفه این مسئله با اهدافی مانند بیشینه‌سازی تعداد گره‌های مؤثر مدل انتشار و کمینه‌کردن مقدار بودجه^k (تعداد کاربران اولیه) و نیز کمینه‌کردن مدت زمان مورد نیاز برای انتشار در نظر گرفته شده‌است؛ لذا در این مقاله ضمن در نظر گرفتن مدل چندهدفه مسئله بیشینه‌سازی نفوذ، اقدام به ارائه یک نسخه فازی اصلاح‌شده الگوریتم ژنتیک چندهدفه^۸ NSGA-II [۱۱] شده‌است که پارامترهای نرخ جهش و بازترکیب آن به وسیله یک سامانه استنتاج فازی پیشنهادی تنظیم می‌شود. سومین هدف این نسخه

² Degree Centrality

³ Intermediate Centrality

⁴ Compact Centrality

⁵ Clustering Centrality

⁶ Distance Centrality

⁷ Closeness Centrality

⁸ Non_dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II)

¹ Influence Maximization Problem (IMP)

چندهدفه مسئله بیشینه‌سازی نفوذ یعنی کمینه‌کردن مدت زمان مورد نیاز برای انتشار با انتخاب بیشینه تابع EDV و نیز پیچیدگی زمانی از درجه دوم NSGA-II نسبت به سایر الگوریتم‌های فراابتکاری چندهدفه به صورت ضمنی حاصل می‌شود.

روش ترکیبی پیشنهادشده برای حل محدودیت‌های موجود در نسخه پایه NSGA-II طراحی شده است. این روش، تعادلی بین اهداف چندگانه برقرار می‌کند و با ترکیب مدل فازی، تخصیص وزن‌های پویا را امکان‌پذیر می‌سازد. الگوریتم پیشنهادی به طور خاص برای شبکه‌های اجتماعی طراحی شده است که ماهیت غیرقطعی و پیچیده دارند. اگرچه پیچیدگی محاسباتی در روش پیشنهادی به نسبت نسخه پایه NSGA-II کمی افزایش یافته و یا در نتایج به دست آمده در پیاده‌سازی ایده پیشنهادی روی داده‌های استاندارد در نظر گرفته شده، بهبود دقت ممکن است جزئی به نظر برسد، اما ضمن قابل توجه شدن استحکام روش در برابر تغییرات پارامترها، این بهبود در مسائل چندهدفه با پیچیدگی بالا و ابعاد بزرگ، تأثیر چشمگیری بر کیفیت تصمیم‌گیری نهایی دارد.

در این پژوهش، با اصلاح مدل انتشار متوالی مستقل و ترکیب آن با الگوریتم چند هدفه NSGA-II و منطق فازی، رویکردی نوآورانه برای شناسایی گره‌های تأثیرگذار در شبکه‌های اجتماعی ارائه شده است. استفاده از مدل فازی برای تنظیم پویا و بهینه پارامترهای کلیدی الگوریتم، دقت و انعطاف‌پذیری آن را بهبود می‌بخشد؛ همچنین، معیارهای چندگانه ارزیابی تأثیر گره‌ها، در کنار مقایسه جامع با الگوریتم‌های استاندارد، به ارزش علمی و عملی این پژوهش افزوده است. این رویکرد می‌تواند در تحلیل شبکه‌های اجتماعی واقعی کاربردهای متنوعی داشته باشد.

در ادامه این مقاله در بخش دو، پیشینه پژوهش با مقایسه کارهای انجام‌شده در حوزه مسئله بیشینه‌سازی نفوذ به عنوان مسئله پژوهش و تمرکز بر روی الگوریتم‌های چندهدفه فراابتکاری مورد استفاده بیان شده است. تشریح اجزای مورد استفاده در مسئله پژوهش در بخش سه تشریح شده و روش پیشنهادی در بخش چهار و پیاده‌سازی و ارزیابی روش یادشده در بخش پنج ارائه شده است. در نهایت، خلاصه و نتیجه‌گیری رویکرد پیشنهادی در بخش شش آمده است.

۲- پیشینه پژوهش

از آنجا که مسئله بیشینه‌سازی نفوذ و پیدا کردن افراد تأثیرگذار در شبکه اجتماعی یک مسئله بهینه‌یابی NP-Hard است در سال‌های اخیر پژوهش‌های زیادی با

استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری برای حل این مسئله پیشنهاد شده است که در جدول (۱) خلاصه مهم‌ترین پژوهش‌ها مشتمل بر نوع الگوریتم، مدل انتشار، تعداد و نوع توابع هدف و مجموعه داده مورد استفاده ارائه شده است.

با بررسی جدول (۱) مشاهده می‌شود که پژوهش‌های بسیار محدودی در زمینه ارائه الگوریتم‌های فراابتکاری چندهدفه برای حل مسئله چندهدفه بیشینه‌سازی نفوذ ارائه شده است که این پژوهش‌های محدود نیز به سال‌های اخیر محدود می‌شوند. از جدیدترین کارهای انجام‌شده می‌توان به [۱۲] اشاره کرد که در آن، یک الگوریتم جست‌وجوی کلاغ^۱ چندهدفه (MOCSA) پیشنهاد شده است که بر اساس یک طرح تکاملی بازتعریف‌شده، مسئله را با بیشترین انتشار تأثیر و کمینه هزینه بهینه می‌کند. به طور خاص، تنظیم پارامتر مبتنی بر استراتژی کنترل پویا و استراتژی پیمایش تصادفی مبتنی بر سیاه‌چاله‌ها برای بهبود کارایی هم‌گرایی MOCSA مورد استفاده قرار می‌گیرد. در [۱۳] یک الگوریتم فرایند جست‌وجوی تطبیقی تصادفی حریصانه^۲ (GRASP) سریع برای حل مسئله بیشینه‌سازی نفوذ ارائه و دو تابع هدف پیشنهاد شده، که اولی مبتنی بر همسایگی دو مرحله‌ای و دومی مبتنی بر ضریب خوشه‌بندی است؛ علاوه بر این، ایده استفاده از اطلاعات محلی به الگوریتم اجازه می‌دهد تا در مدت زمان محاسباتی کوتاهی یک راه حل کامل ایجاد کند؛ سپس، یک جست‌وجوی محلی مبتنی بر حرکات تعویضی ارائه شده است. از آنجا که کاوش کامل فضای جست‌وجو برای این مسئله مناسب نیست، آن‌ها یک استراتژی هوشمند اکتشاف همسایگی را پیشنهاد می‌کنند که محدوده فضای جست‌وجو را برای اکتشاف محدود می‌کند و بر مناطق امیدوارکننده‌تری تمرکز می‌کند.

یک چهارچوب تکاملی چندتبدیلی^۳ جدید برای به بالاترین مقدار رساندن تأثیر در شبکه‌های اجتماعی با الهام از شباهت‌ها و مزایای منحصربه‌فرد تبدیلات^۴ مختلف در [۱۴] معرفی شده است. با در نظر گرفتن میزان هم‌پوشانی در مجموعه گره‌های اولیه تبدیلات مختلف، روش پیشنهادی می‌تواند رابطه پتانسیل بین تبدیلات را که کنترل‌کننده تناوب و میزان فرایند انتقال دانش است، درک کند؛ علاوه بر این، یک استراتژی انتخاب

¹ Crow Search Algorithm

² Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP)

³ Multi-Transformation Evolutionary Framework

⁴ transformations

(جدول-۱): پژوهش‌های مرتبط با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری برای مسئله بیشینه‌سازی نفوذ

(Table-1): The state-of-the-art literature which applied meta-heuristic algorithms for the IMP

مقاله / سال	الگوریتم فراابتکاری	مدل انتشار	مجموعه داده‌ها	توضیحات
[۱۲] ۲۰۲۳	الگوریتم جستجوی کلاغ ^۱	آستانه خطی ^۲	Dutch-College, Adolescent-Health, Bitcoin-Alpha, Advogato, Higgs-Reply, Slashdot	دو تابع هدف: (۱) بیشینه‌سازی گسترش نفوذ (۲) کمینه‌سازی هزینه انتخاب مجموعه‌گره‌های اولیه
[۱۳] ۲۰۲۳	فرایند جستجوی تطبیقی تصادفی حریصانه	متوالی مستقل ^۳	WikiVote, ca-AstroPh, ca-CondMat, cit-HepPh, email-Enron, p2p-Gnutella31, email-EuAll	دو تابع هدف: (۱) مجموع درجه خروجی گره انتخابی به علاوه درجه خروجی همسایگان آن (۲) ضریب خوشه‌بندی گره انتخابی
[۱۴] ۲۰۲۳	چهارچوب تکاملی چند تبدیلی	متوالی مستقل	Email-URIV, Hamsterster, Ego-facebook, Fb-pages, GN-Network, NetHEPT	دو تابع هدف: (۱) تابع انتشار مورد انتظار (EDV) ^۴ ، (۲) تابع انتشار نفوذ دو پرشه (TIS ^۵)
[۱۵] ۲۰۲۲	الگوریتم تکاملی مبتنی بر θ غلبه ^۶	متوالی مستقل	Email - Dolphin Netscience NetHEPT	سه تابع هدف: (۱) بیشینه‌سازی گسترش نفوذ (۲) کمینه‌سازی هزینه انتخاب مجموعه‌گره‌های اولیه (۳) کمترین مقدار k
[۱۶] ۲۰۲۱	الگوریتم‌های هوش ازدحام ذرات ^۷ ، خفاش ^۸ و سیاه‌چاله ^۹	آستانه خطی	Football - Bitcoin Alpha Higgs Twitter	دو تابع هدف: (۱) بیشینه‌کردن تأثیر در شبکه با یک مدل انتشار با k گره اولیه انتخابی (۲) کمترین مقدار k
[۱۹] ۲۰۲۰	الگوریتم گسسته جهش قورباغه ^{۱۰}	متوالی مستقل	AstroPh – CondMat – Slashdot – Epinions – Eu-Email - Stanford	پیداکردن k گره اولیه که تأثیر شبکه را در مدل متوالی مستقل بیشینه می‌کند.
[۱۷] ۲۰۲۰	کلونی زنبورهای مصنوعی چندهدفه ^{۱۱}	متوالی مستقل	Elegans – Email - Protein Route – DBLP - Astro	دو تابع هدف: (۱) بیشینه‌سازی تأثیر مجموعه‌گره‌های انتخابی بر همسایگان درجه نخست و دوم که در فاصله حداکثری از هم قرار دارند. (۲) بیشینه‌سازی فاصله مجموعه‌گره‌های انتخاب شده تا هسته گراف (k-shell).
[۱۸] ۲۰۱۸	NSGA-II	متوالی مستقل آگاه از تأخیر	WikiVote - NetHEPT Epinions	دو هدف الگوریتم: (۱) بیشینه‌سازی گسترش نفوذ (۲) کاهش زمان انتشار
[۲۰] ۲۰۱۷	الگوریتم تکاملی چندهدفه ^{۱۲} به نام μGP	متوالی مستقل متوالی وزن‌دار	egoFacebook ca-GrQc	دو هدف الگوریتم: (۱) بیشینه‌سازی تأثیر در شبکه با یک مدل انتشار با k گره اولیه انتخابی (۲) کمترین مقدار k
[۲۱] ۲۰۱۶	PSO	آستانه خطی	NetInfective - NetScience NetGRQC - NetHEPT	پیداکردن k گره اولیه که مقدار تابع انتشار مورد انتظار پیشنهادی (LTE) ^{۱۳} را بیشینه کند.
[۲۲] ۲۰۱۷	SA ^{۱۳}	متوالی مستقل	Epinions - Slashdot Wikipedia	پیداکردن k گره اولیه که تأثیر شبکه را در مدل متوالی مستقل بیشینه می‌کند.
[۲۳] ۲۰۱۷	GA	آستانه خطی	NETSCIENCE - MAIL INFECTIOUS - UCSOCIAL	پیداکردن k گره اولیه که تأثیر شبکه را در مدل آستانه خطی بیشینه می‌کند.
[۲۴] ۲۰۱۶	الگوریتم ژنتیک مبتنی بر GPGPU	آستانه خطی	UCIrvine - Digg Facebook	پیداکردن k گره اولیه که تأثیر شبکه را در مدل آستانه خطی بیشینه می‌کند.
[۲۵] ۲۰۱۱	SA	EDV	Mobile – Epinions – Web - Amazon	پیداکردن k گره اولیه که مقدار تابع انتشار مورد انتظار پیشنهادی (EDV) را بیشینه کند
[۲۶] ۲۰۱۶	GA	متوالی مستقل متوالی وزن‌دار	Amazon - Wikipedia	پیداکردن k گره اولیه که تأثیر شبکه را در مدل متوالی بیشینه می‌کند.
[۲۷] ۲۰۱۱	GA, DE, PSO	آستانه خطی	robots_net squeakfoundation	پیداکردن k گره اولیه که تأثیر شبکه را در آستانه خطی بیشینه می‌کند.
[۲۸] ۲۰۱۵	ترکیب GA و الگوریتم حریصانه	متوالی مستقل	NetHEPT GR-QC	پیداکردن k گره اولیه که تأثیر شبکه را در مدل متوالی مستقل بیشینه می‌کند.

¹ Crow Search Algorithm

² The linear threshold model (LT-model)

³ The independent cascade model (IC-model)

⁴ expected diffusion value (EDV)

⁵ Two-Hop Influence Spread

⁶ θ -Dominance based Evolutionary Algorithm (θ -DEA-II)

⁷ Particle swarm optimization (PSO)

⁸ Bat algorithm (BA)

⁹ Black hole algorithm (BHO)

¹⁰ Discrete shuffled frog-leaping algorithm (DSFLA)

¹¹ multi-objective artificial bee colony (MOABC)

¹² Multi-Objective Evolutionary Algorithm (MOEA)

¹³ Simulated Annealing (SA)

یادشده با الگوریتم NSGA-II بهینه‌سازی شد؛ همچنین یک نسخه دو هدفه الگوریتم تکاملی به نام μGP که آن را MicroGP نیز نام‌گذاری می‌کنند، برای بهینه‌سازی گسترش نفوذ و کمیته‌سازی مقدار بودجه k (تعداد کاربران اولیه) در [۲۰] ارائه شد. در این پژوهش کیفیت یک جواب نامزد، یک معیار احتمالی از تعداد گره‌هایی است که با شروع از یک مجموعه‌گره‌های اولیه (جواب نامزد) بر اساس یک مدل انتشار نفوذ مانند متوالی مستقل و متوالی وزن‌دار به آن‌ها دست یافته می‌شود.

در سال‌های اخیر، شبکه‌های عصبی گرافی (GNN)^۳ به‌عنوان یکی از پیشرفته‌ترین روش‌های تحلیل داده‌های شبکه‌ای معرفی شده‌اند. این مدل‌ها با استفاده از ساختار گراف، ویژگی‌های گره‌ها و یال‌ها و همچنین همسایگی گره‌ها، توانایی یادگیری و استخراج الگوهای پیچیده را دارد. از جمله کاربردهای موفق این مدل‌ها، شناسایی گره‌های تأثیرگذار، پیش‌بینی پیوند و خوشه‌بندی گره‌هاست [۲۹]. روش‌های GNN نظیر شبکه گرافی پیچشی^۴ (GCN) و شبکه گرافی توجه^۵ (GAT) با ارائه سازوکارهای پیشرفته انتشار اطلاعات می‌توانند اطلاعات توپولوژیکی و ویژگی‌های گره‌ها و یال‌ها را هم‌زمان پردازش کنند، که برای مسائل شبکه‌های اجتماعی مانند شناسایی گره‌های تأثیرگذار یا پیش‌بینی ارتباطات بسیار مفید است؛ برای مثال [۳۰] الگوریتم مبتنی بر GCN را برای شناسایی گره‌های مؤثر در شبکه‌های اجتماعی ارائه کرده که توانسته است دقت بالاتری نسبت به روش‌های سنتی ارائه دهد. GAT ، با استفاده از سازوکار توجه روی یال‌های گراف، گره‌های تأثیرگذار را با دقت بیشتری شناسایی می‌کنند. این روش‌ها برتری قابل توجهی نسبت به روش‌های کلاسیک دارند؛ زیرا تعاملات پیچیده بین گره‌ها را مدل‌سازی می‌کنند [۳۱]. در پژوهش‌های اخیر، الگوریتم‌های GNN چند ویژگی^۶ توسعه داده شده‌اند که گره‌ها را بر اساس ویژگی‌های مختلف شبکه طبقه‌بندی می‌کنند. این روش‌ها می‌توانند تأثیر گره‌ها را در شبکه‌های پیچیده بهتر شناسایی کنند [۳۲]. شبکه‌های عصبی گرافی زمانی^۷ $TGCN$ نیز با در نظر گرفتن تعاملات پویا در شبکه‌های اجتماعی، امکان شناسایی گره‌های تأثیرگذار را در بازه‌های زمانی مختلف فراهم می‌کنند. این رویکرد برای تحلیل روندهای زمانی در شبکه‌های اجتماعی بسیار مؤثر است [۳۳].

^۳ Graph Neural Network

^۴ Graph Convolutional Networks

^۵ Graph Attention Networks

^۶ Multi-Feature GNN

^۷ Temporal GNN

* Corresponding author

مجموعه‌گره‌های خروجی ارائه می‌شود تا نیاز به انتخاب دستی توسط کاربران را برطرف کند. در این مقاله، مفهوم تبدیلات به تغییراتی اشاره دارد که در فرایند بهینه‌سازی برای انتخاب مجموعه اولیه برای بیشتر کردن تعداد گره‌های تحت تأثیر استفاده می‌شود. این تغییرات با هدف جایگزینی فرایند شبیه‌سازی مونت کارلو که هزینه محاسباتی بالایی دارد، ارائه شده‌اند.

در [۱۵] یک نسخه بهبودیافته از الگوریتم تکاملی چندهدفه مبتنی بر θ غلبه که در آن یک عملگر انتخاب جدید برای فرایند مرتب‌سازی جواب‌های پارتو طراحی شده و از مدل متوالی مستقل در فرایند انتشار بهره می‌برد ارائه شده‌است. دو تابع هدف متضاد بهینه‌سازی نفوذ و کمیته‌سازی گره‌های اولیه در [۱۶] به‌وسیله یک رویکرد مقیاس‌گذاری^۱ بر روی بردار این دو تابع هدف به توابع تک‌هدفه متعادل به منظور یافتن جواب‌های ایده‌آل رسیده، سپس سه الگوریتم مبتنی بر هوش ذرات مانند الگوریتم هوش ازدحام ذرات (PSO)، الگوریتم خفاش (BA) و الگوریتم سیاه‌چاله (BHO) را به‌صورت تک‌هدفه با در نظر گرفتن مدل آستانه خطی برای مدل انتشار پیاده‌سازی و نتایج به‌دست‌آمده برتری نسبی عملکرد PSO را نشان داده‌است. نکته قابل توجه دیگر این پژوهش، مقایسه اجمالی پژوهش‌های انجام‌شده در زمینه مسئله بهینه‌سازی نفوذ بین سال‌های ۲۰۰۳ تا ۲۰۲۳ در جدول (۱) است که نشان از توسعه استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری دارد که به تدریج از سال ۲۰۱۵ شروع شد و استفاده از آن‌ها در سال‌های ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۳ افزایش چشم‌گیری داشته‌است.

روش ایجاد ترتیب اولویت بر اساس میزان شباهت به جواب‌های ایده‌آل^۲ در مقاله [۱۷] برای الگوریتم کلونی زنبورهای مصنوعی چندهدفه ($MOABC$) اعمال شده‌است و سه معیار تصمیم‌گیری تأثیر انباشته متعلق به مجموعه‌گره‌های انتخابی، بیشترین فاصله بین آن‌ها و هزینه مشاهده‌شده مرتبط با فرایند انتشار در این پژوهش در قالب دو تابع هدف بهینه‌سازی تأثیر مجموعه‌گره‌های انتخابی بر همسایگان درجه نخست و دوم که در فاصله بهینه‌ای از هم قرار دارند و بهینه‌سازی فاصله مجموعه گره‌های انتخاب‌شده تا هسته گراف در نظر گرفته شد. در [۱۸] دو تابع هدف بهینه‌سازی گسترش نفوذ و کاهش زمان انتشار برای مسئله بهینه‌سازی نفوذ بر اساس مدل انتشار متوالی مستقل آگاه از تأخیر انتخاب و مسئله

^۱ scalarizing approach

^۲ Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS)

۳-۲- مسئله بیشینه‌سازی نفوذ

مسئله بیشینه‌سازی نفوذ دارای ماهیت و ذات چندهدفه است و تعریف ریاضی مسئله را می‌توان به این صورت بیان کرد که با در نظر گرفتن یک گراف اجتماعی وزن دار و جهت‌دار $G = (V, E, p)$ یک مدل انتشار m و تعداد $k \leq |V|$ هدف پیدا کردن یک مجموعه $S \subseteq V$ با کمترین اندازه است که $|S| = k$ باشد به‌طوری که $\sigma_m(S)$ بیشینه شود.

تحت مدل‌های انتشار آستانه خطی و متوالی مستقل، این مسئله NP-hard است، اما می‌توان نشان داد که توابع $\sigma_m(S)$ و $|S| = k$ یک‌نواخت^۱ و زیرپیمانه‌ای^۲ هستند. یک تابع مانند f در صورتی یک‌نواخت است که به‌ازای $S \subseteq T$ ، $f(S) \leq f(T)$ ، همچنین تابع f زیر پیمانه‌ای است اگر برای $S \subseteq T$ ، $f(T + w) - f(t) \leq f(S + w) - f(s)$ که در آن T و S مجموعه‌گره‌های اولیه انتخابی و w مجموعه‌گره‌های انتخاب نشده‌اند [۳۶].

الگوریتم حریصانه توانایی یافتن یک تقریب مناسب را برای این مسئله دارد هرگاه برای $f(S) = (|S|, \sigma_m(S))$ که یک‌نواخت و زیرپیمانه‌ای بوده و مسئله یافتن یک مجموعه‌گره با اندازه k است به‌طوری که $f(S)$ بهینه شود. پیچیدگی الگوریتم حریصانه در مرحله سه است. در این مرحله گره با بهترین مقدار (کمترین مقدار k و بیشترین مقدار $\sigma_m(S)$) نسبت به تعداد مورد انتظار از مجموعه‌گره‌های اولیه S انتخاب می‌شود.

۳-۳- اندازه‌گیری میزان انتشار نفوذ

به‌منظور محاسبه گسترش نفوذ (تعداد گره‌های مؤثر مدل انتشار)، روش حریصانه مونت کارلو نیاز به اجرای حداقل ده‌ها هزار بار برای به‌دست‌آوردن برآورد دقیق از تعداد گره‌ها دارد که بسیار وقت‌گیر است. برای مقابله با این مشکل، جیانگ و همکاران [۲۵] مقدار انتشار مورد انتظار در مدل متوالی مستقل (EDV) سریع را به منظور جایگزینی شبیه‌سازی مدل انتشار متوالی مستقل با محاسبات سنگین پیشنهاد دادند. معیار EDV تقریبی از $\sigma(S)$ با محاسبه تعداد همسایه‌های مجموعه‌گره‌های اولیه انتخاب‌شده S است که تعداد گره‌های تحت تأثیر S را نشان می‌دهد، که می‌تواند به‌صورت زیر محاسبه شود:

$$EDV(S) = k + \sum_{i \in N_1^1(S)} (1 - (1 - p)^{r(i)}) \quad (1)$$

که $N_1^1(S)$ مجموعه همسایگان S را نشان می‌دهد. k تعداد گره‌های اولیه انتخابی، p مقدار از پیش تعیین‌شده برای احتمال فعال‌شدن در مدل انتشار متوالی مستقل است.

پیچیدگی زمانی روش‌های پایه GNN مانند GCN به‌طور معمول $O(NF^2)$ است، که N تعداد گره‌ها و F تعداد ویژگی‌ها در هر گره است. برای شبکه‌های بزرگ (با میلیون‌ها گره و یال)، این پیچیدگی منجر به افزایش چشم‌گیر زمان پردازش می‌شود؛ برای مثال استفاده از GAT پیچیدگی را به $O(N^2)$ افزایش می‌دهد که آن را برای شبکه‌های بسیار بزرگ با چالش روبه‌رو می‌کند. روش‌های GNN، به‌ویژه مدل‌هایی مانند GCN و GAT، به منابع پردازشی قوی (GPU) نیاز دارند، که استفاده از آن‌ها برای شبکه‌های بسیار بزرگ چالش‌برانگیز است؛ همچنین عملکرد آن‌ها به شدت وابسته به تنظیم دقیق پارامترهایی مانند تعداد لایه‌ها، نرخ یادگیری و اندازه همسایگی هستند.

۳- مسئله بیشینه‌سازی نفوذ

به‌منظور تشریح اجزای تأثیرگذار در مسئله بیشینه‌سازی نفوذ به‌عنوان یک مسئله بیشینه‌سازی چندهدفه دنیای واقعی لازم است ابتدا با رایج‌ترین مدل‌های انتشار نفوذ آشنا شده، سپس تشریح مسئله انتشار نفوذ و توابع هدف پرداخته شود.

۳-۱- مدل‌های انتشار نفوذ

در این مسئله، شبکه به‌عنوان ابزار کلیدی به‌منظور پخش اطلاعات بین کاربران در نظر گرفته می‌شود و تمرکز اصلی بر روی ارتباطات در ساختار شبکه و نقش آن‌ها در پخش اطلاعات، بیماری و غیره است [۳۴]. به‌منظور تجزیه و تحلیل شبکه‌ها، آن‌ها را متناظر با یک گراف $G = (V, E)$ نشان می‌دهند که $V = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ مجموعه‌گره‌های گراف و هر گره معادل یک کاربر شبکه است؛ همچنین $E = \{e_{ij} = (v_i, v_j) | 1 \leq i, j \leq N, i \neq j\}$ مجموعه یال‌های گراف و نمایش ارتباط بین کاربر i و j شبکه را برعهده دارد. انتشار نفوذ در شبکه (گراف) به‌وسیله یک مدل مشخص تعریف می‌شود که مشهورترین این مدل‌ها، مدل متوالی مستقل، مدل آستانه خطی و مدل آستانه عمومی هستند [۱، ۷، ۳۵]. در تشریح مدل‌های انتشار نفوذ در شبکه، کاربران (گره‌ها) تحت عناوین فعال یا غیرفعال توصیف می‌شوند که منظور از گره‌های فعال، گره‌هایی هستند که تحت تأثیر دیگر گره‌ها قرار می‌گیرند و می‌توانند بر همسایگان خود نیز در هنگام فعال‌شدن تأثیر بگذارند؛ همچنین گره‌های غیرفعال گره‌هایی هستند که توسط همسایگان فعال خود تحت تأثیر قرار نگرفته‌اند. شایان ذکر است که هر گره می‌تواند از حالت غیرفعال به حالت فعال تغییر وضعیت دهد، اما برعکس آن، یعنی غیرفعال‌شدن گره فعال امکان‌پذیر نیست [۱].

¹ Monotone

² Submodular

$r(i)$ تعداد پیوندها بین گره i و مجموعه گره اولیه S را نشان می‌دهد. معیار دیگری که برای اندازه‌گیری میزان انتشار نفوذ می‌توان استفاده کرد، تعداد گره‌های فعال با یک مدل انتشار مانند متوالی مستقل (IC) با شروع از مجموعه گره‌های اولیه انتخاب شده S است که به عنوان کیفیت انتشار نیز نام برده می‌شود.

۴- روش پیشنهادی

در روش پیشنهادی نخست از EDV به جای مدل کلاسیک انتشار متوالی مستقل استفاده شده و سپس یک نسخه فازی جدید الگوریتم چندهدفه ژنتیک که از الگوریتم ژنتیک چندهدفه NSGA-II [۱۱] الهام گرفته، اما پارامترهای نرخ جهش و باز ترکیب آن به وسیله نظام فازی پیشنهادی به صورت پویا تنظیم می‌شود بهره می‌برد. نسخه فازی الگوریتم ژنتیک چندهدفه پیشنهادی برای بهینه کردن هم‌زمان سه هدف (۱) بهینه سازی تعداد گره‌های مؤثر مدل انتشار (۲) کمینه کردن مقدار بودجه k (تعداد کاربران اولیه) و (۳) کمینه سازی مدت زمان مورد نیاز برای انتشار استفاده می‌شود. در این بخش ابتدا نحوه ساختار الگوریتم ژنتیک چندهدفه NSGA-II به عنوان الگوریتم پایه تشریح شده، سپس نسخه فازی شده این الگوریتم تحت عنوان FNSGA بیان می‌شود. در آخرین زیربخش نیز روش پیشنهادی برای مسئله بهینه سازی نفوذ توضیح داده می‌شود.

۴-۱- الگوریتم بهینه سازی چندهدفه ژنتیک

الگوریتم ژنتیک چندهدفه با مرتب سازی نامغلوب (NSGA) [۳۷] یکی از الگوریتم‌های شاخص و پر کاربرد در زمینه بهینه سازی چندهدفه است. پس از ارائه نسخه نخست این الگوریتم در سال ۱۹۹۵، معرفی کنندگان این الگوریتم، که از میان آن‌ها دب معروف تر از سایرین است، نسخه دوم آن را در سال ۲۰۱۲ با نام اختصاری NSGA-II ارائه کردند. در کنار تمام کارایی‌هایی که NSGA-II دارد، می‌توان آن را به عنوان الگوی شکل گیری بسیاری از الگوریتم‌های بهینه سازی چندهدفه دانست؛ همچنین کاهش پیچیدگی محاسباتی در مرتب سازی نامغلوب از $O(mN^3)$ در الگوریتم NSGA به $O(mN^2)$ در الگوریتم NSGA-II باعث سرعت دوچندان این الگوریتم شده است؛ بنابراین، پیچیدگی زمانی NSGA-II از مرتبه دوم است. پیچیدگی مکانی الگوریتم NSGA-II نیز به عوامل مشابهی بستگی دارد. درکل، پیچیدگی مکانی NSGA-II را می‌توان به صورت $O(mN^3)$ تخمین زد.

در الگوریتم NSGA-II نخست جمعیت فرزندان یا Q_t توسط جمعیتی از والدین یا P_t ساخته می‌شود، سپس دو جمعیت با هم ترکیب می‌شوند و جمعیت R_t با اندازه $2N$ ایجاد می‌شود. که در آن N تعداد جمعیت اولیه است. مرتب سازی نامغلوب برای دسته بندی تمام جمعیت R_t استفاده می‌شود. یک جواب X بر جواب Y غلبه می‌کند اگر X از نظر تمام معیارها نسبت به Y بدتر نیست و دست کم در یک معیار بهتر است.

در این شیوه یک مقایسه عمومی در بین اعضای R_t که مجموع دو جمعیت فرزندان و والدین است، انجام می‌شود و پس از ایجاد صف‌های متفاوت نامغلوب به ترتیب اولویت (اولویت صف‌ها نسبت به هم) جمعیت بعدی یکی یکی از این صف‌ها پر می‌شود. پر کردن P_{t+1} با بهترین صف نامغلوب شروع شده و سپس به ترتیب با دومین صف نامغلوب و همین‌طور سومین و تا آخر، تا زمانی که P_{t+1} پر شود، ادامه می‌یابد. از آنجا که اندازه R_t برابر $2N$ است تمام اعضای آن نمی‌توانند در P_{t+1} قرار بگیرند و به راحتی جواب‌های باقی مانده حذف می‌شود. شکل (۱) نحوه عملکرد الگوریتم NSGA-II را نشان می‌دهد.

۴-۲- الگوریتم FNSGA

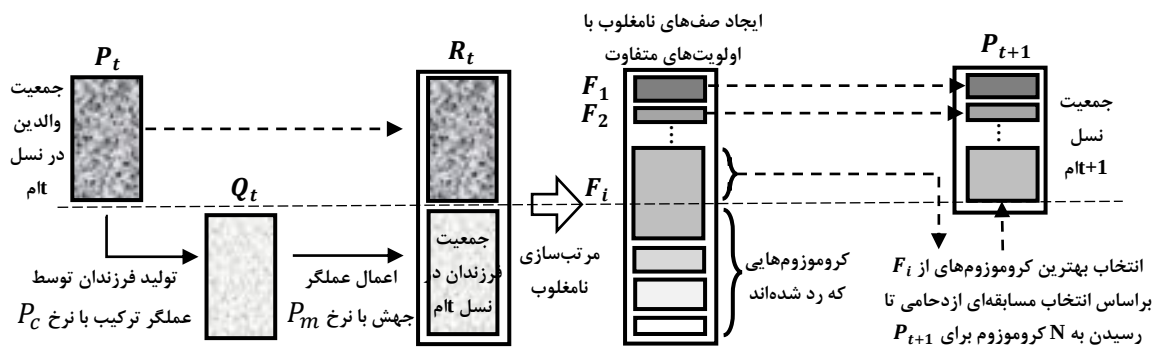
یکی از چالش‌های الگوریتم ژنتیک تنظیم مناسب نرخ عملگرهای جهش و باز ترکیب است که تأثیر زیادی بر روی کارایی الگوریتم ژنتیک (دقت و زمان دستیابی به جواب) دارد که این نرخ‌ها به طور معمول ثابت و با توجه به مسئله‌های مختلف، مقدار متفاوتی را دارند و به صورت تجربی داده می‌شود.

نرخ جهش و باز ترکیب به ترتیب بر قابلیت پویایی و انتفاع^۲ الگوریتم ژنتیک اثرگذار است [۳۸]. افزایش قابلیت پویایی، زمانی که الگوریتم در بهینه محلی گرفتار شده و افزایش قابلیت انتفاع، زمانی که الگوریتم در گام‌های اولیه خود نیاز به جست و جوی محلی بیشتری داشته و کروموزوم‌ها به اندازه کافی در فضای جست و جو پخش هستند، توصیه می‌شوند؛ لذا بهتر است نرخ جهش و نرخ باز ترکیب متغیر بر اساس مقدار تابع برازش بهترین کروموزوم انتخاب شوند. برای این منظور می‌توان از نظام فازی استفاده کرد. در این نظام فازی تنظیم کننده نرخ جهش و باز ترکیب ژنتیک، دو متغیر ورودی به نام NF و FitBest داده می‌شود و نرخ جهش Pm و نرخ باز ترکیب Pc به عنوان خروجی بازگردانده می‌شود که NF تعداد

^۱ Exploration

^۲ Exploitation

کروموزوم‌ها در صف نخست (F1) الگوریتم ژنتیک چندهدفه است. در شکل (۲) شمای کلی این سامانه را مشاهده می‌کنید.



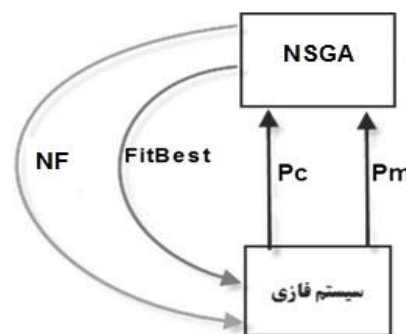
(شکل-۱): نحوه عملکرد الگوریتم NSGA-II

(Figure-1): The NSGA-II performance

2. If (NF is LOW) and (FitBest is LOW) then (Pm is LOW)(Pc is LOW)
3. If (NF is MEDIUM) and (FitBest is LOW) then (Pm is MEDIUM)(Pc is MEDIUM)
4. If (NF is MEDIUM) and (FitBest is MEDIUM) then (Pm is HIGH)(Pc is MEDIUM)
5. If (NF is HIGH) and (FitBest is LOW) then (Pm is LOW)(Pc is MEDIUM)

قاعده فازی نخست بیان می‌کند که اگر تعداد کروموزوم‌های واقع در صف نخست جواب پاریتو و نیز مقدار میانگین برازش نرمال‌شده این کروموزوم‌ها زیاد بود، الگوریتم در یک بهینه محلی افتاده و باید مقدار نرخ جهش و بازترکیب را زیاد انتخاب کرد تا باعث تنوع جمعیتی و بهبود تابع برازش شود. حضور کم تعداد کروموزوم‌های حاضر در صف نخست پاریتو و میانگین برازش پایین آن‌ها در قاعده فازی دوم نشان می‌دهد که کروموزوم‌ها در فضای جست‌وجو پخش بوده و باید مقدار نرخ جهش و بازترکیب را کم انتخاب کرد تا ژن‌های خوب کروموزوم‌ها از بین نروند. قاعده سوم فازی زمانی را نشان می‌دهد که کیفیت برازش کروموزوم‌های حاضر در صف نخست پاریتو به نسبت تعداد آن‌ها پایین‌تر است؛ لذا برای بهبود مقدار تابع برازش می‌توان مقدار نرخ جهش و بازترکیب را در حالت متوسط تعیین کرد.

قاعده فازی چهارم نیز نشان می‌دهد که تعداد و کیفیت برازش کروموزوم‌های صف نخست پاریتو در حال ورود به مرحله افتادن در بهینه محلی هستند؛ پس می‌توان نرخ جهش را زیاد انتخاب کرد تا باعث تنوع کروموزوم‌ها شود و مقدار نرخ بازترکیب متوسط نیز قابلیت انتفاع را حفظ می‌کند. در قاعده فازی پنجم نیز نشان می‌دهد که تعداد کروموزوم‌های صف نخست پاریتو



(شکل-۲): شمای کلی سامانه پیشنهادی ژنتیک فازی

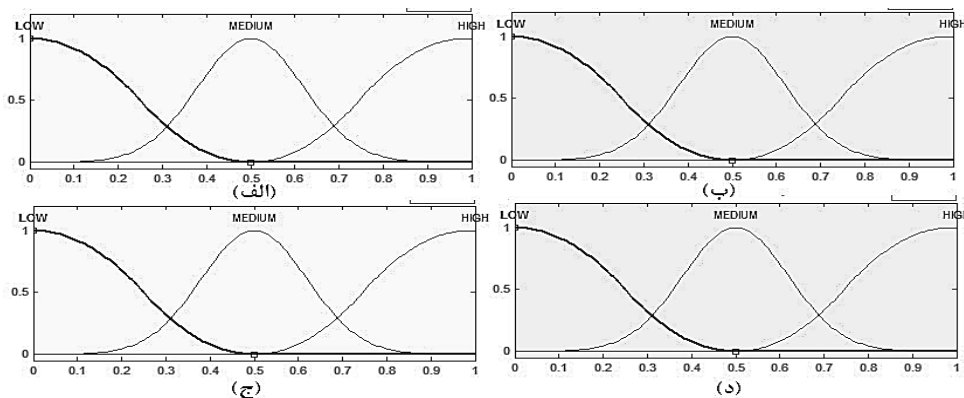
(Figure-2): The main framework of the proposed FNSGA

در نظام فازی پیشنهادی، هر یک از متغیرهای ورودی دارای سه متغیر زبانی High, Medium, Low و به ترتیب نشان‌دهنده مقادیر کم، متوسط و زیاد متغیرها هستند. در تمام متغیرها از تابع عضویت ZMF برای متغیر زبانی Low، تابع عضویت ترکیبی گاوسی برای Medium و از تابع عضویت SMF برای متغیر زبانی High استفاده شده‌است. در شکل (۳) توابع عضویت متغیرهای ورودی و خروجی و قوانین فازی نظام فازی پیشنهادی نشان داده شده‌است. همان‌طور که در شکل (۴) مشاهده می‌شود، سامانه استنتاج از نوع ممدانی [۳۹]، روش غیر فازی‌ساز از نوع مرکز ثقل و برای عملگرهای AND, OR از کمینه و بیشینه و برای توابع تجمیع و استدلال نیز به ترتیب از پنج قاعده فازی است که بر اساس ارزیابی عملکرد الگوریتم با مقادیر مختلف Pc و Pm و ارتباط بهترین عملکرد این پارامترها با FitBest و NF از بین ۸۱ قاعده فازی قابل تعریف شناسایی و استخراج شده‌اند. که در ادامه آمده‌است:

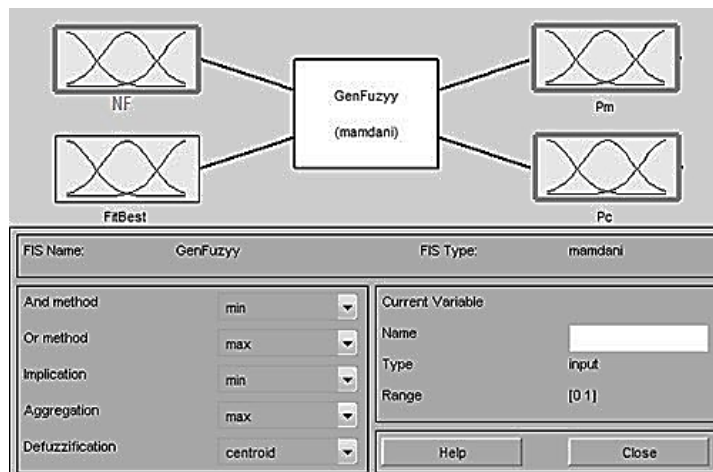
1. If (NF is HIGH) and (FitBest is HIGH) then (Pm is HIGH)(Pc is High)

درحالی زیاد است که کیفیت برازش آنها کم باشد.

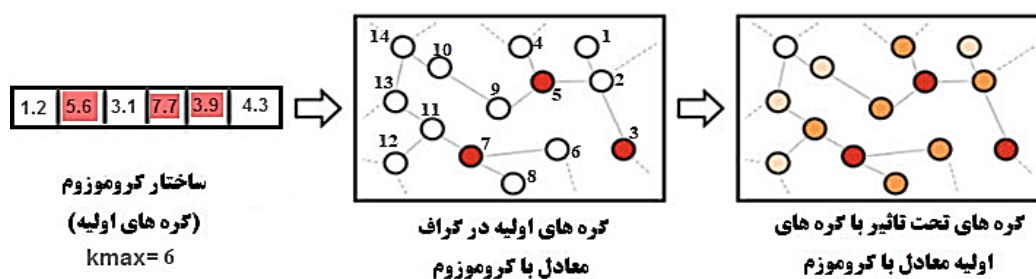
در این حالت باید قابلیت انتفاع با نرخ بازترکیب متوسط حفظ شود، اما قابلیت پویای الگوریتم با نرخ جهش کم شود.



(شکل-۳): تابع عضویت متغیر الف) ورودی NF، ب) خروجی P_m ، ج) ورودی FitBest و د) خروجی P_c
(Figure-3): The Variables' membership function of a) input NF, b) output P_m , c) input FitBest and d) output P_c



(شکل-۴): نظام فازی تنظیم‌کننده پارامترهای ژنتیک
(Figure 4): The fuzzy system to tune parameters of the algorithm



(شکل-۵): ساختار کروموزوم در روش پیشنهادی
(Figure-5): A chromosome's structure in the proposed method

پیشنهادی از کدگذاری عددی اعشاری با طول ثابت استفاده می‌شود. در فرایند بیشینه‌سازی نفوذ با استفاده از الگوریتم FNSGA پیشنهادی، فضای جواب (کروموزوم‌ها)، گره‌های اولیه به تعداد k است که می‌بایست به فضای قابل درک FNSGA کد شود. برای این منظور گره‌های اولیه را

۳-۴- الگوریتم FNSGA برای بیشینه‌سازی نفوذ

یک مرحله مهم در طراحی الگوریتم ژنتیک، یافتن روش مناسب برای نمایش جواب‌های کاندید (کروموزوم‌ها) است که به ماهیت مسئله وابسته بوده و کارایی و پیچیدگی الگوریتم ژنتیک نیز تأثیری متاثر از آن است. در روش

۵- پیاده‌سازی و ارزیابی

از آنجا که هدف اصلی این پژوهش به‌دست آوردن روشی کارا بر پایه الگوریتم ژنتیک چندهدفه فازی برای یافتن جوابی مناسب برای مسئله بیشینه‌سازی نفوذ در شبکه‌های اجتماعی است، برای بررسی کارایی مدل پیشنهادی از چند گراف استاندارد استفاده شده‌است. برای پیاده‌سازی و اجرای مدل پیشنهادی از نرم‌افزار Matlab R2020a بر روی یک رایانه با حافظه اصلی هشت گیگابایت و پردازنده پنج هسته‌ای ۳.۲ گیگاهرتز استفاده شده‌است. برای ارزیابی، نتایج روش پیشنهادی (FNSGA) با روش‌های ابتکاری و فراابتکاری مرسوم و جدید بیشینه‌سازی نفوذ مقایسه شده‌است.

۵-۱- خصوصیات مجموعه داده

برای ارزیابی روش‌های بیشینه‌سازی نفوذ در شبکه‌های اجتماعی نیاز به مجموعه داده گراف است که در این مقاله از پنج شبکه استاندارد Arenasjazz، Canetscience، EgoFacebook، Higgs-Reply و Slashdot استفاده شده‌است. مشخصات ساختار توپولوژیکی مجموعه داده شبکه‌های مورد استفاده در جدول (۲) نشان داده شده‌است.

(جدول-۲): ویژگی‌های مجموعه داده شبکه‌های مورد استفاده

(Table-2): Properties of used network datasets.

نام شبکه	تعداد گره	تعداد یال	مرجع
Arenasjazz	۱۹۸	۲۷۴۷	KONECT ^۱
Canetscience	۳۷۹	۹۱۴	KONECT
EgoFacebook	۲۸۸۸	۲۹۸۱	KONECT
Higgs-Reply	۳۸۹۱۸	۳۲۵۲۳	[۴۰]
Slashdot	۷۷۳۵۷	۵۱۶۵۷۵	[۴۱]

۵-۲- تأثیر پارامترهای روش پیشنهادی

پارامترهای روش پیشنهادی N (اندازه جمعیت)، P_c نرخ ترکیب، P_m نرخ جهش و Max_Itr حداکثر تعداد تکرارها هستند. یک تجزیه و تحلیل از تأثیر این پارامترها بر خروجی روش پیشنهادی FNSGA انجام شده‌است و نتایج تأثیر آن‌ها برای مجموعه داده EgoFacebook گزارش شده‌است. تعیین نرخ در روش پیشنهادی برای جهش P_m و نرخ بازترکیب P_c از نظام فازی استفاده می‌شود که در هر تکرار FNSGA پیشنهادی این نرخ‌ها را تنظیم می‌کند.

¹ <http://konect.uni-koblenz.de/>

به‌عنوان ژن‌های کروموزوم در فضای جست‌وجو در نظر می‌گیریم؛ در نتیجه هر کروموزوم در فضای جست‌وجوی FNSGA دارای $kmax$ ژن است؛ درواقع قسمت صحیح هر ژن شماره گره انتخابی و قسمت اعشاری نیز برای تعیین اینکه آن گره اولیه وجود داشته باشد یا نه استفاده می‌شود.

اگر بخش اعشاری بزرگتر از ۰.۵ باشد به‌منزله حضور گره در لیست انتخابی و در غیر این صورت گره انتخاب نمی‌شود. در روش پیشنهادی برای حل مسئله بیشینه‌سازی نفوذ، یک جواب نامزد (کروموزوم) مجموعه‌ای از گره‌هاست که زیرمجموعه‌ای از گره‌ها در شبکه اجتماعی اصلی است که به‌صورت آرایه‌ای بدون ترتیب از شماره گره‌هایی که انتشار از آن‌ها شروع می‌شود نشان داده می‌شوند. شکل (۵) شمای کد کردن مسئله را نشان می‌دهد که در آن فهرست شماره گره‌های اولیه که به‌عنوان یک جواب (کروموزوم) هستند در سمت چپ نشان داده شده‌است و در شکل وسط گره‌های اولیه متناظر آن کروموزوم در شبکه اجتماعی نشان داده می‌شوند و در سمت راست نیز تأثیر انتشار با شروع از این گره‌های اولیه را نشان می‌دهد.

تابع برازش، معیار مقایسه جواب‌های امکان‌پذیر یا همان کیفیت کروموزوم‌هاست که میزان مطلوبیت آن‌ها را نشان می‌دهد. در این مقاله هدف از الگوریتم ژنتیک چندهدفه؛ (۱) بیشینه‌سازی تعداد گره‌های مؤثر مدل انتشار (گسترش نفوذ) (۲) کمینه‌کردن مقدار بودجه k (تعداد کاربران اولیه) و (۳) کمینه‌سازی مدت زمان مورد نیاز برای انتشار است. در روش پیشنهادی هدف نخست بیشینه‌سازی تعداد گره‌های مؤثر مدل انتشار (گسترش نفوذ) و هدف سوم یعنی مدت زمان مورد نیاز برای انتشار با بیشینه‌سازی تابع EDV برآورده می‌شود:

$$f_1(S) = EDV(S) = k + \sum_{i \in N_S^1 \setminus S} (1 - (1 - p)^{r(i)}) \quad (6)$$

هدف دوم که کمینه‌کردن تعداد کاربران اولیه k را نیز می‌توان با استفاده از تابع زیر به یک تابع بیشینه‌سازی تبدیل کرد:

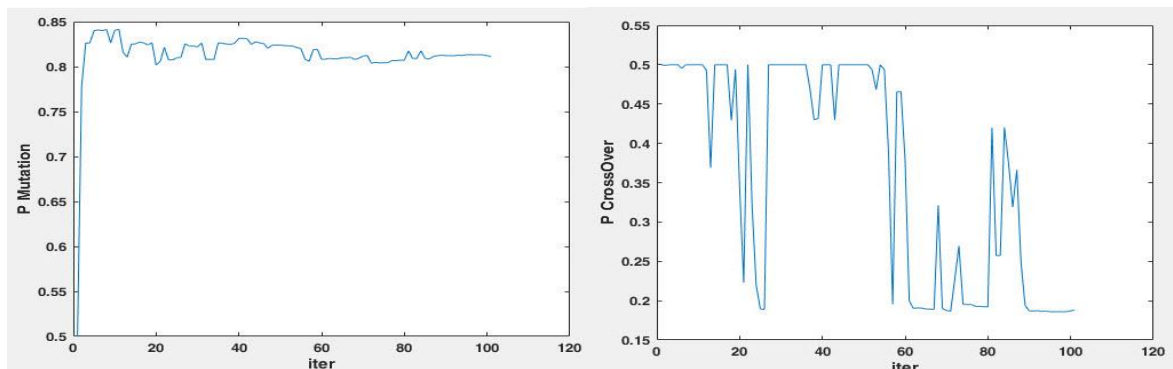
$$f_2(S) = N - k \quad (7)$$

که در این معادله k تعداد گره‌های اولیه انتخابی و N تعداد کل گره‌های گراف و S مجموعه گره‌های انتخابی (کروموزوم) است.

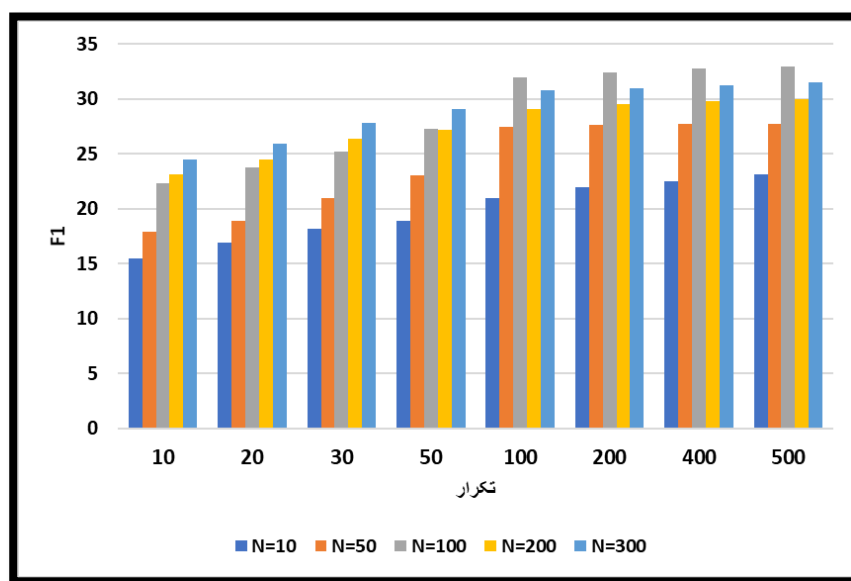
اندازه جمعیت N نیز یکی از عوامل اصلی مؤثر بر عملکرد الگوریتم NSGA در مسائل مختلف بهینه‌سازی است. وقتی N کوچک در نظر گرفته شود، سرعت عملکرد الگوریتم افزایش می‌یابد، اما باعث کاهش تنوع الگوریتم می‌شود و الگوریتم خیلی زود به هم‌گرایی می‌رسد. از طرف دیگر، وقتی N مقدار بزرگی می‌گیرد، برای جست‌وجوی سراسری مناسب است، اما زمان عملیات

در شکل (۶) نمودارهای تغییرات نرخ جهش P_m و نرخ بازترکیب P_c در هر تکرار الگوریتم برای مجموعه‌داده EgoFacebook آمده‌است.

همان‌طور که در شکل (۶) مشاهده می‌شود، نرخ‌های جهش و بازترکیب الگوریتم FNSGA متغیر بوده و با توجه به مقدار تابع برازش و تغییرات آن نسبت به تکرارهای قبل تنظیم می‌شود و از گیرافتادن الگوریتم در بهینه محلی و یا هم‌گرایی زودرس الگوریتم جلوگیری می‌کند.



(شکل-۶): نمودار نرخ‌های جهش و بازترکیب در روش پیشنهادی برای گراف EgoFacebook
and P_c for EgoFacebook's graph in each iteration (Figure-6): The values of FNSGA's P_m



(شکل-۷): تأثیر پارامترهای N و Max_Iter بر روی معیار EDV برای گراف Arenasjazz در روش پیشنهادی
(Figure-7): Comparing the obtained results of the proposed method with the others based on EDV for Arenasjazz's graph

پانصد و مقادیر N به ترتیب ده، پنجاه، صد، دویست و سیصد تنظیم شده‌است. همان‌طور که در شکل (۷) نشان داده شده‌است، با افزایش این پارامترها، کیفیت تابع برازش نیز بالا می‌رود؛ باین‌حال، هنگامی که مقادیر این پارامترها از آستانه مشخصی ($Max_Iter = 50$ و $N = 100$) فراتر روند، کارایی کمابیش ثابت می‌شود و بهبود اندکی دارد. در نتیجه پارامترهای FNSGA بر روی این مقادیر تنظیم می‌شوند.

الگوریتم به‌زودی افزایش می‌یابد که کارایی بهینه‌سازی الگوریتم را کاهش می‌دهد. به منظور تعیین مقادیر N و Max_Iter برای الگوریتم FNSGA، مناسب‌ترین مقدار را از طریق آزمایش‌های بهینه‌سازی تابع برازش $f1$ به‌دست می‌آوریم. شکل (۷) نتایج مقایسه تجربی را هنگامی که N مقادیر متفاوتی می‌گیرد نشان می‌دهد. مقادیر Max_Iter به‌ترتیب ده، بیست، سی، پنجاه، صد، دویست، چهارصد و

در این بخش نتایج روش پیشنهادی برای بیشینه‌سازی نفوذ در شبکه اجتماعی بر روی پنج مجموعه داده مشخص شده ارائه شده است.

برای ارزیابی، نتایج روش پیشنهادی (FNSGA) علاوه بر مقایسه با نسخه بدون فازی روش پیشنهادی (NSGA) با روش‌های ابتکاری مرسوم بیشینه‌سازی نفوذ یعنی روش‌های مرکزیت درجه (degree)، نزدیکی (closeness)، میانی‌بودن (betweenness)، بردار ویژه (eigen) و رتبه صفحه (pagerank) و همچنین جدیدترین روش‌های ارائه شده برای بیشینه‌سازی نفوذ مبتنی بر الگوریتم‌های فراابتکاری چندهدفه یعنی الگوریتم تکاملی چندهدفه μGP [۲۰]، الگوریتم جست‌وجوی چندهدفه (MOCSA) [۱۲]، الگوریتم فرایند جست‌وجوی تطبیقی تصادفی حریصانه (GRASP) [۱۳] و چهارچوب تکاملی چند تبدیلی (MTEF) [۱۴] مقایسه شده است. برای مقایسه روش پیشنهادی با دیگر روش‌ها، تمام آزمایش‌ها به طور مستقل ده بار اجرا می‌شوند، تعداد تکرارهای هر الگوریتم فراابتکاری پنجاه و اندازه جمعیت N به طور یکسان صد انتخاب شدند. دیگر پارامترهای روش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های فراابتکاری چندهدفه بر اساس مقادیر آزمایش‌ها مقاله مرجع آن‌ها، تعیین شده است؛ بدین صورت که، برای روش μGP پارامتر λ یعنی تعداد عملگرهای اعمال شده در هر تکرار برابر صد تنظیم شده است. پارامترهای محدوده پرواز fl_{min} و fl_{max} به ترتیب ۱.۰ و ۱.۹ برای روش MOCSA تعیین شده است. برای الگوریتم GRASP نیز مقدار پارامتر α تصادفی و δ برابر بیست قرار داده شده است. پارامتر تعداد تبدیلات در الگوریتم MTEF برابر صد و نرخ‌های جهش و بازترکیب به ترتیب ۰.۱ و ۱ تنظیم شده است.

برای مقایسه روش پیشنهادی با دیگر روش‌ها از چهار معیار EDV، هزینه^۱ (تعداد گره‌های انتخابی به عنوان Seed)، معیار گسترش نفوذ $\sigma(s)$ یعنی تعداد گره‌های فعال با مدل انتشار متوالی مستقل (IC) و زمان اجرای روش بر حسب ثانیه استفاده شده است. در شکل (۸) نمودارهای مقایسه‌ای نتایج روش پیشنهادی به همراه نتایج روش‌های دیگر بر اساس معیار EDV بر روی پنج مجموعه داده مورد نظر نشان داده شده است. در این نمودارها، مقادیر پنج، ده، پانزده، بیست و ۲۵ برای بیشینه تعداد گره‌های اولیه (k) در نظر گرفته شده است. همان‌طور که در شکل (۸) مشاهده می‌شود روش پیشنهادی نسبت به دیگر روش‌ها بر روی هر پنج مجموعه داده نتایج بهتری از نظر مقدار تابع EDV ارائه می‌کند؛ همچنین روش‌های بیشینه‌سازی نفوذ مبتنی

^۱ Cost

بر الگوریتم‌های فراابتکاری چندهدفه بهتر از روش‌های ابتکاری عمل می‌کنند. نسخه فازی روش پیشنهادی نسبت به روش NSGA نتایج بهتری دارد.

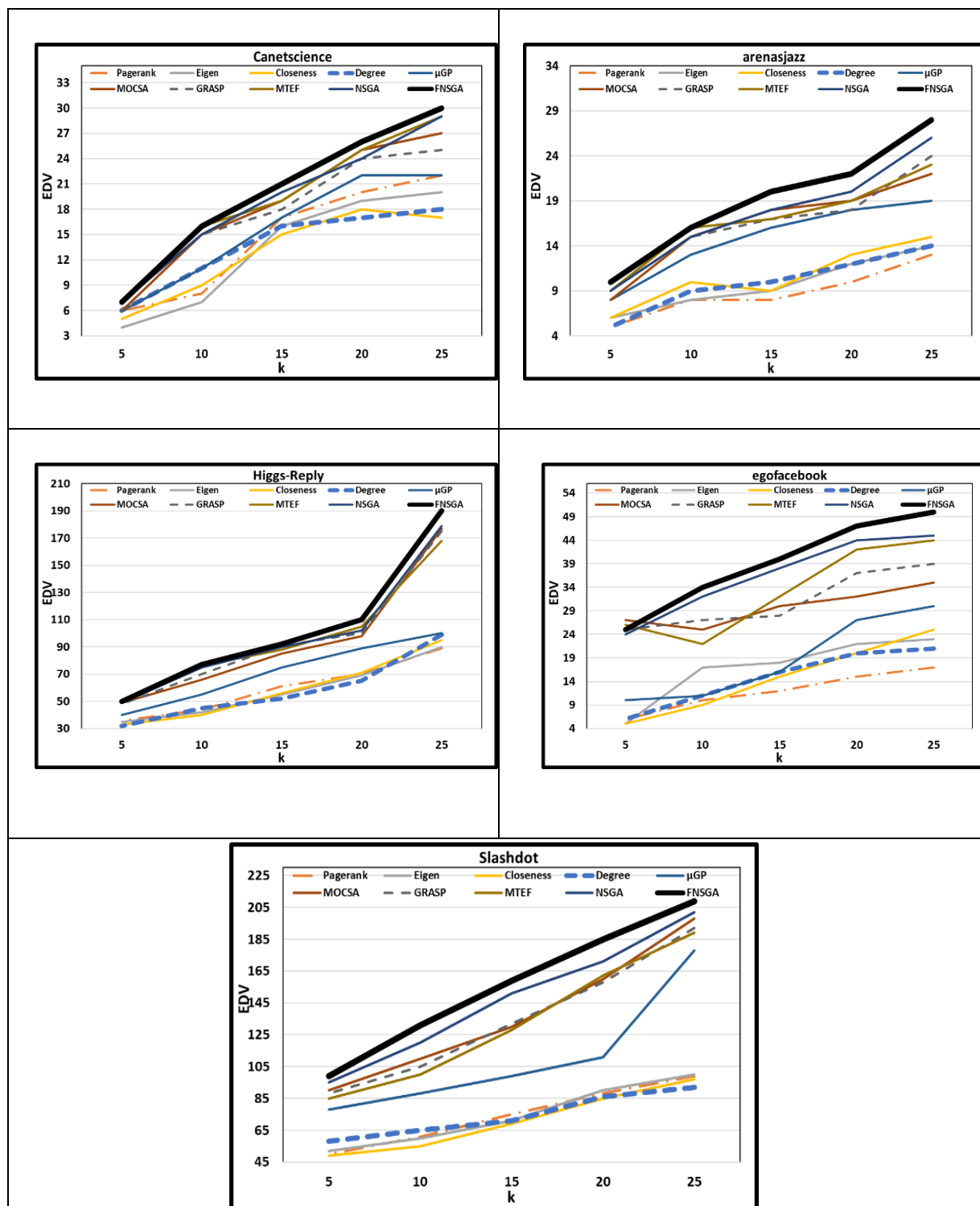
برای مقایسه روش پیشنهادی با دیگر روش‌ها از نظر معیار هزینه، بیشترین تعداد گره‌های اولیه (k) هزار در نظر گرفته شده است و در شکل (۹) هزینه یعنی تعداد گره‌های انتخابی به عنوان Seed در هر تکرار روش پیشنهادی و دیگر روش‌های بیشینه‌سازی نفوذ مبتنی بر الگوریتم‌های فراابتکاری چندهدفه برای پنج مجموعه داده نشان داده شده است.

همان‌طور که در شکل (۹) مشاهده می‌شود الگوریتم‌های FNSGA، NSGA و MTEF توانایی کنترل بهتر هزینه را نشان می‌دهند. در مقایسه بر روی پنج شبکه، هزینه گره‌های اولیه الگوریتم‌های μGP و MOCSA به سختی کاهش یافته است. در شکل (۹)، برای شبکه‌های مقیاس بزرگ، هزینه گره اولیه روش پیشنهادی به طور قابل توجهی کمتر از الگوریتم‌های دیگر پس از سی تکرار است. در شکل (۱۰)، روش پیشنهادی از نظر معیار گسترش نفوذ $\sigma(s)$ با روش‌های دیگر بر روی پنج مجموعه داده مقایسه شده است. در این نمودارها، مقادیر پنج، ده، پانزده، بیست و بیست‌وپنج برای بیشترین تعداد گره‌های اولیه (k) در نظر گرفته شده است. همان‌طور که از نتایج این نمودارها مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی و روش‌های مبتنی بر فراابتکاری چندهدفه بهتر از روش‌های ابتکاری عمل می‌کنند و روش پیشنهادی از نسخه بدون فازی آن نتایج را بهبود می‌بخشد؛ همچنین، با افزایش k و اندازه شبکه، گسترش نفوذ در روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها بهبود قابل توجهی پیدا می‌کند.

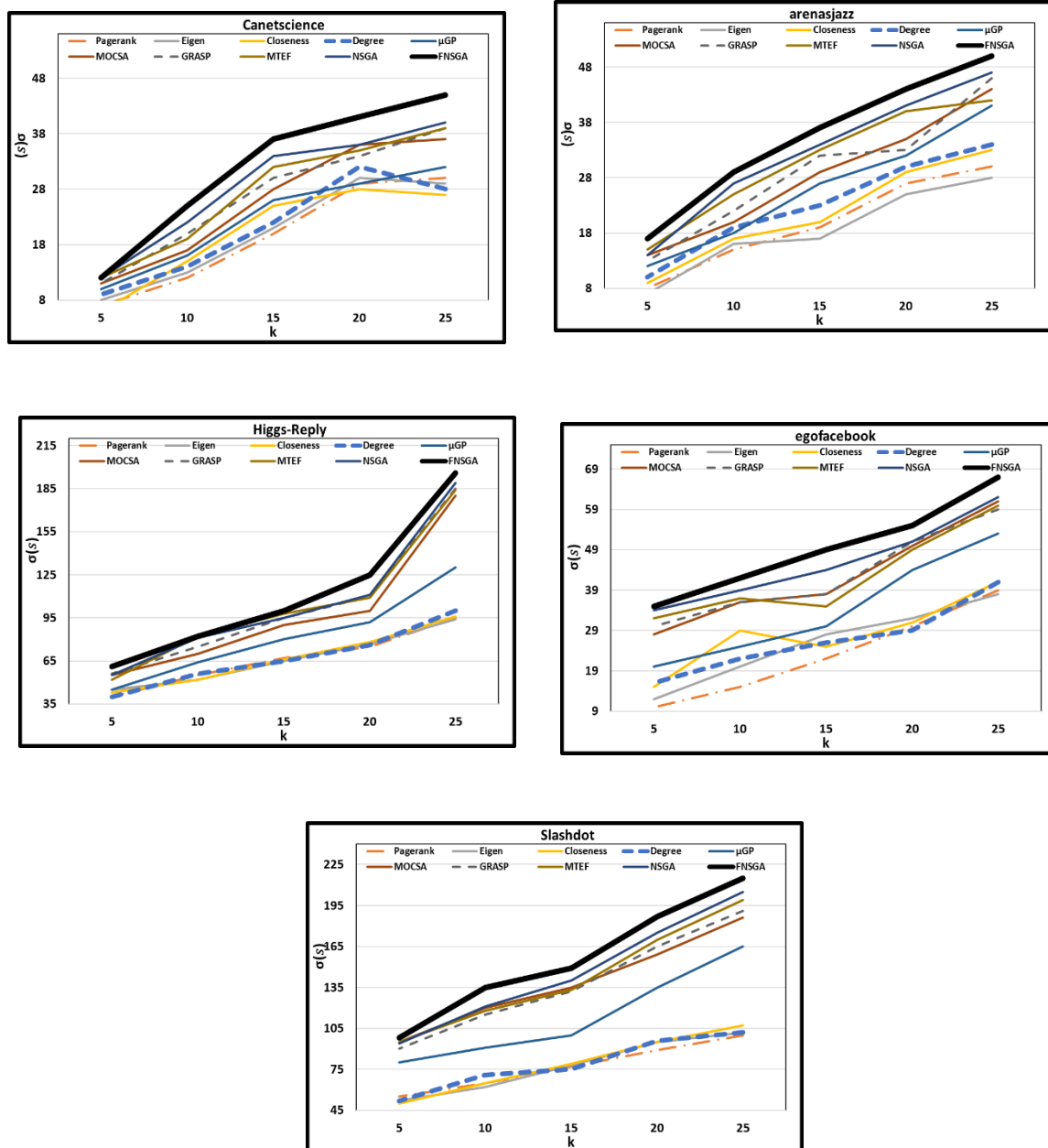
در ادامه، برای ارزیابی کارایی الگوریتم پیشنهادی FNSGA برای حل مسئله بیشینه‌سازی نفوذ، زمان اجرای روش‌های مختلف مبتنی بر الگوریتم‌های فراابتکاری چندهدفه به عنوان یکی دیگر از معیارهای عملکرد مهم در نظر گرفته می‌شود.

شکل (۱۱) زمان اجرای هر الگوریتم را بر حسب زمانی نشان می‌دهد که تعداد تکرارها در پنج مجموعه داده هزار و جمعیت اولیه پنجاه است.

همان‌طور که در شکل (۱۵) مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی FNSGA از نسخه بدون فازی آن یعنی NSGA تنها مقدار کمی زمان اجرای بیشتری دارد. در کل روش‌های فراابتکاری چندهدفه از نظر زمان اجرا نسبت به یکدیگر تفاوت معناداری ندارند و الگوریتم‌های تکاملی چندهدفه μGP و جست‌وجوی کلاغ چندهدفه (MOCSA) زمان اجرای کمتری دارند.



(شکل-۸): مقایسه نتایج روش پیشنهادی با دیگر روش‌ها بر اساس معیار EDV
(Figure-8): Comparing the obtained results of the proposed method with the others based on EDV



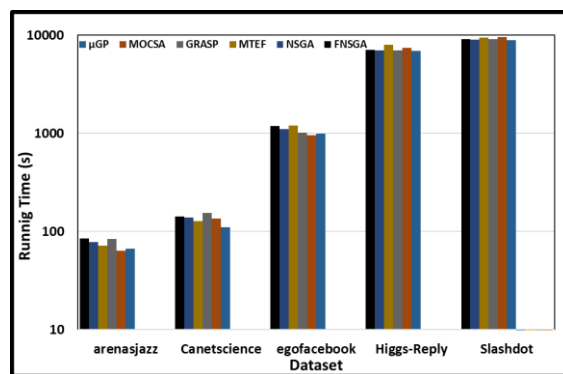
(شکل ۱۰): مقایسه نتایج روش پیشنهادی با دیگر روش‌ها بر اساس معیار گسترش نفوذ
(Figure-10): Comparing the obtained results of the proposed method with the others based on Influence spread

شکل (۱۱) زمان اجرای هر الگوریتم را بر حسب زمانی نشان می‌دهد که تعداد تکرارها در پنج مجموعه داده هزار و جمعیت اولیه پنجاه است.

همان طور که در شکل (۱۵) مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی FNSGA از نسخه بدون فازی آن یعنی NSGA تنها مقدار کمی زمان اجرای بیشتری دارد. در کل روش‌های فراابتکاری چندهدفه از نظر زمان اجرا نسبت به یکدیگر تفاوت معناداری ندارند و الگوریتم‌های تکاملی

اندازه شبکه، گسترش نفوذ در روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها بهبود قابل توجهی پیدا می‌کند. در ادامه، برای ارزیابی کارایی الگوریتم پیشنهادی FNSGA برای حل مسئله بیشینه‌سازی نفوذ، زمان اجرای روش‌های مختلف مبتنی بر الگوریتم‌های فراابتکاری چندهدفه به عنوان یکی دیگر از معیارهای عملکرد مهم در نظر گرفته می‌شود.

چندهدفه μ GP و جستجوی کلاغ چندهدفه (MOCSA) زمان اجرا کمتری دارند.



(شکل-۱۱): مقایسه نتایج روش پیشنهادی با دیگر روش‌ها بر

اساس معیار زمان اجرا

(Figure-11): Comparing the obtained results of the proposed method with the others based on Running Time

با توجه به تفاوت اندک زمان اجرای روش پیشنهادی با بهترین روش‌ها از نظر زمان اجرا، می‌توان گفت که به دلیل کارایی بالایی که دارد مقرون به صرفه است.

۶- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

از آنجا که مسئلهٔ بیشینه‌سازی نفوذ و پیدا کردن افراد تأثیرگذار در شبکهٔ اجتماعی یک مسئلهٔ بهینه‌یابی NP-Hard است می‌توان با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری برای حل این مسئله استفاده کرد. در روش پیشنهادی، یک نسخهٔ فازی از الگوریتم ژنتیک چندهدفه NSGA-II با عنوان FNSGA طراحی شد که پارامترهای نرخ جهش و بازترکیب آن به وسیلهٔ نظام فازی پیشنهادی تنظیم می‌شدند. در این نظام فازی، دو متغیر ورودی به نام NF و FitBest داده می‌شود و نرخ جهش Pm و نرخ بازترکیب Pc به عنوان خروجی بازگردانده می‌شود. این الگوریتم برای بهینه‌کردن هم‌زمان سه هدف: (۱) بیشینه‌سازی تعداد گره‌های مؤثر مدل انتشار (۲) کمینه‌کردن مقدار بودجهٔ k (تعداد کاربران اولیه) و (۳) مدت زمان مورد نیاز برای انتشار مورد استفاده قرار گرفت.

در روش پیشنهادی به منظور محاسبهٔ گسترش نفوذ (تعداد گره‌های مؤثر مدل انتشار) از تابع EDV (مقدار انتشار مورد انتظار در مدل متوالی مستقل) به جای شبیه‌سازی مدل انتشار متوالی مستقل که دارای محاسبات سنگین است استفاده شده‌است؛ بنابراین با استفاده از این تابع تقریبی هدف سوم مدت زمان مورد نیاز برای انتشار نیز برآورده می‌شود. هدف دوم که کمینه‌کردن تعداد کاربران اولیهٔ k نیز به تابع بیشینه‌سازی تبدیل شد. در روش پیشنهادی از کدگذاری عددی اعشاری با طول ثابت استفاده شد. در فرایند

بیشینه‌سازی نفوذ با استفاده از الگوریتم پیشنهادی، فضای جواب (کروموزوم‌ها)، گره‌های اولیه به تعداد k است که می‌بایست به فضای قابل درک NSGAF کد شود. برای ارزیابی، نتایج روش پیشنهادی با روش‌های ابتکاری مرسوم بیشینه‌سازی نفوذ یعنی روش‌های مرکزیت درجه، نزدیکی، میانی‌بودن، بردار ویژه و رتبهٔ صفحه بر روی سه مجموعه دادهٔ گراف استاندارد Arenasjazz، Canetscience و EgoFacebook مقایسه شد. نتایج به دست آمده نشان از برتری روش پیشنهادی نسبت به روش‌های دیگر داشت.

در بیشتر آزمایش‌ها مدل انتشار پایه مدل متوالی مستقل فرض شده‌است که رایجترین مدل انتشار است؛ بنابراین به عنوان مسیر پژوهش‌های آینده می‌توان روش پیشنهادی را برای سایر مدل‌های انتشار از جمله آستانهٔ خطی دنبال کرد و نتایج آن را بر اساس آزمایش‌ها بیان شده بررسی کرد. به عنوان دومین سناریوی پژوهش‌های آینده می‌توان کارآمدی و تأثیر رویکرد پیشنهادی را بر روی مجموعه داده‌های دیگر نیز ارزیابی و مقایسه کرد. در شبکه‌های واقعی احتمال تأثیر افراد بر روی یکدیگر در دسترس نیست و اغلب کارهای انجام شده تاکنون با در نظر گرفتن احتمال ثابت بر روی یال‌های گراف مسئله را حل کرده‌اند. به عنوان سومین سناریوی پژوهش‌های آینده می‌توان احتمال نفوذ افراد بر روی یکدیگر را از روند انتشارات گذشته به دست آورد. به دنبال این هدف می‌توان گره‌های تأثیرگذار متفاوتی را از مسئلهٔ بیشینه‌سازی نفوذ استخراج کرد. آخرین سناریوی پژوهش‌های آتی استفاده از ترکیب روش‌های ابتکاری و فراابتکاری برای بیشینه‌سازی تشخیص نفوذ در شبکهٔ اجتماعی است. برای این منظور می‌توان از یک الگوریتم فراابتکاری چندهدفه بهره جست که توابع هدف آن هر یک از روش‌های ابتکاری مانند مرکزیت درجه، نزدیکی، میانی‌بودن، بردار ویژه و رتبهٔ صفحه باشند. تعداد محدودی از الگوریتم‌های فراابتکاری (GA, DE, PSO, SA) برای مسئلهٔ بیشینه‌سازی نفوذ استفاده شده‌اند در حالی که تعداد زیادی از الگوریتم‌های جدید فراابتکاری در سال‌های اخیر ارائه شده‌اند که کارایی بالاتری دارند.

مدل پیشنهادی می‌تواند در تحلیل شبکه‌های اجتماعی بومی مانند شبکه‌های پیام‌رسان داخلی یا سامانه‌های ارتباطی ملی به کار رود. کاربرد آن در پیش‌بینی تأثیرگذاری افراد در پوشش‌های بازاریابی، تبلیغات هدفمند و حتی مدیریت بحران در شبکه‌های اجتماعی مؤثر خواهد بود. برای کارهای آینده، پیشنهاد می‌شود داده‌های محلی با ویژگی‌های خاص مانند زبان فارسی، زمان انتشار پیام‌ها و تعاملات کاربران بررسی شوند.

۷- پیوست ۱

Degree	۹۵	۷۸	۶۰	۵۰	۳۰
μ GP	۱۰۰	۸۹	۷۵	۵۵	۴۰
MOCSA	۱۷۷	۹۸	۸۵	۶۶	۴۹
GRASP	۱۷۵	۱۰۰	۹۱	۷۰	۴۸
MTEF	۱۶۸	۱۰۵	۸۸	۷۶	۴۹
NSGA	۱۷۹	۱۰۲	۹۰	۷۵	۴۹
FNSGA	۱۹۰	۱۱۰	۹۲	۷۷	۵۰

Slashdot مجموعه داده EDV					
روش‌ها / k	۲۵	۳۰	۱۵	۱۰	۵
Pagerank	۹۹	۸۸	۷۵	۶۱	۵۰
Between	۱۰۰	۹۰	۷۱	۶۰	۵۲
Eigen	۹۷	۸۵	۶۹	۵۵	۴۹
Closeness	۹۲	۸۶	۷۱	۶۵	۵۸
Degree	۹۷	۹۲	۷۹	۷۰	۶۲
μ GP	۱۷۸	۱۱۱	۹۹	۸۸	۷۸
MOCSA	۱۹۸	۱۶۰	۱۳۰	۱۱۰	۹۰
GRASP	۱۹۲	۱۵۸	۱۳۲	۱۰۵	۸۸
MTEF	۱۸۹	۱۶۲	۱۲۸	۱۰۰	۸۵
NSGA	۲۰۲	۱۷۱	۱۵۱	۱۲۰	۹۵
FNSGA	۲۰۹	۱۸۵	۱۵۹	۱۳۱	۹۹

(جدول-۴): مقایسه نتایج بر اساس معیار گسترش نفوذ

(Table-4): Comparing the obtained results based on Influence spread.

arenasjazz $\sigma(s)$ مجموعه داده EDV					
روش‌ها / k	۲۵	۳۰	۱۵	۱۰	۵
Pagerank	۳۰	۲۷	۱۹	۱۵	۸
Between	۲۸	۲۵	۱۷	۱۶	۷
Eigen	۳۳	۲۹	۲۰	۱۷	۹
Closeness	۳۴	۳۰	۲۳	۱۹	۱۰
Degree	۳۵	۲۵	۱۹	۱۸	۹
μ GP	۴۱	۳۲	۲۷	۱۸	۱۲
MOCSA	۴۴	۳۵	۲۹	۲۰	۱۴
GRASP	۴۶	۳۳	۳۲	۲۲	۱۳
MTEF	۴۲	۴۰	۳۳	۲۵	۱۵
NSGA	۴۷	۴۱	۳۴	۲۷	۱۴
FNSGA	۵۰	۴۴	۳۷	۲۹	۱۷

Canetscience $\sigma(s)$ مجموعه داده EDV					
روش‌ها / k	۲۵	۳۰	۱۵	۱۰	۵
Pagerank	۳۰	۲۹	۲۰	۱۲	۷
Between	۲۹	۳۰	۲۱	۱۳	۸
Eigen	۲۷	۲۸	۲۵	۱۵	۶
Closeness	۲۸	۳۲	۲۲	۱۴	۹
Degree	۳۰	۲۵	۲۴	۱۵	۸
μ GP	۳۲	۲۹	۲۶	۱۶	۱۰
MOCSA	۳۷	۳۶	۲۸	۱۷	۱۱
GRASP	۳۹	۳۴	۳۰	۲۰	۱۱
MTEF	۳۹	۳۵	۳۲	۱۹	۱۲
NSGA	۲۵	۲۰	۱۵	۱۰	۵
FNSGA	۳۰	۲۹	۲۰	۱۲	۷

egofacebook $\sigma(s)$ مجموعه داده EDV					
روش‌ها / k	۲۵	۳۰	۱۵	۱۰	۵
Pagerank	۳۹	۳۰	۲۲	۱۵	۱۰
Between	۳۸	۳۲	۲۸	۲۰	۱۲

در این بخش نتایج روش پیشنهادی به همراه نتایج روش‌های دیگر بر اساس معیارهای EDV، هزینه و $\sigma(s)$ بر روی پنج مجموعه داده مورد بررسی در جدول‌های (۳) تا (۵) نشان داده شده است.

EDV (جدول-۳): مقایسه نتایج بر اساس معیار

(Table-3): Comparing the obtained results based on EDV.

arenasjazz مجموعه داده EDV					
روش‌ها / k	۲۵	۳۰	۱۵	۱۰	۵
Pagerank	۱۳	۱۰	۸	۸	۵
Between	۱۴	۱۲	۹	۸	۶
Eigen	۱۵	۱۳	۹	۱۰	۶
Closeness	۱۴	۱۲	۱۰	۹	۵
Degree	۱۵	۱۴	۱۱	۱۱	۶
μ GP	۱۹	۱۸	۱۶	۱۳	۸
MOCSA	۲۲	۱۹	۱۸	۱۵	۸
GRASP	۲۴	۱۸	۱۷	۱۵	۹
MTEF	۲۳	۱۹	۱۷	۱۶	۹
NSGA	۲۶	۲۰	۱۸	۱۵	۹
FNSGA	۲۸	۲۲	۲۰	۱۶	۱۰

Canetscience مجموعه داده EDV					
روش‌ها / k	۲۵	۳۰	۱۵	۱۰	۵
Pagerank	۲۲	۲۰	۱۷	۸	۶
Between	۲۰	۱۹	۱۶	۷	۴
Eigen	۱۷	۱۸	۱۵	۹	۵
Closeness	۱۸	۱۷	۱۶	۱۱	۶
Degree	۲۰	۲۰	۱۵	۱۰	۵
μ GP	۲۲	۲۲	۱۷	۱۱	۶
MOCSA	۲۷	۲۵	۱۹	۱۵	۶
GRASP	۲۵	۲۴	۱۸	۱۵	۷
MTEF	۲۹	۲۵	۱۹	۱۶	۷
NSGA	۲۹	۲۴	۲۰	۱۵	۷
FNSGA	۳۰	۲۶	۲۱	۱۶	۷

Egofacebook مجموعه داده EDV					
روش‌ها / k	۲۵	۳۰	۱۵	۱۰	۵
Pagerank	۱۷	۱۵	۱۲	۱۰	۶
Between	۲۳	۲۲	۱۸	۱۷	۵
Eigen	۲۵	۲۰	۱۵	۹	۵
Closeness	۲۱	۲۰	۱۶	۱۱	۶
Degree	۲۵	۲۲	۱۷	۱۰	۵
μ GP	۳۰	۲۷	۱۶	۱۱	۱۰
MOCSA	۳۵	۳۲	۳۰	۲۵	۲۷
GRASP	۳۹	۳۷	۲۸	۲۷	۲۵
MTEF	۴۴	۴۲	۳۲	۲۲	۲۶
NSGA	۴۵	۴۴	۳۸	۳۲	۲۴
FNSGA	۵۰	۴۷	۴۰	۳۴	۲۵

Higgs-Reply مجموعه داده EDV					
روش‌ها / k	۲۵	۳۰	۱۵	۱۰	۵
Pagerank	۸۹	۷۰	۶۱	۴۴	۳۶
Between	۹۰	۶۹	۵۵	۴۲	۳۵
Eigen	۹۵	۷۱	۵۶	۴۰	۳۳
Closeness	۹۹	۶۵	۵۲	۴۵	۳۲

FNSGA	۸۱	۷۵	۹۰	۱۲۵	۱۷۰
-------	----	----	----	-----	-----

egofacebook مجموعه داده Cost					
روش ها / k	۵۰	۴۰	۳۰	۲۰	۱۰
μ GP	۳۲۰	۶۲۹	۴۵۵	۹۵۸	۱۰۰۰
MOCSA	۶۲۱	۵۴۳	۶۱۷	۹۰۱	۹۵۰
GRASP	۵۱۲	۶۹۸	۵۸۹	۸۴۱	۷۰۵
MTEF	۴۵۸	۵۱۲	۴۹۵	۷۸۵	۶۷۵
NSGA	۳۰۸	۴۱۰	۶۰۱	۷۲۰	۵۵۰
FNSGA	۲۹۸	۵۲۰	۵۰۱	۷۱۰	۶۹۰

Higgs-Reply مجموعه داده Cost					
روش ها / k	۵۰	۴۰	۳۰	۲۰	۱۰
μ GP	۷۰۹	۸۵۰	۸۰۲	۹۰۰	۹۵۰
MOCSA	۲۹۸	۴۲۳	۶۱۰	۸۱۰	۷۸۹
GRASP	۴۹۶	۵۵۰	۵۷۰	۴۵۰	۵۸۹
MTEF	۳۲۹	۳۱۹	۴۸۰	۵۲۰	۴۹۸
NSGA	۲۲۹	۲۰۵	۴۷۰	۵۱۰	۵۸۹
FNSGA	۱۹۰	۲۱۰	۴۰۹	۵۹۲	۶۹۸

Slashdot مجموعه داده Cost					
روش ها / k	۵۰	۴۰	۳۰	۲۰	۱۰
μ GP	۵۹۶	۷۱۰	۶۲۹	۸۵۹	۹۵۰
MOCSA	۵۰۹	۶۱۹	۸۴۹	۷۱۵	۶۵۹
GRASP	۴۹۳	۵۸۶	۶۲۰	۸۱۰	۷۰۰
MTEF	۶۲۹	۷۴۰	۸۰۱	۹۲۰	۸۱۰
NSGA	۴۱۰	۴۵۹	۶۱۰	۸۱۰	۷۴۵
FNSGA	۳۷۰	۳۹۸	۵۴۰	۷۱۰	۶۵۹

8-Reference

۸-مراجع

- [1] J. Zhou, Y. Zhang, and J. Cheng, "Preference-based mining of top-K influential nodes in social networks," *Future Generation Computer Systems*, vol. 31, pp. 40-47, 2014.
- [2] e. Mazaheri, a. Talebpour, and a. Rzaian, *Identification Power Nodes in Social Networks Using Data Mining* (no. 2). Tarbiat Modares University, 2021, pp. 161-182.
- [3] C. Zhou, P. Zhang, J. Guo, X. Zhu, and L. Guo, "Ublf: An upper bound based approach to discover influential nodes in social networks," in *Data Mining (ICDM), 2013 IEEE 13th International Conference on*, 2013, pp. 907-916: IEEE.
- [4] J. Scripps, "Discovering Influential Nodes in Social Networks through Community Finding," in *WEBIST*, 2013, pp. 403-412.
- [5] F. sharifzadeh, S. Kafi, and M. barari, "Providing a new method to identify active and influential nodes in social networks," presented at the National Conference of Computer Engineering and Information Technology Management, Tehran, 2004. Available: <https://civilica.com/doc/282629>

Eigen	۴۱	۳۱	۲۵	۲۹	۱۵
Closeness	۴۱	۲۹	۲۶	۲۲	۱۶
Degree	۴۰	۳۹	۲۸	۲۰	۱۵
μ GP	۵۳	۴۴	۳۰	۲۵	۲۰
MOCSA	۶۱	۵۰	۳۸	۳۶	۲۸
GRASP	۵۹	۵۱	۳۸	۳۶	۳۰
MTEF	۶۰	۴۹	۳۵	۳۷	۳۲
NSGA	۶۲	۵۱	۴۴	۳۹	۳۴
FNSGA	۶۷	۵۵	۴۹	۴۲	۳۵

Higgs-Reply مجموعه داده σ (s)					
روش ها / k	۲۵	۲۰	۱۵	۱۰	۵
Pagerank	۹۵	۷۵	۶۷	۵۵	۴۰
Between	۹۴	۷۷	۶۵	۵۲	۴۵
Eigen	۹۶	۷۸	۶۶	۵۲	۴۳
Closeness	۱۰۰	۷۶	۶۵	۵۶	۴۰
Degree	۱۰۵	۸۰	۷۰	۶۰	۴۱
μ GP	۱۳۰	۹۲	۸۰	۶۴	۴۵
MOCSA	۱۸۰	۱۰۰	۹۰	۷۰	۵۵
GRASP	۱۸۵	۱۱۰	۹۵	۷۵	۵۶
MTEF	۱۸۴	۱۰۹	۹۸	۸۲	۵۲
NSGA	۱۸۹	۱۱۱	۹۵	۸۱	۵۵
FNSGA	۱۹۶	۱۲۵	۱۰۰	۸۲	۶۱

Slashdot مجموعه داده σ (s)					
روش ها / k	۲۵	۲۰	۱۵	۱۰	۵
Pagerank	۹۹	۸۸	۷۵	۶۱	۵۰
Between	۱۰۰	۹۰	۷۱	۶۰	۵۲
Eigen	۹۷	۸۵	۶۹	۵۵	۴۹
Closeness	۹۲	۸۶	۷۱	۶۵	۵۸
Degree	۹۷	۹۲	۷۹	۷۰	۶۲
μ GP	۱۷۸	۱۱۱	۹۹	۸۸	۷۸
MOCSA	۱۹۸	۱۶۰	۱۳۰	۱۱۰	۹۰
GRASP	۱۹۲	۱۵۸	۱۳۲	۱۰۵	۸۸
MTEF	۱۸۹	۱۶۲	۱۲۸	۱۰۰	۸۵
NSGA	۲۰۲	۱۷۱	۱۵۱	۱۲۰	۹۵
FNSGA	۲۰۹	۱۸۵	۱۵۹	۱۳۱	۹۹

(جدول-۵): مقایسه نتایج بر اساس معیار گسترش هزینه

(Table-5): Comparing the obtained results based on Cost.

arenasjazz مجموعه داده Cost					
روش ها / k	۵۰	۴۰	۳۰	۲۰	۱۰
μ GP	۱۷۹	۱۵۸	۳۰۱	۳۵۸	۳۰۰
MOCSA	۱۲۰	۱۰۹	۲۴۲	۲۱۵	۳۲۴
GRASP	۹۹	۲۰۲	۲۲۵	۱۷۵	۱۹۸
MTEF	۸۷	۱۰۴	۲۴۹	۱۵۷	۳۰۱
NSGA	۹۶	۱۲۹	۲۳۷	۱۱۱	۱۹۴
FNSGA	۷۲	۸۷	۹۴	۱۱۰	۱۵۵

Canetscience مجموعه داده Cost					
روش ها / k	۵۰	۴۰	۳۰	۲۰	۱۰
μ GP	۱۲۵	۱۳۲	۱۷۰	۱۵۰	۱۹۰
MOCSA	۱۳۷	۱۲۹	۱۶۶	۱۵۵	۱۸۵
GRASP	۹۲	۱۴۱	۱۳۵	۱۶۵	۱۸۹
MTEF	۹۵	۱۲۶	۱۲۰	۱۲۸	۱۶۵
NSGA	۹۹	۹۵	۱۰۰	۱۲۰	۱۵۰

- bounds in social networks using multi-objective optimization," *Swarm and evolutionary computation*, vol. 40, pp. 158-165, 2018.
- [19] J. Tang, R. Zhang, P. Wang, Z. Zhao, L. Fan, and X. Liu, "A discrete shuffled frog-leaping algorithm to identify influential nodes for influence maximization in social networks," *Knowledge-Based Systems*, vol. 187, p. 104833, 2020.
- [20] D. Bucur, G. Iacca, A. Marcelli, G. Squillero, and A. Tonda, "Multi-objective Evolutionary Algorithms for Influence Maximization in Social Networks," in *European Conference on the Applications of Evolutionary Computation*, 2017, pp. 221-233: Springer.
- [21] M. Gong, J. Yan, B. Shen, L. Ma, and Q. Cai, "Influence maximization in social networks based on discrete particle swarm optimization," *Information Sciences*, vol. 367, pp. 600-614, 2016.
- [22] D. Li, C. Wang, S. Zhang, G. Zhou, D. Chu, and C. Wu, "Positive influence maximization in signed social networks based on simulated annealing," *Neurocomputing*, 2017.
- [23] K. Zhang, H. Du, and M. W. Feldman, "Maximizing influence in a social network: Improved results using a genetic algorithm," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 478, pp. 20-30, 2017.
- [24] M. Weskida and R. Michalski, "Evolutionary algorithm for seed selection in social influence process," in *Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM), 2016 IEEE/ACM International Conference on*, 2016, pp. 1189-1196: IEEE.
- [25] Q. Jiang, G. Song, G. Cong, Y. Wang, W. Si, and K. Xie, "Simulated Annealing Based Influence Maximization in Social Networks," in *AAAI*, 2011, vol. 11, pp. 127-132.
- [26] D. Bucur and G. Iacca, "Influence maximization in social networks with genetic algorithms," in *European Conference on the Applications of Evolutionary Computation*, 2016, pp. 379-392: Springer.
- [27] Y. Gui-sheng, W. Ji-jie, D. Hong-bin, and L. Jia, "Intelligent Viral Marketing algorithm over online social network," in *Networking and Distributed Computing (ICNDC), 2011 Second International Conference on*, 2011, pp. 319-323: IEEE.
- [28] C.-W. Tsai, Y.-C. Yang, and M.-C. Chiang, "A Genetic NewGreedy Algorithm for Influence Maximization in Social Network," in *Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2015 IEEE International Conference on*, 2015, pp. 2549-2554: IEEE.
- [29] J. Zhou et al., "Graph neural networks: A review of methods and applications," *AI open*, vol. 1, pp. 57-81, 2020.
- [30] W. Liu, S. Wang, and J. Ding, "Influence Maximization Based on Adaptive Graph Convolution Neural Network in Social
- [6] M. Richardson and P. Domingos, "Mining knowledge-sharing sites for viral marketing," in *Proceedings of the eighth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, 2002, pp. 61-70: ACM.
- [7] D. Kempe, J. M. Kleinberg, and É. Tardos, "Maximizing the Spread of Influence through a Social Network," *Theory of computing*, vol. 11, no. 4, pp. 105-147, 2015.
- [8] E. Mossel and S. Roch, "On the submodularity of influence in social networks," in *Proceedings of the thirty-ninth annual ACM symposium on Theory of computing*, 2007, pp. 128-134: ACM.
- [9] m. Abbaspour orangi and A. Hashemi golpayegani, "Identifying Influential Nodes to Diffuse the Trusting Behavior in Social Networks," (in eng), *Signal and Data Processing, Research* vol. 18, no. 2, pp. 57-74, 2021.
- [10] R. A. Formato, "Central force optimization: A new deterministic gradient-like optimization metaheuristic," *Opsearch*, vol. 46, no. 1, pp. 25-51, 2009.
- [11] K. Deb and H. Jain, "An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part I: Solving problems with box constraints," *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, vol. 18, no. 4, pp. 577-601, 2014.
- [12] P. Wang and R. Zhang, "A Multi-Objective Crow Search Algorithm for Influence Maximization in Social Networks," *Electronics*, vol. 12, no. 8, p. 1790, 2023.
- [13] I. Lozano-Osorio, J. Sanchez-Oro, A. Duarte, and Ó. Córdón, "A quick GRASP-based method for influence maximization in social networks," *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, vol. 14, no. 4, pp. 3767-3779, 2023.
- [14] C. Wang, J. Zhao, L. Li, L. Jiao, J. Liu, and K. Wu, "A multi-transformation evolutionary framework for influence maximization in social networks," *IEEE Computational Intelligence Magazine*, vol. 18, no. 1, pp. 52-67, 2023.
- [15] T. K. Biswas, A. Abbasi, and R. K. Chakraborty, "An improved clustering based multi-objective evolutionary algorithm for influence maximization under variable-length solutions," *Knowledge-Based Systems*, vol. 256, p. 109856, 2022.
- [16] R. Olivares, F. Muñoz, and F. Riquelme, "A multi-objective linear threshold influence spread model solved by swarm intelligence-based methods," *Knowledge-Based Systems*, vol. 212, p. 106623, 2021.
- [17] A. Sheikhamadi and A. Zareie, "Identifying influential spreaders using multi-objective artificial bee colony optimization," *Applied Soft Computing*, vol. 94, p. 106436, 2020.
- [18] A. Mohammadi and M. Saraee, "Finding influential users for different time



مجید عبدالرزاق نژاد دانشیار
گروه علوم کامپیوتر دانشگاه
صنعتی بیرجند از سال ۱۴۰۲ و
عضو هیئت علمی گروه مهندسی
کامپیوتر دانشگاه بزرگمهر قائنات

از سال ۱۳۹۲ تا ۱۴۰۲ بود. او دانش‌آموخته دکتری
تخصصی علوم کامپیوتر گرایش محاسبات هوشمند از
دانشگاه ملی مالزی در سال ۱۳۹۲ است. وی
کارشناسی‌ارشد تحقیق در عملیات خود را از دانشگاه
سیستان و بلوچستان در سال ۱۳۸۴ و کارشناسی
ریاضی-کاربردی را از دانشگاه بیرجند در سال ۱۳۸۲
دریافت کرده‌است. حوزه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان
هوش مصنوعی و محاسبات نرم، بهینه‌سازی، داده‌کاوی،
مسائل زمانبندی و سیستم‌های نادقیق است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت‌است از:

abdolrazzaghi@birjandut.ac.ir



مهدی خرد مدرک کارشناسی
خود را در رشته مهندسی
کامپیوتر در سال ۱۳۹۱ و
مدرک کارشناسی‌ارشد مهندسی
فناوری اطلاعات را در سال

۱۳۹۵ از دانشگاه بیرجند دریافت کرد. وی اکنون
دانشجوی دکتری تخصصی فناوری اطلاعات گرایش
تجارت الکترونیک در دانشگاه است. زمینه‌های
پژوهشی مورد علاقه وی یادگیری ماشین، یادگیری
عمیق و داده‌کاوی است.

نشانی رایانامه ایشان عبارت‌است از:

m.kherad@stu.qom.ac.ir

Networks," *Electronics*, vol. 13, no. 16, p. 3110, 2024.

- [31] X. Zhang and W. Xie, "Social network influence maximization based on graph attention mechanisms," in *2024 9th International Conference on Electronic Technology and Information Science (ICETIS)*, 2024, pp. 543-548: IEEE.
- [32] Y. Wang, P. Li, and W. Huang, "Influence Maximization With Graph Neural Network in Multi-Feature Social Network," in *2022 IEEE 24th Int Conf on High Performance Computing & Communications; 8th Int Conf on Data Science & Systems; 20th Int Conf on Smart City; 8th Int Conf on Dependability in Sensor, Cloud & Big Data Systems & Application (HPCC/DSS/SmartCity/DependSys)*, 2022, pp. 1751-1756: IEEE.
- [33] E. Yanchenko, T. Murata, and P. Holme, "Influence maximization on temporal networks: a review," *Applied Network Science*, vol. 9, no. 1, p. 16, 2024.
- [34] C. C. Aggarwal, "An introduction to social network data analytics," *Social network data analytics*, pp. 1-15, 2011.
- [35] M. E. Newman, "Spread of epidemic disease on networks," *Physical review E*, vol. 66, no. 1, p. 016128, 2002.
- [36] D. Kempe, J. Kleinberg, and É. Tardos, "Maximizing the spread of influence through a social network," in *Proceedings of the ninth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, 2003, pp. 137-146: ACM.
- [37] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II," *IEEE transactions on evolutionary computation*, vol. 6, no. 2, pp. 182-197, 2002.
- [38] A. P. Engelbrecht, *Computational intelligence: an introduction.*, 2 ed. England: John Wiley & Sons, 2007, p. 597.
- [39] E. Mamdani and S. Assilian, "An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller," *International journal of human-computer studies*, vol. 51, no. 2, pp. 135-147, 1999.
- [40] M. De Domenico, A. Lima, P. Mougél, and M. Musolesi, "The anatomy of a scientific rumor," *Scientific reports*, vol. 3, no. 1, p. 2980, 2013.
- [41] J. Kunegis, A. Lommatzsch, and C. Bauckhage, "The slashdot zoo: mining a social network with negative edges," in *Proceedings of the 18th international conference on World wide web*, 2009, pp. 741-750.