

الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات تعاونی با ضریب اینرسی فازی CFPSO-IW

برای بیستمین کنفرانس ملی سالانه انجمن کامپیوتر ایران

مجتبی غلامیان^۱، محمد رضا میبدی^۲

^۱ دانشگاه آزاد اسلامی، واحد قزوین، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، قزوین، ایران، Mojtaba.Gholamian@qiau.ac.ir

^۲ دانشگاه صنعتی امیرکبیر، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، تهران، ایران، MMeybodi@aut.ac.ir

چکیده

در این مقاله با توجه به موفقیت‌های روز افزون کاربردهای الگوریتم PSO و ابداع الگوریتم‌های نوین ترکیبی PSO با سایر الگوریتم‌ها، الگوریتمی نوین ترکیبی مبتنی بر الگوریتم PSO ارائه می‌کنیم. با به کارگیری منطق فازی در بهبود نقاط ضعف الگوریتم PSO از جمله گرفتار شدن در نقاط بهینه محلی و همگرایی زودرس پیشتر اقداماتی صورت گرفته است. همچنین برای غلبه بر مشکل ناکارآمدی الگوریتم PSO در فضای جستجو با ابعاد بالا، برخی از الگوریتم‌ها از جمله الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات تعاونی، ارائه گردیده است. ما در این مقاله، با ترکیب الگوریتم هوش جمعی ذرات فازی و هوش جمعی تعاونی، الگوریتم CFPSO-IW (Cooperative Particle Swarm Optimization with Fuzzy Inertia Weight) را مطرح می‌نماییم و با ارائه این الگوریتم سعی در بهبود نقایص الگوریتم PSO، از جمله همگرایی زودرس، گیر افتادن در نقاط بهینه محلی و عملکرد بهتر در ابعاد بالا، می‌نماییم.

کلمات کلیدی

بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات، بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات تعاونی، وزن اینرسی، کنترلر فازی.

۱- مقدمه

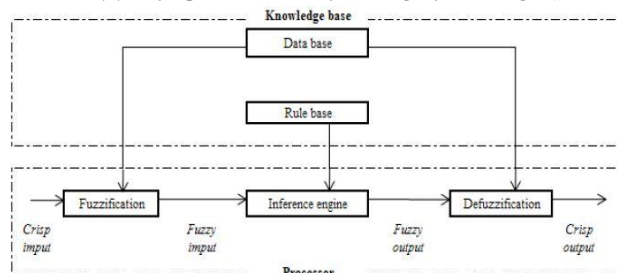
پاسخ‌های محلی گیر می‌کنند و این مشکل با افزایش ابعاد فضای جستجو وخیم‌تر می‌شود [7]. برای مقابله با این مشکل تاکنون مدل‌های اصلاح شده‌ای از الگوریتم PSO از جمله CPSO (Cooperative PSO) [8] ارائه شده است. ما در اینجا الگوریتمی بهبود یافته با استفاده از منطق فازی مبتنی بر CPSO را ارائه می‌نماییم که از لحاظ سرعت جستجو و دقت پاسخ یافته شده چنانچه در قسمت پنجم (ارزیابی الگوریتم پیشنهادی) مشاهده می‌گردد، در بیشتر موارد نسبت به الگوریتم‌های پایه‌ی خود یعنی PSO و CPSO و همچنین برخی الگوریتم‌های مطرح تکاملی در شاخص‌های مورد مقایسه در ابعاد پایین و در ابعاد بالا برتری دارد.

ساختار مقاله ارائه شده به شرح ذیل است: در بخش‌های دوم و سوم اجزای الگوریتم پیشنهادی تشریح می‌گردند. بخش چهارم به ارائه الگوریتم پیشنهادی و در بخش پنجم به ارزیابی‌های صورت گرفته بر روی الگوریتم پیشنهادی و در بخش ششم به نتیجه حاصل از مقاله می‌پردازیم.

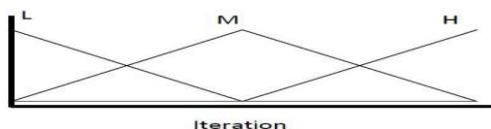
موفقیت‌های کسب شده PSO خارق العاده بوده است. در کمتر از دو دهه، صدها مقاله‌ی گزارشی از کاربرد PSO منتشر شده است [1]. با علم بر اینکه تنظیم پارامترهای PSO تاثیر بسزایی بر روی کارایی این الگوریتم دارد، تلاش‌های زیادی جهت تنظیم مناسب پارامترها در PSO صورت گرفته است، چنانچه در برخی از مقاله‌ها از جمله [2]، [3] و [4] محققان پیشنهاد کاهش خطی وزن اینرسی را از ۰.۹ تا ۰.۴ در حین پیشرفت الگوریتم مطرح نموده‌اند. در سال ۲۰۰۱، Shi و Eberhart [5]، روش Adaptive Fuzzy PSO را پیشنهاد نمودند. همچنین برای بهبود عملکرد PSO از الگوریتم‌های ترکیبی نیز بهره گرفته شده است، مانند مقاله‌ی [6] که در آنها از منطق فازی جهت تنظیم تطبیقی پارامترها استفاده شده است. یکی از ضعف‌های اصلی الگوریتم‌های بهینه‌سازی احتمالی از جمله PSO این است که به سادگی در

۲- بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات فازی

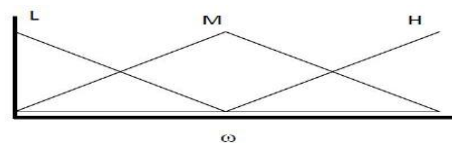
می‌دانیم که در نسخه اصلی PSO، هر جز با دو اجبار حرکت، یکی جذب به بهترین حالتی که جز تاکنون داشته است و دیگری جذب به بهترین موقعیتی که توسط گروه کسب شده است، مواجه است. الگوریتم PSO شامل گروهی از اجزا است که در یک فضای جستجوی چند بعدی با مقادیر حقیقی از راه حل‌های ممکن مساله، حرکت می‌کنند. PSO به سادگی قابل پیاده‌سازی است و از دیدگاه محاسباتی کم هزینه است. همچنین PSO، برای حل بسیاری از مسائل بهینه‌سازی سراسری کارا است و در برخی موارد به مشکلاتی که بر دیگر تکنیک‌های محاسبات تکاملی (Evolutionary Computation) وارد است، دچار نمی‌شود. دشواری تنظیم PSO برای رسیدن به کارایی خوب از معایب این روش است و در صورت عدم انتخاب مناسب پارامترها PSO به سوی بهینه محلی متمایل شده و دچار همگرایی زودرس می‌شود. از آنجا که در این الگوریتم ذرات به تدریج به سمت بهترین راه حل پیدا شده تا به حال میل می‌کنند، اگر این راه حل، یک بهینه محلی باشد ذرات همگی به سمت آن می‌روند و الگوریتم استاندارد PSO راهکاری برای خروج از این بهینه محلی ارائه نمی‌دهد. این بزرگترین مشکل PSO استاندارد است که سبب می‌شود در حل مسایل چند قله ای مخصوصا با فضای حالت بزرگ ناتوان باشد. مشکل دیگر الگوریتم PSO استاندارد این است که استفاده از PSO در برخی از مسائل نشان می‌دهد که این الگوریتم دچار همگرایی زودرس می‌شود. همانطور که اشاره شد، الگوریتم استاندارد PSO در پاسخ‌های محلی گیر می‌کند و این مشکل برای مسائلی با ابعاد بالاتر وخیم‌تر می‌شود. برای حل مشکلات الگوریتم پایه PSO، راهکارهای مختلفی از جمله بهره‌گیری از الگوریتم‌های ترکیبی، پیشنهاد شده‌اند. یک نمونه از این الگوریتم‌های پیشنهادی ترکیبی، الگوریتم FPSO (Fuzzy PSO) می‌باشد که از ترکیب منطق فازی با الگوریتم PSO ایجاد شده است. در این الگوریتم یک گام قبل از به روز رسانی PSO، سیستم فازی مقادیر پارامترها را مشخص می‌کند تا پارامترها با مقادیر تعیین شده جدید در به روز رسانی شرکت کنند. در این مقاله ما از نوعی الگوریتم FPSO بهره می‌گیریم که در آن یک سیستم کنترل کننده فازی (Fuzzy Logic Controller) با یک ورودی و یک خروجی به PSO معرفی شده، طوریکه پارامتر ورودی این سیستم کنترل کننده فازی، تعداد تکرار الگوریتم و خروجی آن پارامتر وزن اینرسی می‌باشد. در مورد این سیستم فازی که خروجی آن وزن اینرسی می‌باشد، ایده‌ی اصلی روش به کار رفته مبتنی بر ایجاد تعادل بین جستجوی انتفاعی و جستجوی اکتشافی در فرآیند جستجو است [9]. در شکل (۱) شمایی از سیستم کنترل فازی و در شکل (۲) و (۳) توابع عضویت ورودی و خروجی موتور استنتاج فازی نشان داده شده است. همچنین ساختار قوانین فازی مورد استفاده به شرح روابط (۱) است.



شکل (۱): نمونه ساختار یک سیستم کنترل فازی ساده



شکل (۲): تابع عضویت ورودی سیستم کنترل فازی



شکل (۳): تابع عضویت خروجی سیستم کنترل فازی

[Rules]

If Itr = L then $\omega = H$

If Itr = M then $\omega = M$

If Itr = H then $\omega = L$

(۱)

۳- بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات تعاونی

برای غلبه بر مشکل ناکارآمدی الگوریتم PSO در فضای جستجو با ابعاد بالا، برخی از الگوریتم‌ها از جمله یادگیری تعاونی هوش جمعی ذرات Cooperative PSO ارائه گردید. یادگیری تعاونی جهت غلبه بر مشکل "بلای ابعاد"، بدین صورت استفاده می‌شود که جمعیتی با ابعاد بالا به چندین جمعیت با ابعاد کوچک‌تر تقسیم می‌شود که این جمعیت‌ها از طریق مبادله اطلاعات برای تعیین شایستگی ترکیبی کل سیستم با یکدیگر همکاری می‌کنند. در بسیاری از موارد این جمعیت با ابعاد بالا به زیر جمعیت‌های تک بعدی تقسیم می‌شود. بنابراین در یادگیری تعاونی برای حل یک مسئله D بعدی به جای تشکیل یک جمعیت مرکب از S ذره، ما D جمعیت یک بعدی تشکیل می‌دهیم، که هر کدام دارای S ذره است. با این وجود، مقدار تابع هدف پاسخ سراسری به دست آمده توسط الگوریتم، با الحاق تمام پاسخ‌های GBest بدست آمده از هر جمعیت منحصر به فرد و سپس محاسبه تابع هدف ترکیبی، محاسبه می‌شود. نکته مهم این است که صرفاً انتخاب بهترین پاسخ از هر جمعیت مستقل، برای تشکیل بردار بهترین پاسخ ترکیبی، ممکن است برای ما پاسخ بهینه را فراهم نکند. از این رو برای یک الگوریتم PSO تعاونی، ارزیابی شایستگی توسط معرفی "بردار مفهومی" (ContextVector) (توسط CV نشان داده می‌شود) انجام می‌شود که این بردار بیانگر مفهوم همکاری بین جمعیت‌های مستقل است [10]. برای یک مساله D بعدی، ابعاد بردار زمینه نیز D است. در اینجا، زمانی که جمعیت مفروض از فعال است، بردار زمینه توسط ذرات (D-1)GBest جمعیت دیگر (که در طی ارزیابی جمعیت از ثابت نگه داشته می‌شوند) شکل می‌گیرد و سطر از بردار زمینه به ترتیب با هر یک از ذرات جمعیت از پر می‌شود. بردار زمینه‌ای که بدین شکل تشکیل می‌شود، برای محاسبه شایستگی مرکب ارزیابی می‌شود. بنابراین پاسخ PBest ذره i و نیز پاسخ GBest برای جمعیت از (که با $x_j^{i,PBest}$ و x_j^{GBest} نشان داده می‌شوند)، باتوجه به مفهوم بردار زمینه تعیین می‌شوند و فقط به عملکرد مستقل جمعیت از مابسته نیستند [8]، [10].

۴- الگوریتم پیشنهادی CFPSO-IW

در این مقاله، بر آنیم تا با ارائه الگوریتمی تلفیقی و ترکیبی، الگوریتم جدیدی مطرح کنیم که ضمن بهبود کاستی‌های الگوریتم پایه PSO، یعنی عدم گرفتار شدن در نقاط بهینه محلی حتی برای مسائل با ابعاد بالا و اجتناب از همگرایی زودرس، در مقایسه با سایر الگوریتم‌های پیشنهادی قبلی نیز عملکرد بهتری چه از لحاظ دقت و چه سرعت داشته باشد. در الگوریتم پیشنهادی، ما مفهوم ضریب اینرسی فازی را که در الگوریتم FPSO ارائه شده، به چهارچوب الگوریتم CPSO اضافه می‌کنیم، بدین صورت که در هر زیر جمعیت جهت به روز رسانی سرعت ذرات از ضریب اینرسی فازی استفاده می‌شود تا از مزایای آن از جمله عدم گیر افتادن در نقاط بهینه محلی بدلیل استفاده به موقع و به اندازه از جستجوی محافظه کارانه و جستجوی مکاشفه‌ای، بهره‌مند گردیم. در شکل (۴) شبه کد الگوریتم پیشنهادی ارائه شده است.

Algorithm: Pseudocode for CFPSO-IW

```
Environment Variable Definition
Global & Local Variables Definition
Search Domain Variable Definition Base on Benchmark Function
For Each Particle // Population Definition
    Initialize Particle
End For
For Each Iteration
    Evaluate W Coefficient for Current Iteration by Fuzzy Inference System (FIS)
    For Each Dimension // Separate Swarms to Number of Dimension for Using Cooperative Method
        For Each Particle
            Update Velocity of Each Dimension of Particles by Considering Velocity Limitations
            Update Position of Each Dimension of Particles by Considering Position Limitations
            Examine & Evaluate Context Vector (CV) of Cooperative Method
            Update Personal Best (PBest) of Each Dimension of Particles
            Update Global Best (GBest) of Each Dimension of Particles
        End For // End of For Each Particle
        Update Context Vector (CV) of Cooperative Method
    End For // End of For Each Dimension
End For // End of For Each Iteration
Display Results
Return GBest
```

شکل (۴): شبه کد الگوریتم پیشنهادی CFPSO-IW

۵- ارزیابی الگوریتم پیشنهادی

در اکثر موارد، روش‌های تحلیلی برای حل مسائل بهینه‌سازی قابل کاربرد نمی‌باشند، بنابراین روش‌های تقریبی مختلفی برای حل این گونه از مسائل با تقریب زدن بهینه ارائه شده‌اند. بسیاری از این روش‌ها دارای مشکلاتی چون همگرایی به بهینه محلی و سرعت پایین در همگرایی می‌باشند. برخی توابع به دلیل فضای حالت بسیار بزرگ و پیچیدگی زیادشان، مسائل بسیار مناسبی برای محک زدن میزان توانایی الگوریتم‌های بهینه‌سازی می‌باشند. بر اساس ویژگی‌های این توابع، آنها را به گروه‌های مختلفی تقسیم می‌نمایند. یکی از این دسته‌بندی‌ها بر اساس تعداد بهینه‌های تابع می‌باشد. توابعی که تنها یک بهینه در فضای مسئله داشته باشند، توابع تک قله‌ای (Unimodal Function) و توابعی با بیشتر از یک بهینه محلی را

توابع چند قله‌ای (Multimodal Function) می‌نامند. توابع چند قله‌ای به منظور سنجش قابلیت الگوریتم‌ها برای گریز از بهینه محلی استفاده می‌شوند. در صورتی که فرایند اکتشاف الگوریتم ضعیف عمل نماید، نمی‌تواند کل فضای مساله را به طور کامل جستجو کند، بنابراین در بهینه محلی گیر خواهد کرد. از معروفترین این توابع می‌توان به تابع اسفیر (Sphere)، روزنبراک (Rosenbrock)، آکلی (Ackley)، گریوانک (Griewank) و رستریجین (Rastigin) اشاره نمود که همگی دارای بهینه سراسری با مقدار صفر هستند. توابع اسفیر و روزنبراک نمونه‌ای از توابع تک قله‌ای هستند و توابع آکلی، گریوانک و رستریجین جز توابع چند قله‌ای محسوب می‌شوند. ما برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی می‌توانیم از نحوه عملکرد آن بر روی توابع محک بهره‌گیریم و به مقایسه نحوه عملکرد آن بر روی توابع محک از لحاظ دقت و سرعت یافتن پاسخ‌های بهینه، نسبت به سایر الگوریتم‌های تکاملی در شرایط مشابه بپردازیم. در جدول (۱) تعداد ذرات و تعداد دوره‌های تکرار در هر بار اجرا برای هر بعد جهت آزمون الگوریتم پیشنهادی آورده شده است.

جدول (۱): ابعاد ذرات و جمعیت استفاده شده در هر بعد جهت ارزیابی الگوریتم پیشنهادی

نوع بُعد	بُعد ذرات	دوره‌های تکرار در هر بار اجرا	دفعات اجرای برنامه شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی بر روی توابع محک	جمعیت ذرات
ابعاد پایین	۱۰	۱۰۰۰	۲۰	۴۰
	۳۰	۱۰۰۰	۲۰	۸۰
ابعاد بالا	۷۰	۱۰۰۰	۲۰	۸۰
	۹۰	۱۰۰۰	۲۰	۱۲۰

همچنین برای اینکه نتایج گزارش شده، از نتایج احتمالی تاثیر نپذیرند، الگوریتم را ۲۰ بار به طور مستقل بر روی چندین تابع محک اجرا نموده و سپس اقدام به استخراج نتایج می‌نماییم. در شکل‌های (۵)، (۶)، (۷) و (۸) و (۹) نتایج مقایسه عملکرد الگوریتم پیشنهادی با سه الگوریتم تکاملی دیگر، در شرایط مقایسه‌ای عادلانه نشان داده شده است. نتایج حاکی از موفق بودن الگوریتم پیشنهادی در یافتن نقاط بهینه سراسری هم از لحاظ کیفیت پاسخ و هم از لحاظ سرعت همگرایی در مقایسه با سه الگوریتم بهینه‌سازی تکاملی مطرح به لحاظ کارایی بالا و کاربرد گسترده شامل PSO، GA (Genetic Algorithm) و ICA (Imperial Competition Algorithm) می‌باشد. لازم به ذکر است، هر سه الگوریتم بهینه‌سازی مورد استفاده در ارزیابی‌ها، نسخه‌های بهبود و تکامل یافته آنها می‌باشند. در جداول (۲) و (۳) مقادیر پارامترهای این الگوریتم‌های به کار رفته در ارزیابی‌ها آورده شده است.

جدول (۲): مقادیر پارامترهای الگوریتم ژنتیک به کار رفته در ارزیابی‌ها

پارامتر	مقدار
Crossover %	0.8
Mutation %	0.1
Mutation Rate %	1
Selection Procedure	Roulette Wheel
Iteration	1000

جدول (۳): مقادیر پارامترهای الگوریتم رقابت استعماری در ارزیابی‌ها

مقدار	پارامتر
10	Number of Empires/Imperialists
2	Assimilation Coefficient (β)
0.1	Revolution Probability
0.05	Revolution Rate
1	Selection Pressure (α)
0.1	Colonies Mean Cost Coefficient (ζ)
1000	Iteration

در ادامه در جداول (۴)، (۵)، (۶) و (۷) نتایج اجرای الگوریتم پیشنهادی را بر روی پنج تابع محک در ۲۰ بار اجرای مستقل الگوریتم‌ها بر روی ذرات ۹۰ و ۷۰، ۳۰، ۱۰۰ بعدی نمایش داده ایم. برای درک بهتر عملکرد الگوریتم‌های پیشنهادی چنانچه پیشتر اشاره شد، در این جداول نتایج با الگوریتم‌های پایه آن یعنی PSO و CPSO در پنج شاخص مقایسه گردیده است و نتایج حاصله به شکل نماد علمی نشان داده شده اند.

جدول (۴): نتایج اجرای الگوریتم پیشنهادی بر روی پنج تابع محک در ۲۰ بار اجرا با ذرات ۱۰ بعدی

نام تابع	شاخص	PSO	CPSO	CFPSO-IW
اسفیر	بهترین	7.32E-25	1.46E-71	4.70E-166
	متوسط	4.40E-11	2.60E-70	6.24E-164
	انحراف از معیار	1.92E-10	4.25E-70	0.00E+00
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	0	0
روزنبراک	بهترین	1.23E-01	4.51E-06	1.43E-04
	متوسط	7.23E+00	1.23E+00	1.79E+00
	انحراف از معیار	1.39E+01	2.36E+00	2.54E+00
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	0	0
اکلی	بهترین	1.32E-12	4.44E-15	4.44E-15
	متوسط	7.23E-01	1.47E-14	1.31E-14
	انحراف از معیار	8.67E-01	6.82E-15	7.41E-15
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	0	0
گریوانک	بهترین	2.46E-02	0.00E+00	0.00E+00
	متوسط	1.78E-01	8.27E-02	1.03E-01
	انحراف از معیار	1.38E-01	1.11E-01	1.32E-01
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	5	4
رستریجن	بهترین	3.98E+00	0.00E+00	0.00E+00
	متوسط	9.20E+00	0.00E+00	0.00E+00
	انحراف از معیار	4.38E+00	0.00E+00	0.00E+00
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	320
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	20	20

Benchmark Function is Sphere							
Dimension is D=90		Dimension is D=70		Dimension is D=30		Dimension is D=10	
Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm
3.19E-168	CFPSO-IW	4.24E-166	CFPSO-IW	1.39E-169	CFPSO-IW	6.24E-164	CFPSO-IW
1.99E-07	ICA	2.04E-08	ICA	3.23E-17	ICA	2.72E-21	ICA
6.88E+00	GA	3.07E+00	GA	1.80E-03	PSO	4.40E-11	PSO
2.44E+02	PSO	2.34E+02	PSO	6.41E-02	GA	2.92E-03	GA

شکل (۵): مقایسه میانگین مقادیر GBest نتایج الگوریتم

پیشنهادی با سه الگوریتم تکاملی بر روی تابع محک اسفیر در ابعاد ۹۰ و ۷۰، ۳۰، ۱۰۰

Benchmark Function is Rosenbrock							
Dimension is D=90		Dimension is D=70		Dimension is D=30		Dimension is D=10	
Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm
6.19E-01	CFPSO-IW	1.32E+00	CFPSO-IW	8.94E-01	CFPSO-IW	1.79E+00	CFPSO-IW
2.43E+02	ICA	1.71E+02	ICA	3.04E+01	ICA	2.61E+00	ICA
4.27E+02	GA	3.34E+02	GA	7.70E+01	GA	7.23E+00	PSO
1.62E+03	PSO	1.11E+03	PSO	9.34E+01	PSO	7.90E+00	GA

شکل (۶): مقایسه میانگین مقادیر GBest نتایج الگوریتم

پیشنهادی با سه الگوریتم تکاملی بر روی تابع محک روزنبراک در ابعاد ۹۰ و ۷۰، ۳۰، ۱۰۰

Benchmark Function is Ackley							
Dimension is D=90		Dimension is D=70		Dimension is D=30		Dimension is D=10	
Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm
1.01E-13	CFPSO-IW	7.37E-14	CFPSO-IW	4.09E-14	CFPSO-IW	1.31E-14	CFPSO-IW
2.61E-04	ICA	5.27E-05	ICA	5.54E-10	ICA	2.07E-13	ICA
1.26E-01	GA	1.03E-01	GA	1.79E-02	GA	5.93E-03	GA
3.43E+00	PSO	3.64E+00	PSO	4.14E+00	PSO	7.23E-01	PSO

شکل (۷): مقایسه میانگین مقادیر GBest نتایج الگوریتم پیشنهادی با سه الگوریتم تکاملی بر روی تابع محک اکلی در ابعاد ۹۰ و ۷۰، ۳۰، ۱۰۰

Benchmark Function is Griewank							
Dimension is D=90		Dimension is D=70		Dimension is D=30		Dimension is D=10	
Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm
3.04E-02	CFPSO-IW	1.49E-02	CFPSO-IW	3.93E-02	CFPSO-IW	8.93E-02	ICA
3.72E-02	ICA	4.43E-02	ICA	4.94E-02	ICA	9.06E-02	GA
2.51E-01	GA	2.00E-01	GA	5.14E-02	GA	1.03E-01	CFPSO-IW
3.43E+00	PSO	2.80E+00	PSO	3.17E-01	PSO	1.79E-01	PSO

شکل (۸): مقایسه میانگین مقادیر GBest نتایج الگوریتم پیشنهادی با سه الگوریتم تکاملی بر روی تابع محک گریوانک در ابعاد ۹۰ و ۷۰، ۳۰، ۱۰۰

Benchmark Function is Rastrigin							
Dimension is D=90		Dimension is D=70		Dimension is D=30		Dimension is D=10	
Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm
0.00E+00	CFPSO-IW	0.00E+00	CFPSO-IW	0.00E+00	CFPSO-IW	0.00E+00	CFPSO-IW
2.66E+01	GA	1.99E+01	GA	3.35E-02	GA	2.94E-26	ICA
1.78E+02	PSO	1.17E+02	ICA	1.64E+00	ICA	1.88E-03	GA
2.08E+02	ICA	1.50E+02	PSO	3.78E+01	PSO	9.20E+00	PSO

شکل (۹): مقایسه میانگین مقادیر GBest نتایج الگوریتم پیشنهادی با سه الگوریتم تکاملی بر روی تابع محک رستریجن در ابعاد ۹۰ و ۷۰، ۳۰، ۱۰۰

جدول (۵): نتایج اجرای الگوریتم پیشنهادی بر روی پنج تابع محک در ۲۰ بار اجرا با ذرات ۳۰ بُعدی

نام تابع	شاخص	PSO	CPSO	CFPSO-IW
اسفیر	بهترین	1.06E-04	1.44E-74	7.59E-171
	متوسط	1.80E-03	6.53E-74	1.36E-169
	انحراف از معیار	1.54E-03	3.77E-74	0.00E+00
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	0	0
روزنبراک	بهترین	3.05E+01	2.93E-05	6.96E-07
	متوسط	9.34E+01	8.82E-01	8.94E-01
	انحراف از معیار	3.40E+01	9.34E-01	1.47E+00
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	0	0
اکلی	بهترین	2.59E+00	2.22E-14	1.87E-14
	متوسط	4.14E+00	4.10E-14	4.09E-14
	انحراف از معیار	8.53E-01	1.58E-14	1.70E-14
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	0	0
گروانک	بهترین	1.14E-01	0.00E+00	0.00E+00
	متوسط	3.17E-01	2.06E-02	3.93E-02
	انحراف از معیار	1.20E-01	3.00E-02	8.33E-02
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	8	5
رستریجن	بهترین	2.61E+01	0.00E+00	0.00E+00
	متوسط	3.78E+01	0.00E+00	0.00E+00
	انحراف از معیار	9.18E+00	0.00E+00	0.00E+00
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	377	314
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	20	20

چنانچه در جداول و اشکال این بخش مشاهده می‌شود در اکثر موارد الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم های پایه شان بهبود داشته است. میزان این بهبود بسته به تابع محک مورد استفاده در آزمون، متغیر است. به عبارت دقیق تر ما در توابع محک اسفیر که جز توابع محک تک قله ای و تابعی یکنواخت است (تابع اسفیر به دلیل اینکه تابعی با تنها یک بهینه است، معیاری برای سرعت همگرایی به سمت بهینه نیز می‌باشد) و رستریجن که جز توابع محک چند قله‌ای و تابعی پیچیده با تعداد زیادی بهینه محلی است، با بکارگیری الگوریتم های پیشنهادی بهبود چشمگیری را نسبت به سه تابع

جدول (۶): نتایج اجرای الگوریتم پیشنهادی بر روی پنج تابع محک در ۲۰ بار اجرا با ذرات ۷۰ بُعدی

نام تابع	شاخص	PSO	CPSO	CFPSO-IW
اسفیر	بهترین	7.49E+01	5.59E-71	9.73E-167
	متوسط	2.34E+02	3.78E-70	4.24E-166
	انحراف از معیار	5.92E+01	2.15E-70	0.00E+00
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	0	0
روزنبراک	بهترین	6.39E+02	5.58E-10	4.17E-06
	متوسط	1.11E+03	8.74E-01	1.32E+00
	انحراف از معیار	2.85E+02	1.51E+00	2.21E+00
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	0	0
اکلی	بهترین	2.81E+00	5.77E-14	5.06E-14
	متوسط	3.54E+00	7.37E-14	7.37E-14
	انحراف از معیار	5.07E-01	1.36E-14	1.49E-14
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	0	0
گروانک	بهترین	1.86E+00	3.33E-16	2.22E-16
	متوسط	2.80E+00	4.35E-02	1.49E-02
	انحراف از معیار	5.39E-01	1.04E-01	3.77E-02
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	0	0
رستریجن	بهترین	9.70E+01	0.00E+00	0.00E+00
	متوسط	1.50E+02	0.00E+00	0.00E+00
	انحراف از معیار	2.89E+01	0.00E+00	0.00E+00
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	391	319
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	20	20

محک دیگر، یعنی روزنبراک، اکلی و گروانک در نتایج مشاهده می‌کنیم. ممکن است بسیاری از الگوریتم ها در هنگام آزمون بر روی تابع رستریجن، در بهینه های محلی آن گیر کنند، در نتیجه الگوریتم هایی که قابلیت جستجوی سراسری و یا اکتشاف بهتری داشته باشند، جواب های بهتری بدست می‌آورند، لذا موفقیت چشمگیر الگوریتم پیشنهادی بر روی این تابع محک می‌تواند، تاییدی بر ویژگی مطلوب این الگوریتم در جستجوی سراسری و اکتشافی باشد.

جدول (۷): نتایج اجرای الگوریتم پیشنهادی بر روی پنج تابع محک در ۲۰ بار اجرا با ذرات ۹۰ بُعدی

نام تابع	شاخص	PSO	CPSO	CFPSO-IW
اسفیر	بهترین	1.70E+02	6.44E-72	5.39E-169
	متوسط	2.44E+02	1.44E-71	3.19E-168
	انحراف از معیار	4.52E+01	6.36E-72	0.00E+00
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	0	0
روشنی	بهترین	9.76E+02	1.70E-06	9.37E-04
	متوسط	1.62E+03	6.06E-01	5.18E-01
	انحراف از معیار	4.31E+02	1.39E+00	1.28E+00
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	0	0
اکلی	بهترین	2.91E+00	6.84E-14	7.55E-14
	متوسط	3.43E+00	9.49E-14	1.01E-13
	انحراف از معیار	3.17E-01	1.65E-14	2.79E-14
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	0	0
گروه ایک	بهترین	2.91E+00	4.44E-16	5.55E-16
	متوسط	3.43E+00	2.82E-02	3.04E-02
	انحراف از معیار	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	0	0
رستریچن	بهترین	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
	متوسط	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
	اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	379	313
	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	20	20

در مورد توابع چند قله‌ای اکلی و گریوانک، گرچه الگوریتم پیشنهادی توانسته در بسیاری از موارد نسبت به سایر الگوریتم‌های مورد مقایسه جواب‌های بهتری به دست آورد، ولی این بهبود نسبت به بهبود به دست آمده از اعمال الگوریتم پیشنهادی بر روی اسفیر و رستریچن کمتر است. تابع اکلی، یک تابع چند قله‌ای است که دارای یک کمینه سراسری در یک دره بسیار کوچک و چندین کمینه محلی می‌باشد و با توجه به اینکه کمینه‌های محلی آن چندان عمیق نمی‌باشند و خارج شدن از کمینه محلی به راحتی صورت می‌گیرد.

۶- نتیجه

الگوریتم پیشنهادی CFPSO-IW، تلفیقی از الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات فازی و بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات تعاونی است. به همین دلیل در این مقاله بخش‌هایی را به تشریح اجزای این الگوریتم پرداخته و سپس نحوه ترکیب آنها و تشکیل الگوریتم پیشنهادی بیان گردید. در ساختار الگوریتم پیشنهادی، ما مفهوم ضریب اینرسی فازی را که از سیستم استنتاج فازی جهت تنظیم تطبیقی پارامتر وزن اینرسی استفاده می‌کند و با عنوان الگوریتم هوش جمعی ذرات با ضریب اینرسی فازی ارائه شده است را به الگوریتم هوش جمعی ذرات تعاونی، اضافه می‌کنیم. با این کار هم از مزایای الگوریتم بهینه‌سازی ذرات با ضریب اینرسی فازی همچون عدم گیر افتادن در نقاط بهینه محلی بهره‌مند می‌شویم و هم از مزایای الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات تعاونی از جمله فائق آمدن بر مسائل با ابعاد بالا و نیز امکان بهره‌گیری از مزایای پردازش موازی بهره‌مند می‌گردیم.

با عنایت به نتایج ارائه شده در اشکال و جداول بخش ارزیابی الگوریتم پیشنهادی، آنچه که در مجموع استنباط می‌شود این است که عملکرد الگوریتم پیشنهادی در ابعاد پایین و بالا مطلوب است. این الگوریتم نسبت به سایر الگوریتم‌های مطرح مورد مقایسه در حوزه پردازش تکاملی کارایی خوبی از لحاظ دقت و سرعت جستجوی نقاط بهینه نشان داد و بنابراین می‌توان از آن در کاربردهای مختلف که برای الگوریتم‌های تکاملی متصور است به خصوص برای مسائل با پیچیدگی محیط و ابعاد بالا بهره گرفت.

مراجع

- [1] Poli, R., "An Analysis of Publications on Particle Swarm Optimization Applications", *Artificial Evolution and Applications*, Vol. 1, pp. 1–10, 2008.
- [2] Tian, D. P., N. Q., "Fuzzy Particle Swarm Optimization Algorithm", *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 263–267, 2009.
- [3] Meng, X., L., "A New Kind of PSO Convergent Fuzzy Particle Swarm Optimization and Performance Analysis", *4th International Conference on Networked Computing and Advanced Information Management*, pp. 102–107, 2008.
- [4] Abdelbar, A. M., S., D. C., "Fuzzy PSO: A Generation of Particle Swarm Optimization", In *Proceeding of International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 1086–1091, 2005.
- [5] Shi, Y., R. C., "Fuzzy Adaptive Particle Swarm Optimization", In *Proceedings of Congress on Evolutionary Computation*, Vol. 1, pp. 101–106, 2001.
- [6] Noroozibeyrami, M. H., M. R., "Improving Particle Swarm Optimization Using Fuzzy Logic", In *Proceedings of the Second Iranian Data Mining Conference*, Amir Kabir University of Technology, Tehran, Iran, Sept. 21–22, 2008.
- [7] Boussaid, I., J., P., "A Survey on Optimization Metaheuristics", *Information Sciences*, Vol. 237, pp. 82–117, 2013.
- [8] Eberhart, R. C., J., "A New Optimizer Using Particle Swarm Theory", In *Proceedings of IEEE Sixth International Symposium on Micromachine and Human Science*, pp. 39–43, 1995.
- [9] Kumar, S., D. K., "Tuning of Particle Swarm Optimization Parameter Using Fuzzy Logic", *International Conference on Communication Systems and Network Technologies*, 2011.
- [10] Van den Bergh, F., A. P., "A Cooperative Approach to Particle Swarm Optimization", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 8, NO. 3, pp. 225–239, 2004.