



بهره‌گیری از منطق فازی جهت بهبود عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

نجمه صیادی شهرکی^۱، علی محمدی^{۲*}

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران^۱
گروه برق، مؤسسه آموزش عالی وحدت، تربت‌جام، ایران^۲

چکیده

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (*PSO*) یکی از روش‌های رایج و قدرتمند فرا ابتکاری مبتنی بر جمعیت است که از حرکت گروهی پرندگان و ماهی‌ها الهام گرفته شده است. در این مقاله، جهت ارتقاء عملکرد نسخه استاندارد الگوریتم *PSO* (نظیر دستیابی به راه‌حل بهینه سراسری و بهبود مشخصات همگرایی) از منطق فازی بهره گرفته شده است. به منظور تصدیق برتری عملکرد الگوریتم *PSO* فازی شده پیشنهادی، نتایج در ازای اعمال آن بر روی توابع محک استاندارد با نسخه استاندارد *PSO* مقایسه شده است. برآورد کلی نتایج حکایت از برتری محسوس روش *Fuzzy-PSO* (*F-PSO*) پیشنهادی بر حسب نتایج عددی سطح برازندگی و نمودارهای همگرایی و برابری نسبی در زمان‌های اجرا دارد.

کلمات کلیدی: بهینه‌سازی ازدحام ذرات فازی (*F-PSO*)، تکنیک‌های محاسبات نرم، توابع محک، همگرایی.

Utilizing Fuzzy Logic to Improve the Performance of Particle Swarm Optimization Algorithm

Najmeh Sayyadi Shahraki¹, Ali Mohammadi²

¹University of Birjand, Birjand, Iran

²Vahdat Institute of Higher Education, Torbat-e Jam, Iran

Abstract

The Particle Swarm Optimization (PSO) Algorithm is one of the most popular and powerful meta-heuristic methods that was inspired by the groups of birds and fish. In this paper, the fuzzy logic has been used to improve the performance of the standard version of PSO algorithm (such as achieving an optimal global solution and improving convergence characteristics). In order to confirm the superiority of the proposed Fuzzy-PSO (F-PSO) algorithm, the results are compared to the PSO standard version for applying on standard benchmark functions. The overall conclusion of the results indicates the tangible advantage of the proposed method in terms of the numerical results of the fitness level, convergence curves, and relative equality at run-time.

تاریخچه مقاله:

تاریخ ارسال: ۹۷/۱۲/۱۰

تاریخ اصلاحات: ۹۸/۳/۳

تاریخ پذیرش: ۹۸/۵/۱۴

تاریخ انتشار: ۹۸/۵/۱۵

Keywords:

Fuzzy particle swarm-
optimization (F-PSO)
Soft computing techniques
Benchmark functions
Convergence

روش ارجاع به مقاله: ن. صیادی شهرکی، ع. محمدی، بهره‌گیری از منطق فازی جهت بهبود عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات دوفصلنامه

محاسبات و سامانه‌های توزیع شده، سال دوم، شماره اول، شماره پیاپی ۳، سال ۱۳۹۸، ص ۲۰-۳۰



۱ - مقدمه

منطق فازی^۱ شاید بیش‌ترین امید به پیشرفت و شتاب در جامعه هوش مصنوعی در تاریخچه اخیر آن باشد. این منطق بیان ساده‌ای از پیچیدگی‌های دنیای واقعی است که روش‌های متنوع نتیجه‌گیری در مغز بشر را جایگزین الگوهای ساده‌تر ماشینی می‌کند. این مفهوم نخستین بار در جهان توسط دانشمند برجسته ایرانی دکتر لطفی زاده پروفیسور دانشگاه برکلی در کالیفرنیا در سال ۱۹۶۵ ارائه گردید [۱] و نه تنها به عنوان یک متدولوژی کنترل در حوزه هوش مصنوعی ارائه شد، بلکه راهی برای پردازش داده‌ها بر مبنای مجاز کردن عضویت گروهی کوچک، به جای عضویت گروهی دسته‌ای ارائه کرد. پرفیسور زاده این منطق را با مشاهده و گسترش مفهوم مجموعه ایجاد کرد. اگر مجموعه را متشکل از اعضای بدانیم که دارای صفت و ویژگی مشترکی هستند و به همین خاطر به مجموعه تعلق دارند، می‌توانیم به نگرشی که مبتکر را به ایجاد منطق فازی وا داشت، پی ببریم.

ادغام رویکردهای ترکیبی محاسبات نرم^۲ مبتنی بر هوش مصنوعی^۳ نظیر منطق فازی با روش‌های جستجوی ابتکاری و فرا ابتکاری^۴ نظیر الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند تکاملی^۵ و هوش جمعی^۶ می‌تواند تأثیرگذاری این تکنیک‌ها را در حل مسائل پیچیده مهندسی به صورت قابل توجه‌ای بهبود بخشد. الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری گونه‌ای قدرتمند و رایج از تکنیک‌های محاسبات نرم هستند که امروزه

¹ Fuzzy Logic

² Soft Computing

³ Artificial Intelligence

⁴ Heuristic and Meta-heuristic search methods

⁵ Evolutionary

⁶ Swarm Intelligence

به طور گسترده‌ای در بهینه‌سازی و طراحی بهینه در بسیاری از مسائل و کاربردهای گوناگون به چشم می‌خورند. با توجه به عملکرد و بازدهی مطلوب این گونه روش‌ها، رغبت به بهره‌گیری از این گونه روش‌ها و سعی در ارائه یا ارتقاء نسخه‌های بهبود یافته آن‌ها بیشتر شده است.

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)^۷ گونه‌ای قدرتمند و رایج از این دسته‌بندی است که اولین بار توسط کندی و ابرهارت در سال ۱۹۹۵ با الهام از حرکت دسته جمعی پرندگان و ماهی‌ها اقتباس شد [۲]. الگوریتم PSO مبتنی بر جمعیت عمل می‌کند و در آن هر پرنده یک عامل جستجو یا ذره در فضای مسأله مورد بهینه‌سازی تلقی می‌شود. هر ذره در PSO مبتنی بر دو مفهوم تجربه فردی و اجتماعی برازندگی متناظری را اخذ و موقعیت آن به عنوان راه-حل منتسب به مقدار برازندگی حاصل شده برای تابع هدف مسأله بهینه‌سازی استخراج می‌شود.

در حال حاضر نسخه‌های متفاوتی از الگوریتم PSO اصلاح شده بواسطه تغییر در مکانیسم اجرایی آن و یا بهره‌گیری از سایر رویکردهای محاسبات نرمی نظیر نسخه‌های فازی آن ارائه و در کاربردهای گوناگونی بکار گرفته شده است. به عنوان مثال در [۳-۴] نوروژی بیرامی و میبیدی دو نسخه PSO فازی مشارکتی و بهبود یافته PSO با استفاده از منطق فازی را ارائه و برآورد عملکردشان را بر روی توابع محک استاندارد ارزیابی کرده‌اند. در [۵-۸] به طور مشترک از نسخه تطبیقی فازی PSO به ترتیب جهت استراتژی مزایده در بازار لکه قیمت یکنواخت، مسأله گسیل اقتصادی غیرخطی، غیرصاف و غیرمحدب، برای بهینه‌سازی سراسری توابع چند وجهی و در نهایت

⁷ Particle Swarm Optimization (PSO)



محسوسی نسبت به نسخه استاندارد PSO اکتساب کرد. در بخش‌های دوم و سوم مقاله به ترتیب نسخه پایه الگوریتم PSO و مختصری از منطق فازی مرور شده‌اند. بخش چهارم به تشریح رویکرد پیشنهادی مبتنی بر الگوریتم ترکیبی F-PSO پیشنهادی و نتایج ارزیابی روش مذکور در بخش پنجم گزارش شده است. مقاله با نتیجه‌گیری بخش ششم پایان می‌پذیرد.

۲- الگوریتم PSO استاندارد

در الگوریتم PSO پایه هر پاسخ x به صورت یک ذره نمایش داده می‌شود. به طور کلی اگر $\vec{x}_i(t)$ نشان-دهنده موقعیت ذره P_i در فضای جستجو در لحظه t باشد، موقعیت P_i با افزودن سرعت $\vec{v}_i(t)$ به موقعیت فعلی به صورت روابط (۱) و (۲) تغییر می‌کند:

$$v_i(t+1) = \omega \cdot v_i(t) + c_1 \cdot \text{rand}_1 \cdot (p_{bi}(t) - x_i(t)) + c_2 \cdot \text{rand}_2 \cdot (p_g(t) - x_i(t)) \quad (1)$$

$$\vec{x}_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (2)$$

که $\vec{v}_i(t)$ بردار سرعت در گام t ام، c_1 (شتاب محلی) و c_2 (شتاب سراسری) مقادیر ثابت مثبت به عنوان ضرایب یادگیری، r_1 و r_2 اعداد تصادفی در بازه $[0, 1]$ با توزیع یکنواخت و پارامترهای \vec{p}_{bi} و \vec{p}_g به ترتیب نشان‌دهنده‌ی موقعیت بهترین تجربه شخصی و جمعی می‌باشند. همچنین w وزن اینرسی^{۱۰}، که برای ایجاد تعادل در روند جستجو عمومی و سراسری (ایجاد مصالحه بین مفاهیم کاوش و بهره‌وری) الگوریتم به کار می‌رود.

در غالب ارائه یک نسخه PSO تطبیقی با بکارگیری منطق فازی بهره گرفته‌اند.

یک الگوریتم PSO فازی جدید با نام NFPSO در [۹] پیشنهاد و در آن از یک کنترلر منطق فازی با دو ورودی و دو خروجی در جهت تنظیم تطبیقی وزن اینرسی الگوریتم بواسطه اطلاعات دریافتی از کنترلر فازی در طول فرایند جستجوی الگوریتم استفاده شده است. نتایج گزارش شده در [۹] بر روی سه تابع محک حاکی از برتری الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر نسخه‌های استاندارد و فازی بوده است. در [۱۰] و [۱۱] با ارائه الگوریتم‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات فازی، به ترتیب در زمینه کارهای برنامه‌ریزی در شبکه‌های محاسباتی و طراحی توپولوژی شبکه ارتباطی کامپیوتری اعمال شده‌اند. همچنین یک روش ترکیبی چندهدفه TLBO^۸-PSO فازی برای انتخاب ژن‌های مرتبط با سرطان پستان در [۱۲] گزارش شده است. سرانجام در [۱۳] تحقق کنترل اینورتر مبتنی بر SVPWM فازی^۹ سیستم فتوولتائیک بادی یکپارچه شبکه‌ای را با الگوریتم ردیاب حداکثر نقطه توان PSO فازی برای یک سیستم تولید نیروی برق بادی/PV متصل به شبکه به صورت پیاده‌سازی سخت‌افزاری ارائه کرده است.

برآورد کلی پژوهش‌های قبلی نشان می‌دهد که هر یک از آن‌ها مزایا و معایب مختص خود را داشته‌اند و بواسطه تمرکز بر روی بخش‌های متفاوتی از الگوریتم PSO، منطق فازی و یا کاربرد مفروض، به نتایج مدنظر دست یافته‌اند. نویسندگان در این مقاله سعی بر ارائه یک نسخه ساده فازی از الگوریتم PSO دارند. به گونه‌ای که با حداقل محاسبات بتوان برتری نتایج

^۸ Teaching-Learning-Based Optimization (TLBO)

^۹ Fuzzy Space Vector Pulse Width Modulation

^{۱۰} Inertia weight



۳- منطق فازی

منطق فازی به‌عنوان یک رویکرد مؤثر و پرکاربرد در مقابل روش‌ها و رویکردهای طراحی و مدل‌سازی سیستم با حجم ریاضیات و احتمالات بالا بکارگرفته می‌شود [۴]. در منطق فازی از مقادیر و قوانین مبتنی بر متغیرهای زبانی و به‌عبارتی از دانش و علم فرد متخصص با هدف ساده‌سازی، افزایش دقت و کارآمد کردن طراحی بهره گرفته می‌شود. سیستم‌های کنترلی مبتنی بر منطق فازی به‌واسطه شفافیت تصمیم‌گیری و ارائه نتایج و مفاهیم قابل‌فهم و ملموس، توسط افراد در سطوح و کاربردهای متنوع به‌کار گرفته می‌شود. می‌توان گفت که این منطق یک تعمیمی از منطق بولی است. با توجه به اینکه در منطق کلاسیک همه مفاهیم در عبارت باینری بیان می‌شوند (نظیر ۰ یا ۱ و یا بله و خیر)، منطق فازی گزاره‌های صحیح بولی را در قالب درجه درستی بیان می‌دارد. تابع عضویت یک مجموعه فازی مشابه تابع نماینده در مجموعه‌های کلاسیک است [۴].

مجموعه‌های فازی در واقع آن دسته از مجموعه‌ها هستند که اعضای آن دقیق و مشخص نیست (نظیر مجموعه افراد بلند قد یا مجموعه اعداد بزرگ) [۱۴]. دکتر زاده برای تجزیه و تحلیل این مجموعه‌ها به هر یک از اعضای آن‌ها عددی بین ۰ و ۱ به‌عنوان درجه-عضویت آن عضو در مجموعه موردنظر اطلاق کرد. اگر Q مجموعه مرجع و a نمایان‌گر هر عضو آن باشد، مجموعه فازی در Q با زوج‌های مرتب مطابق رابطه (۳) بیان می‌شوند [۱۴]:

$$C = \{(a, \mu_C(a)) | a \in Q\} \quad (3)$$

که در (۳)، $\mu_C(a)$ تابع عضویت و یا درجه‌عضویت است که میزان تعلق a به مجموعه فازی C را نشان

می‌دهد. بُرد این تابع، اعداد حقیقی غیرمنفی با یک مقدار ماکزیمم و در حالت معمول به‌صورت فاصله بسته $[0, 1]$ در نظر گرفته می‌شود [۱۴].

مرحله پردازش در منطق فازی (موتور استنباط) مبتنی بر مجموعه‌ای از قوانین فازی به‌صورت عبارات IF-THEN پیاده‌سازی می‌شود. هر سیستم فازی تحت تعدادی قانون پیاده شده که در پایگاه دانش آن ذخیره می‌شوند [۴]. دو رویه عمده برای استنباط در منطق فازی تعریف شده است که عبارتند از مدل ممدانی^{۱۱} و روش تاکاگی سوگنو^{۱۲}. این دو رویکرد در بسیاری از جنبه‌ها نظیر فازی‌سازی ورودی‌ها و عملگرهای فازی یکسان هستند. تفاوت اصلی بین این دو روش در این است که خروجی روش سوگنو عضو توابعی است که می‌تواند خطی و یا ثابت باشند و در ممدانی انتظار می‌رود که خروجی، توابع عضویت مجموعه‌های فازی باشند. در پیاده‌سازی ساختار پیشنهادی مذکور در این مقاله از روش ممدانی بهره گرفته شده است [۴].

۴- روش ترکیبی PSO فازی (F-PSO) پیشنهادی

برای پیاده‌سازی رویکرد پیشنهادی مبنی بر ارائه نسخه‌ای ساده و مؤثر از الگوریتم قدرتمند و رایج بهینه‌سازی ازدحام ذرات فازی F-PSO، ابتدا پارامترهای موردنظر برای بهبود الگوریتم مشخص می‌شود. بدین‌منظور با توجه به تحلیل الگوریتم؛ مقادیر گام‌های تکرار و مقدار برازندگی را به‌عنوان پارامترهای ورودی به سیستم فازی در نظر گرفته شده است.

همچنین مطابق رابطه سرعت ذره، مقادیر C_1 و C_2 که اصطلاحاً به‌عنوان پارامترهای اعتماد و ضرایب-

¹¹ Mamdani

¹² Takagi-Sugeno



سراسری و بهبود مشخصات همگرایی، نتایج حاصل از بکارگیری و پیاده‌سازی بر روی ۱۸ تابع محک استاندارد [۱۵] با نسخه‌ی استاندارد آن مقایسه شده است. کلیه پیاده‌سازی‌ها بر روی یک سیستم کامپیوتری^{۱۴} HP Notebook 650 تحت ویندوز ۷ Ultimate انجام شده است. تنظیمات کنترلی الگوریتم‌ها در جدول ۱ لیست شده‌اند. مقدار w به صورت خطی همگام با فرایند پیشرفت تکرار الگوریتم با ضریب اصطحکاک w_{damp} کاهش می‌یابد. همچنین در سیستم فازی (Fis) بکارگرفته شده، Rule‌های تعریف شده به‌قرار زیر می‌باشند:

- If (*iteration* is low) then (c_1 is low)(c_2 is high)(w is high)
- If (*iteration* is low) and (*gbcost* is low) then (w is low)
- If (*iteration* is low) and (*gbcost* is med) then (c_1 is low)(c_2 is high)(w is high)
- If (*iteration* is low) and (*gbcost* is high) then (c_1 is high)(c_2 is high)(w is high)
- If (*iteration* is med) and (*gbcost* is low) then (w is low)
- If (*iteration* is med) and (*gbcost* is med) then (c_1 is high)(c_2 is med)(w is high)
- If (*iteration* is med) and (*gbcost* is high) then (c_1 is high)(c_2 is high)(w is high)
- If (*iteration* is high) and (*gbcost* is low) then (w is low)
- If (*iteration* is high) and (*gbcost* is med) then (c_1 is high)(c_2 is med)(w is high)
- If (*iteration* is high) and (*gbcost* is high) then (c_1 is high)(c_2 is high)(w is high)

تعیین مقادیر حداقل و حداکثر بازه قابل‌انتخاب متغیرهای توابع محک مفروض مطابق با مشخصات و تنظیمات محلی هر تابع لحاظ شده است. مشخصات کامل توابع محک استاندارد مفروض مطابق جدول ۲ و ابعاد برای کلیه توابع مساوی با ۲۰ در نظر گرفته شده

یادگیری شناخته می‌شوند؛ و همچنین مقدار w می‌تواند تأثیر به‌سزایی در روند بهینه‌سازی داشته باشند. به‌طوری‌که با انتخاب صحیح وزن اینرسی، سبب ایجاد بهترین تعادل میان جستجوی عمومی و شخصی خواهد شد که در نتیجه آن جستجوی بهتری در فضای جستجو تابع به‌دنبال خواهد داشت. همچنین انتخاب مناسب پارامترهای c_1 (تعیین درصد تأثیرپذیری ذره از تجربیات شخصی) و c_2 (تعیین درصد تأثیرپذیری ذره از تجربیات جمعی ذرات (همسایگان))، موجب بهینه‌سازی مطلوب‌تر می‌شود. بر این اساس، انتخاب مقادیر بزرگ w در ابتدای گام‌های تکرار موجب افزایش فضای جستجو و همچنین انتخاب مقادیر بزرگ c_2 در به‌کارگیری از تجربیات عمومی ذرات برای انتخاب نقطه بهینه در ابتدای فرایند جستجو مطلوب می‌باشد و انتخاب مقادیر بزرگ پارامتر شخصی c_1 در گام‌های آخر جستجو جهت میل به نقاط بهینه مناسب، مطلوبیت خواهد داشت.

بر اساس کلیه موارد بالا، پیاده‌سازی سیستم فازی در نرم‌افزار متلب^{۱۳} و انتخاب Rule و بازه‌های ورودی و خروجی سیستم فازی انجام می‌شود. پس از پیاده‌سازی سیستم فازی، بکارگیری و فراخوانی آن در الگوریتم موردنظر PSO و اعمال خروجی‌های متناظر سیستم فازی به الگوریتم صورت می‌پذیرد. از این‌رو از دستورات Readfis برای فراخوانی سیستم فازی در تابع الگوریتم PSO و Evalfis برای دریافت خروجی سیستم فازی و اعمال به الگوریتم استفاده می‌شود.

۵- نتایج ارزیابی الگوریتم پیشنهادی F-PSO

در این بخش در جهت برآورد برتری عملکرد روش F-PSO پیشنهادی برای دستیابی به راه‌حل بهینه

¹⁴ Intel(R) Core(TM) i3-2348M CPU@2.30 GHz, RAM 2GB

¹³ Matlab 2011b



۶ - نتیجه‌گیری

نتیجه‌گیری کلی بیانگر بهبود مقدار بهینه توابع با استفاده از روش ترکیبی الگوریتم اجتماع ذرات و منطق فازی است. چراکه با در نظر گرفتن قواعد و رول‌ها می‌توان از افتادن در بهینه‌محل‌ی جلوگیری کرده تا الگوریتم مقدار بهینه‌تری را گزینش کند. نتایج حاصل برای برخی توابع به‌وضوح آشکار می‌کند که با افزایش تعداد گام‌ها، در صورت گیرافتادن در یک بهینه محلی؛ منطق فازی به‌کمک الگوریتم F-PSO پیشنهادی آمده و آن را بهبود می‌بخشد. البته نتایج بر اساس ملاحظات این مقاله و در حدود میانگین‌گیری از ۱۰ اجرا برای هر بهینه‌سازی نمایش داده شده است؛ از همین‌رو در پژوهش‌های آتی می‌توان با تعریف قواعد بهتر و دقیق‌تر به نتایج خیلی بهتری نیز دست پیدا کرد.

است. نتایج به‌دست آمده حاصل میانگین ۱۰ اجرای مستقل برای هر یک از توابع به‌ازای الگوریتم‌های PSO استاندارد و F-PSO پیشنهادی در قالب نمودارهای همگرایی و مقادیر برازندگی و زمان اجرا به‌ترتیب در شکل ۱ و جدول ۳ آورده شده‌اند. در جهت نمایش و بررسی چگونگی همگرایی هر یک از الگوریتم‌ها، نمایش همگرایی به‌صورت مجزا ترسیم شده است. در جدول نتایج، بهترین مقادیر عددی پر رنگ شده‌اند.

برآورد کلی نتایج ارائه‌شده در این بخش بیانگر بهبود عملکرد نسخه‌ی فازی‌شده الگوریتم PSO و تصدیق ادعای مقاله مبنی بر سادگی و اثربخشی رویکرد پیشنهادی می‌باشد. البته شایان به ذکر است که با توجه به ملاحظه رویکرد فازی در ساختار الگوریتم، زمان اجرای الگوریتم F-PSO پیشنهادی اندکی افزایش داشته است ولی این تأخیر در قیاس با برتری در سطح برازندگی به‌همراه حفظ مکانیسم همگرایی و گاهاً برتری نمودار همگرایی در برخی توابع محک مفروض، قابل چشم‌پوشی است.

(جدول-۱): مقادیر پارامترهای کنترلی PSO و F-PSO

پارامتر	تعداد تکرارها	اندازه جمعیت	W	Wdamp	C1	C2
	۱۰۰۰	۵۰	۰/۹	۰/۹۹	۲/۱	۲/۱



(جدول-۲): مشخصات توابع محک استاندارد [۱۵]

شماره	تابع	ملاحظات	شماره	تابع	ملاحظات
I	Sphere Model	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$ $-100 \leq x_i \leq 100$ $\min(f_1) = f_1(0, \dots, 0) = 0$	II	Schwefel's problem 2.22	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $ $-10 \leq x_i \leq 10$ $\min(f_2) = f_2(0, \dots, 0) = 0$
III	Schwefel's problem 1.2	$f_3(x) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$ $-100 \leq x_i \leq 100$ $\min(f_3) = f_3(0, \dots, 0) = 0$	IV	Schwefel's problem 2.21	$f_4(x) = \max_i \{ x_i , 1 \leq i \leq n \}$ $-100 \leq x_i \leq 100$ $\min(f_4) = f_4(0, \dots, 0) = 0$
V	Generalized Rosenbrock's Function	$f_5(x) = \sum_{i=1}^{n-1} \left[100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2 \right]$ $-30 \leq x_i \leq 30$ $\min(f_5) = f_5(1, \dots, 1) = 0$	VI	Step Function	$f_6(x) = \sum_{i=1}^n \lfloor x_i + 0.5 \rfloor^2$ $-100 \leq x_i \leq 100$ $\min(f_6) = f_6(0, \dots, 0) = 0$
VII	Quartic Function with Noise	$f_7(x) = \sum_{i=1}^n i \cdot x_i^4 + \text{random}[0, 1]$ $-1.28 \leq x_i \leq 1.28$ $\min(f_7) = f_7(0, \dots, 0) = 0$	VIII	Generalized Rastrigin's Function	$f_8(x) = \sum_{i=1}^n \left[x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10 \right]$ $-5.12 \leq x_i \leq 5.12$ $\min(f_8) = f_8(0, \dots, 0) = 0$
IX	Ackley's Function	$f_9(x) = -20 \exp \left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \right) - \exp \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i) \right) + 20 + e$ $-32 \leq x_i \leq 32$ $\min(f_9) = f_9(0, \dots, 0) = 0$	X	Generalized Griewank Function	$f_{10}(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos \left(\frac{x_i}{\sqrt{i}} \right) + 1$ $-600 \leq x_i \leq 600$ $\min(f_{10}) = f_{10}(0, \dots, 0) = 0$
XI	Generalized Schwefel's Problem 2.26	$f_{11}(x) = - \sum_{i=1}^n \left(x_i \times \sin \left(\sqrt{ x_i } \right) \right)$ $-500 \leq x_i \leq 500$ $n = 30 : \min(f_{11}) = f_{11}(420.9687, \dots, 420.9687) = -12569.5$			
XII	Generalized Penalized Functions (1)	$f_{12}(x) = \frac{\pi}{n} \left\{ 10 \sin^2(\pi y_1) + \sum_{i=1}^{n-1} (y_i - 1)^2 \left[1 + 10 \sin^2(\pi y_{i+1}) \right] + (y_n - 1)^2 \right\}$ $+ \sum_{i=1}^n u(x_i, 10, 100, 4)$ $-50 \leq x_i \leq 50$ $\min(f_{12}) = f_{12}(1, \dots, 1) = 0$			
XIII	Generalized Penalized Functions (2)	$f_{13}(x) = 0.1 \left\{ \sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - 1)^2 \left[1 + \sin^2(3\pi x_{i+1}) \right] + (x_n - 1)^2 \left[1 + \sin^2(2\pi x_n) \right] \right\}$ $+ \sum_{i=1}^n u(x_i, 5, 100, 4)$ $-50 \leq x_i \leq 50$ $\min(f_{13}) = f_{13}(1, \dots, 1) = 0$ $u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m & x_i > a \\ 0 & -a \leq x_i \leq a \\ k(-x_i - a)^m & x_i < -a \end{cases}$ $y_i = 1 + \frac{1}{4}(x_i + 1)$			



$$f_{14}(x) = \sum_{i=1}^{11} \left[a_i - \frac{x_1(b_i^2 + b_i x_2)}{b_i^2 + b_i x_3 + x_4} \right]^2$$

$$-5 \leq x_i \leq 5$$

$$\min(f_{14}) \approx f_{14}(0.1928, 0.1908, 0.1231, 0.1358) \approx 0.0003075$$

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
a_i	0.1957	0.1947	0.1735	0.1600	0.0844	0.0627	0.0456	0.0342	0.0323	0.0235	0.0246
b_i	1/0.25	1/0.5	1/1	1/2	1/4	1/6	1/8	1/10	1/12	1/14	1/16

Kowalik's Function XIV

$$f_{15}(x) = 4x_1^2 - 2.1x_1^4 + \frac{1}{3}x_1^6 + x_1 \times x_2 - 4x_2^2 + 4x_2^4$$

$$-5 \leq x_i \leq 5$$

$$x_{\min} = (0.08983, -0.7126), (-0.08983, 0.7126)$$

$$\min(f_{15}) = -1.0316285$$

Six-hump Camel-Back Function XV

$$f_{16}(x) = \left[\frac{1}{500} + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})^6} \right]^{-1}$$

$$-65.536 \leq x_i \leq 65.536$$

$$\min(f_{16}) = f_{16}(-32, -32) \approx 1$$

$$(a_{ij}) = \begin{pmatrix} -32 & -16 & 0 & 16 & 32 & -32 & \dots & 0 & 16 & 32 \\ -32 & -32 & -32 & -32 & -32 & -16 & \dots & 32 & 32 & 32 \end{pmatrix}$$

Shekel's Foxholes Function XVI

$$f_{17}(x) = \left(x_2 - \frac{5.1}{4\pi^2} x_1^2 + \frac{5}{\pi} x_1 - 6 \right)^2 + 10 \left(1 - \frac{1}{8\pi} \right) \cos(x_1) + 10$$

$$-5 \leq x_1 \leq 10, \quad 0 \leq x_2 \leq 15$$

$$x_{\min} = (-3.142, 12.275), (3.142, 2.275), (9.425, 2.425)$$

$$\min(f_{17}) = 0.398$$

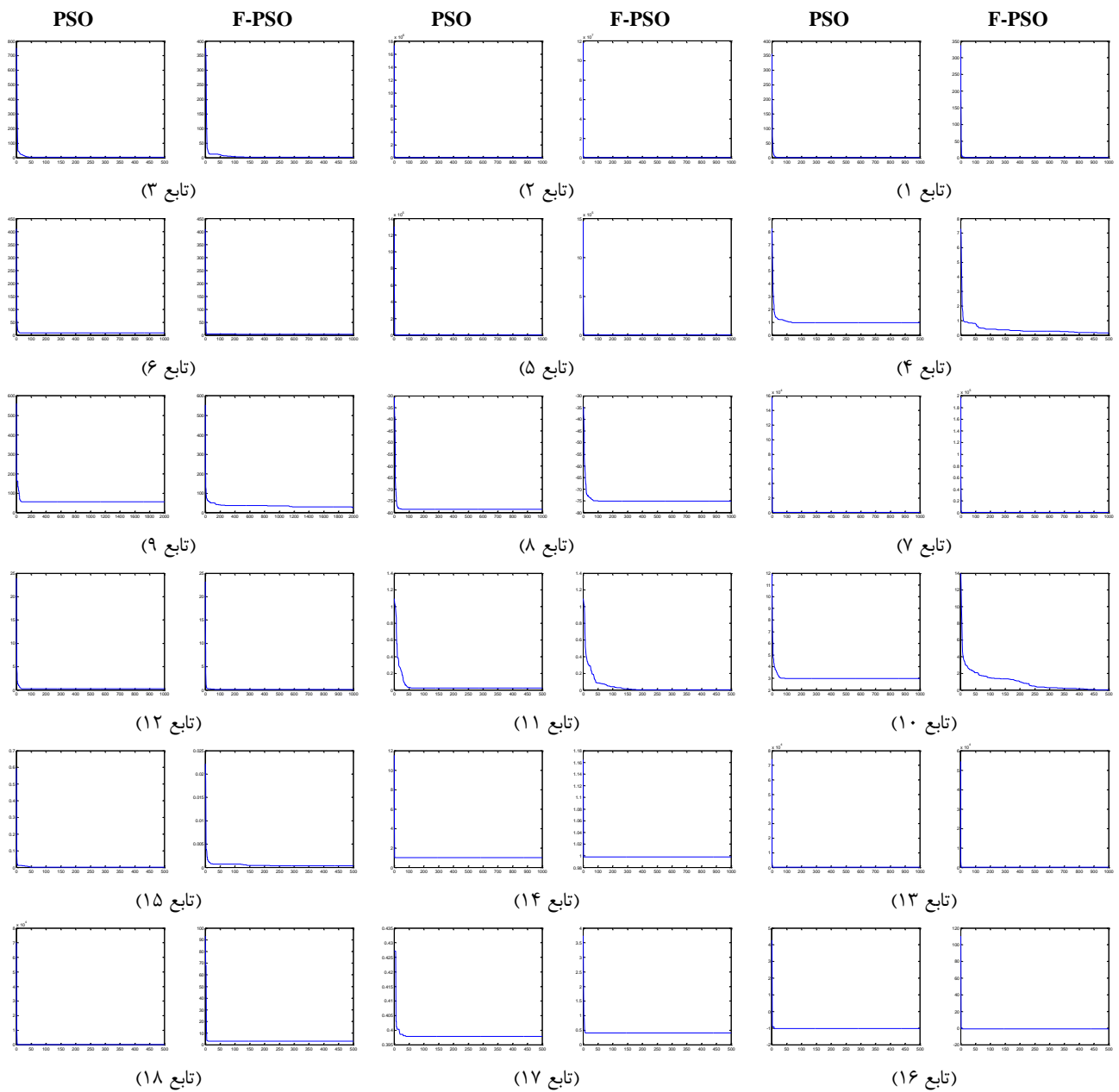
Branin Function XVII

$$f_{18}(x) = \left[1 + (x_1 + x_2 + 1)^2 (19 - 14x_1 + 3x_1^2 - 14x_2 + 6x_1 \cdot x_2 + 3x_2^2) \right] \times \left[30 + (2x_1 - 3x_2)^2 (18 - 32x_1 + 12x_1^2 + 48x_2 - 36x_1 \cdot x_2 + 27x_2^2) \right]$$

$$-2 \leq x_i \leq 2$$

$$\min(f_{18}) = f_{18}(0, -1) = 3$$

Goldstein-Price Function XVIII



(شکل-۲): نمایش نمودارهای همگرایی الگوریتم‌های PSO و F-PSO به‌ازای یکبارگیری ۱۸ تابع محک استاندارد مفروض (محور افقی: تکرار؛ محور عمودی: برازندگی)



(جدول-۳): مقایسه نتایج PSO و F-PSO

F-PSO		PSO		تابع
زمان اجرا (s)	برازندگی	زمان اجرا (s)	برازندگی	
۴/۷۳	۰/۳۷۸	۳/۳	۰/۱۴۴	I
۵/۳۲	۳/۴۵	۳/۳۵	۳/۵۶	II
۴/۲۲	۱/۸۸	۳/۳۷۲	۲/۷۷	III
۲/۴۷	۰/۱۳	۱/۷۵	۰/۹۵	IV
۵/۷۵	۷۰/۴۰۴	۳/۶۲	۷۰/۰۵	V
۴/۶۳	۳	۳/۰۰۰۷	۸	VI
۶/۹	۱/۴۴	۶/۴۱	۱/۱۶۱	VII
۵/۶۳	-۷۵/۱۶	۳/۷۸	-۷۸/۵۷	VIII
۹/۸۳	۲۵/۸۷	۶/۴۳	۵۵/۷۳	IX
۲/۸۲	۰/۰۴۰	۳/۷۱	۲/۹۹۱	X
۴/۳۱	۰/۰۰۱۲	۳/۳۸	۰/۰۲۰۸	XI
۹/۰۲	۰/۰۹۲	۷/۳۵	۰/۲۲۵	XII
۸/۱۳	۰/۹۵۳	۶/۷۴۷۴	۲/۳۳	XIII
۳۸/۸۶	۰/۹۹۸	۳۶/۸۴	۰/۹۹۸	XIV
۲/۸۷	۰/۰۰۰۳	۱/۸۷	۰/۰۰۰۳	XV
۲/۴۶	-۱/۰۳	۱/۶۳	-۱/۰۳	XVI
۲/۴۷	۰/۳۹۷	۱/۵۷	۰/۳۹۷	XVII
۲/۵۸	۳	۱/۶۹	۳	XVIII

[۴] محمدحسین نوروزی بیرامی و محمدرضا میبیدی،

"بهبود بهینه‌سازی گروه ذرات با استفاده از منطق

فازی"، دومین کنگره داده کاوی ایران، دانشگاه

صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۷.

[5] P. Bajpai and S. N. Singh, "Fuzzy adaptive particle swarm optimization for bidding strategy in uniform price spot market," IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 22, No. 4, pp. 2152–2160, 2007.

[6] T. Niknam, "A new fuzzy adaptive hybrid particle swarm optimization algorithm for non-linear, non-smooth and non-convex economic dispatch problem," Applied Energy, Vol. 87, No. 1, pp. 327–339, 2010.

۷ - مراجع

[1] L.A. Zadeh, "Fuzzy sets", Information and Control, Vol. 8, pp. 338–353, 1965.

[2] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on, Vol. 4, pp. 1942–1948, 1995.

[۳] محمدحسین نوروزی بیرامی و محمدرضا میبیدی،

"بهینه‌سازی گروه ذرات فازی مشارکتی"، دومین

کنگره مشترک سیستم‌های فازی و هوشمند

ایران، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ۱۳۸۷.



[۱۴] احسان اله اشتهاوردیان، عباس افشار و رضا عباس‌نیا، "بهینه‌سازی موازنه هزینه - زمان : استفاده از الگوریتم ژنتیک و منطق فازی در عدم قطعیت هزینه‌ها"، سومین کنفرانس بین‌المللی مدیریت پروژه، تهران، ۱۳۸۶.

[15] X. Yao, Y. Liu, and G. Lin, "Evolutionary programming made faster," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 3, No. 2, pp. 82–102, 1999.



نجمه صیادی شهرکی مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق الکترونیک در سال ۱۳۸۹ از دانشگاه شهرکرد دریافت کرد و مدرک کارشناسی ارشد خود را در سال ۱۳۹۳ از دانشگاه بیرجند اخذ کرده

است. وی در حال حاضر در مقطع دکتری تخصصی رشته مهندسی برق از دانشگاه بیرجند مشغول به تحصیل است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان عبارتند از: محاسبات نرم و کاربردهای آن، بهینه‌سازی مهندسی، الگوریتم‌های هوشمند الهام گرفته از طبیعت، هوش مصنوعی و طراحی مدار الکترونیکی.



علی محمدی مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی مخابرات در سال ۱۳۹۲ از دانشگاه صنعتی قوچان دریافت کرد و مدرک کارشناسی ارشد و دکتری را به ترتیب در سالهای

۱۳۹۴ و ۱۳۹۸ از دانشگاه بیرجند در رشته مهندسی برق الکترونیک اخذ کرده است.

زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان عبارتند از: محاسبات نرم، فیلتر تطبیقی، الکترونیک RF، هوش مصنوعی، بهینه‌سازی بیولوژیکی و طبیعی، طراحی VLSI و پردازش سیگنال و تصویر.

[7] Y.-T. Juang, S.-L. Tung, and H.-C. Chiu, "Adaptive fuzzy particle swarm optimization for global optimization of multimodal functions," *Information Sciences*, Vol. 181, No. 20, pp. 4539–4549, 2011.

[8] G. Dashora and P. Awwal, "Adaptive particle swarm optimization employing fuzzy logic," in *Recent Advances and Innovations in Engineering (ICRAIE)*, 2016 International Conference on, 2016, pp. 1–4.

[9] D. Tian and N. Li, "Fuzzy particle swarm optimization algorithm," in *Artificial Intelligence, 2009. JCAI'09. International Joint Conference on*, 2009, pp. 263–267.

[10] H. Liu, A. Abraham, and A. E. Hassanien, "Scheduling jobs on computational grids using a fuzzy particle swarm optimization algorithm," *Future Generation Computer Systems*, Vol. 26, No. 8, pp. 1336–1343, 2010.

[11] S. A. Khan and A. P. Engelbrecht, "A fuzzy particle swarm optimization algorithm for computer communication network topology design," *Applied Intelligence*, Vol. 36, No. 1, pp. 161–177, 2012.

[12] S. Shahbeig, M. S. Helfroush, and A. Rahideh, "A fuzzy multi-objective hybrid TLBO-PSO approach to select the associated genes with breast cancer," *Signal Processing*, vol. 131, pp. 58–65, 2017.

[13] N. Priyadarshi, S. Padmanaban, M. S. Bhaskar, F. Blaabjerg, and A. Sharma, "Fuzzy SVPWM-based inverter control realisation of grid integrated photovoltaic-wind system with fuzzy particle swarm optimisation maximum power point tracking algorithm for a grid-connected PV/wind power generation system: hardware implementation," *IET Electric Power Applications*, Vol. 12, No. 7, pp. 962–971, 2018.