

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 نقاط ضعف الگوریتم PSO، از جمله همگرایی زودرس، گیر افتادن در نقاط بهینه محلی و عملکرد بهتر در ابعاد بالا، می‌نماییم.

کلمات کلیدی

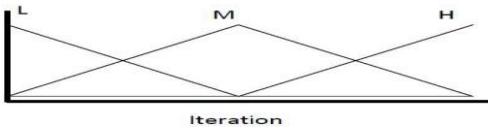
بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات، بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات تعاونی، وزن اینرسی، کنترلر فازی.

۱ - مقدمه

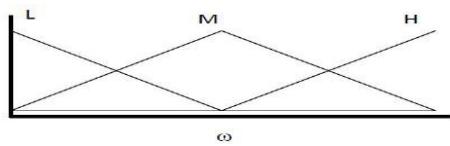
پاسخ‌های محلی گیر می‌کند و این مشکل با افزایش ابعاد فضای جستجو و خیلی‌تر می‌شود[7]. برای مقابله با این مشکل تاکنون مدل‌های اصلاح شده‌ای از الگوریتم PSO از جمله CPSO (Cooperative PSO) [8] ارائه شده است. ما در اینجا الگوریتمی بهبود یافته با استفاده از منطق فازی مبتنی بر CPSO را ارائه می‌نماییم که از لحاظ 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.

ساختمار مقاله ارائه شده به شرح ذیل است: در بخش‌های دوم و سوم اجزای الگوریتم پیشنهادی تشریح می‌گردد. 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.

۲- بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات فازی



شکل (۲): تابع عضویت ورودی سیستم کنترلر فازی



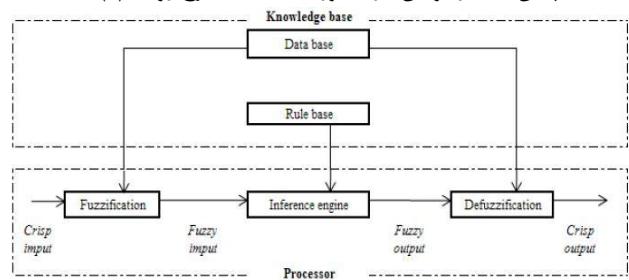
شکل (۳): تابع عضویت خروجی سیستم کنترلر فازی
[Rules]

If Itr = L then $\omega = H$
If Itr = M then $\omega = M$
If Itr = H then $\omega = L$

۳- بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات تعاضی

برای غلبه بر مشکل ناکارآمدی الگوریتم PSO در فضای جستجو با ابعاد بالا، برخی از الگوریتم ها از جمله یادگیری تعاضی ذرات جمعیتی هوش جمعی ذرات "Cooperative PSO" ارائه گردید. یادگیری تعاضی ذرات غلبه بر مشکل "بلای ابعاد"، بدین صورت استفاده می‌شود که جمعیتی با ابعاد بالا به چندین جمعیتی 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 D بعدی تقسیم می‌شود. بنابراین در یادگیری تعاضی ذرات 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 تعاضی، ارزیابی شایستگی توسط معروفی "بردار مفهومی" (ContextVector) (توسط CV نشان داده می‌شود) انجام می‌شود که این بردار بیانگر مفهوم همکاری بین جمعیت‌های مستقل است [10]. برای یک مسئله D بعدی، ابعاد بردار زمینه نیز D است. در اینجا، زمانی که جمعیت مفروض زام فعال است، بردار زمینه توسط ذرات (D-1) GBEST (GBest-1) جمعیت دیگر (که در طی ارزیابی جمعیت زام ثابت نگه داشته می‌شوند) شکل می‌گیرد و سطر زام بردار زمینه به ترتیب با هر یک از ذرات جمعیت زام پر می‌شود. بردار زمینه‌ای که بدین شکل تشکیل می‌شود، برای محاسبه شایستگی مرکب ارزیابی می‌شود. بنابراین پاسخ PBest ذره i ام و نیز پاسخ GBEST برای جمعیت زام (که با $\chi_j^{i,PBest}$ نشان داده می‌شوند)، با توجه به مفهوم بردار زمینه تعیین می‌شوند و فقط به عملکرد مستقل جمعیت زام واپس نیستند [8], [10].

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 متامیل 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 مخصوصاً 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 محلی گیر می‌کند و این مشکل برای مسائلی با ابعاد بالاتر و خیلی تر می‌شود. برای حل مشکلات الگوریتم پایه PSO، راهکارهای مختلفی از جمله بهره گیری از الگوریتم های ترکیبی، پیشنهاد شده اند. یک نمونه از این الگوریتم های پیشنهادی ترکیبی، الگوریتم (Fuzzy PSO) FPSO 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 PSO (Fuzzy Logic Controller) با یک ورودی و یک خروجی به معنی 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، ایده‌ای اصلی روش به کار رفته مبتنی بر ایجاد تعادل بین جستجوی انتقامی و جستجوی اشتافتی در فرآیند جستجو است [9]. در شکل (۱) شماتیک 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

تابع 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 اسپیر (Sphere)، روزنبراک (Rosenbrock)، اکلی (Ackley)، گریوانک (Griewank) و رستربین (Rastigin) اشاره نمود که همگی دارای بهینه سراسری با مقدار صفر هستند. تابع اسپیر و روزنبراک نمونه‌ای از توابع تک قله‌ای هستند و تابع آکلی، گریوانک و رستربین جز توابع چند قله‌ای محسوب می‌شوند. ما برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی می‌توانیم از نحوه عملکرد آن بر روی تابع محک بهره‌گیریم و به مقایسه نحوه عملکرد آن بر روی تابع 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 دوره‌ای تکرار در هر اجراء 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

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

همچنین برای اینکه نتایج گزارش شده، از نتایج احتمالی تاثیر نباید برد. 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)، (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 بهینه سازی تکاملی Genetic Algorithm (GA)، PSO و Imperial Competition Algorithm (ICA) مطرح به لحاظ کارایی بالا و کاربرد گسترده شامل (Algorithm) می‌باشد. لازم به ذکر است، هر سه الگوریتم بهینه سازی 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

۴- الگوریتم پیشنهادی CFPSO-IW

در این مقاله، برآینم 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 ضربی 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 ضربی اینرسی فازی استفاده می‌شود تا از مزایای آن از جمله عدم گیر افتادن در نقاط بهینه محلی بدليل 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 //PopulationDefinition
    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 بهینه سازی می‌باشند. بر اساس ویژگی‌های این توابع، آنها را به گروه‌های مختلفی تقسیم می‌نمایند. یکی از این دسته بندی‌ها بر اساس تعداد بهینه‌های تابع می‌باشد. توابعی که تنها یک بهینه در فضای مسئله داشته باشند، تابع تک قله‌ای (Unimodal Function) و توابعی با بیشتر از یک بهینه محلی را

در ادامه در جداول(۴)،(۵)،(۶) و (۷) نتایج اجرای الگوریتم پیشنهادی را بر روی پنجتابع محک در ۲۰ بار اجرا مستقل الگوریتم‌ها بر روی ذرات ۹۰،۳۰،۱۰ و ۷۰،۳۰،۱۰ 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 پنجتابع محک در ۲۰ بار اجرا با ذرات ۱۰ بعدی

نامتابع	شاخص	PSO	CPSO	CFPSO-IW
بهترین	۷.۳۲E-۲۵	۱.۴۶E-۷۱	۴.۷۰E-۱۶۶	۶.۲۴E-۱۶۴
متوسط	۴.۴۰E-۱۱	۲.۶۰E-۷۰	۱.۴۶E-۷۱	۷.۳۲E-۲۵
انحراف از میان	۱.۹۲E-۱۰	۴.۲۵E-۷۰	۰.۰۰E+۰۰	۴.۷۰E-۱۶۶
اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
تعداد اجرایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	۰	۰	۰	۰
بهترین	۱.۲۳E-۰۱	۴.۵۱E-۰۶	۱.۴۳E-۰۴	۱.۷۹E+۰۰
متوسط	۷.۲۳E+۰۰	۱.۲۳E+۰۰	۷.۲۳E+۰۰	۲.۵۴E+۰۰
انحراف از میان	۱.۳۹E+۰۱	۲.۳۶E+۰۰	۲.۳۶E+۰۰	۲.۳۶E+۰۰
اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
تعداد اجرایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	۰	۰	۰	۰
بهترین	۱.۳۲E-۱۲	۴.۴۴E-۱۵	۴.۴۴E-۱۵	۱.۳۱E-۱۴
متوسط	۷.۲۳E-۰۱	۱.۴۷E-۱۴	۱.۴۷E-۱۴	۱.۳۱E-۱۴
انحراف از میان	۸.۶۷E-۰۱	۶.۸۲E-۱۵	۷.۴۱E-۱۵	۷.۴۱E-۱۵
اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
تعداد اجرایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	۰	۰	۰	۰
بهترین	۲.۴۶E-۰۲	۰.۰۰E+۰۰	۰.۰۰E+۰۰	۰.۰۰E+۰۰
متوسط	۱.۷۸E-۰۱	۸.۲۷E-۰۲	۱.۰۳E-۰۱	۱.۳۲E-۰۱
انحراف از میان	۱.۳۸E-۰۱	۱.۱۱E-۰۱	۱.۱۱E-۰۱	۱.۱۱E-۰۱
اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
تعداد اجرایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	۴	۵	۰	۰
بهترین	۳.۹۸E+۰۰	۰.۰۰E+۰۰	۰.۰۰E+۰۰	۰.۰۰E+۰۰
متوسط	۹.۲۰E+۰۰	۰.۰۰E+۰۰	۰.۰۰E+۰۰	۰.۰۰E+۰۰
انحراف از میان	۴.۳۸E+۰۰	۴.۳۸E+۰۰	۰.۰۰E+۰۰	۰.۰۰E+۰۰
اولین دور با مقدار بهینه سراسری (صفر) در تمام دفعات اجرا	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist	Doesn't Exist
تعداد اجرایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	۲۰	۲۰	۰	۰

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

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

Benchmark Function is Sphere			
Dimention is D=90	Dimention is D=70	Dimention is D=30	Dimention is D=10
Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm
3.19E-168	CFPSO-IW	4.24E-168	CFPSO-IW
1.95E-07	ICA	2.04E-08	ICA
6.88E+00	GA	3.07E+00	GA
2.44E+02	PSO	2.34E+02	PSO

شکل (۵): مقایسه میانگین مقادیر GBest نتایج الگوریتم پیشنهادی با سه الگوریتم تکاملی بر روی تابع محک اسفیر در ابعاد ۹۰،۳۰،۱۰

Benchmark Function is Rosenbrock			
Dimention is D=90	Dimention is D=70	Dimention is D=30	Dimention is D=10
Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm
5.18E-01	CFPSO-IW	1.32E+00	CFPSO-IW
2.43E+02	ICA	1.71E+02	ICA
4.27E+02	GA	3.34E+02	GA
1.62E+03	PSO	1.11E+03	PSO

شکل (۶): مقایسه میانگین مقادیر GBest نتایج الگوریتم پیشنهادی با سه الگوریتم تکاملی بر روی تابع محک روزنبراک در ابعاد ۹۰،۳۰،۱۰

Benchmark Function is Ackley			
Dimention is D=90	Dimention is D=70	Dimention is D=30	Dimention is D=10
Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm
1.01E-13	CFPSO-IW	7.37E-14	CFPSO-IW
2.51E-04	ICA	5.27E-05	ICA
1.36E-01	GA	1.03E-01	GA
3.43E+00	PSO	3.54E+00	PSO

شکل (۷): مقایسه میانگین مقادیر GBest نتایج الگوریتم پیشنهادی با سه الگوریتم تکاملی بر روی تابع محک آکلی در ابعاد ۹۰،۳۰،۱۰

Benchmark Function is Griewank			
Dimention is D=90	Dimention is D=70	Dimention is D=30	Dimention is D=10
Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm
3.04E-02	CFPSO-IW	1.49E-02	CFPSO-IW
3.72E-02	ICA	4.43E-02	ICA
2.51E-01	GA	2.00E-01	GA
3.43E+00	PSO	2.80E+00	PSO

شکل (۸): مقایسه میانگین مقادیر GBest نتایج الگوریتم پیشنهادی با سه الگوریتم تکاملی بر روی تابع محک گریونانک در ابعاد ۹۰،۳۰،۱۰

Benchmark Function is Rastrigin			
Dimention is D=90	Dimention is D=70	Dimention is D=30	Dimention is D=10
Average of Gbest	Algorithm	Average of Gbest	Algorithm
0.00E+00	CFPSO-IW	0.00E+00	CFPSO-IW
2.66E+01	GA	1.99E+01	GA
1.78E+02	PSO	1.17E+02	ICA
2.08E+02	ICA	1.50E+02	PSO

شکل (۹): مقایسه میانگین مقادیر GBest نتایج الگوریتم پیشنهادی با سه الگوریتم تکاملی بر روی تابع محک رستربیجن در ابعاد ۹۰،۳۰،۱۰

جدول (۶): نتایج اجرای الگوریتم پیشنهادی بر روی پنج تابع محک در ۲۰ بار اجرا با ذرات ۳۰ بعدی

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

محک دیگر، یعنی روزنبراک، اکلی و گریوانک در نتایج مشاهده می‌کنیم. ممکن است سیاری از الگوریتم‌ها در هنگام آزمون بر روی تابع رستربیجن، در بهینه‌های محلی آن گیر کنند، در نتیجه الگوریتم‌هایی که قابلیت جستجوی سراسری یا اکتشاف بهتری داشته باشند، جواب‌های 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 (۵): نتایج اجرای الگوریتم پیشنهادی بر روی پنج تابع محک در ۲۰ بار اجرا با ذرات ۳۰ بعدی

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

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

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

۶- نتیجه

الگوریتم پیشنهادی CFPSO-IW، تلفیقی از الگوریتم بهینه‌سازی هوش جمعی ذرات فازی و بهینه سازی هوش جمعی ذرات تعاملی 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 ضربی اینترسی فازی را که از سیستم استنتاج فازی جهت تنظیم تطبیقی پارامتر وزن اینترسی استفاده می‌کند و با عنوان الگوریتم هوش جمعی ذرات با ضربی اینترسی فازی ارائه شده است را به الگوریتم هوش جمعی ذرات تعاملی، اضافه می‌کنیم. با این کار هم از مزایای الگوریتم بهینه سازی ذرات با ضربی اینترسی فازی همچون عدم گیر افتادن در نقاط بهینه محلی بهره‌مند می‌شویم و هم از مزایای الگوریتم بهینه سازی هوش جمعی ذرات تعاملی، اضافه می‌کنیم. با این کار هم از مزایای الگوریتم بهینه محلی بهره‌مند می‌گردیم. امکان بهره گیری از مزایای پردازش موازی بهره‌مند می‌گردد. با عنایت به نتایج ارائه شده در اشکال و جداول بخش ارزیابی الگوریتم پیشنهادی، آنچه که در مجموع استنبط 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] Bousaid, 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.

نام تابع	شاخص	PSO	CPSO	CFPSO-IW
بهترین	انحراف از معیار	2.44E+02	6.44E-72	5.39E-169
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	4.52E+01	1.44E-71	3.19E-168
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	9.76E+02	1.70E-06	9.37E-04
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.62E+03	6.06E-01	5.18E-01
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.91E+00	6.84E-14	7.55E-14
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.43E+00	9.49E-14	1.01E-13
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.91E+00	4.44E-16	5.55E-16
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.43E+00	2.82E-02	3.04E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	3.17E-01	4.63E-02	4.00E-02
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	1.22E+02	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام دفعات اجرا	1.78E+02	0.00E+00	0.00E+00
دست یافته	تعداد اجراهایی که به مقدار بهینه سراسری دست یافته	0	Doesn't Exist	Doesn't Exist
بهترین	انحراف از معیار	2.72E+01	0.00E+00	0.00E+00
متوسط	اوین دور با مقدار بهینه سراسری (صفرا) در تمام د			