

یک روش ترکیبی جدید برای بهینه‌سازی PSO-Great Deluge

سجاد قطعی^۱؛ محمد رضا میبدی^۲؛ مجتبی حسین‌زاده^۳؛ زهرا قطعی^۴

چکیده

در این مقاله یک روش ترکیبی جدید برای بهینه‌سازی با نام PSO-Great Deluge ارائه شده است. ایده اصلی این روش، ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات (PSO) با الگوریتم دلیوج (GDA) می‌باشد. در روش ارائه شده از خاصیت جستجوی سراسری الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات و از خاصیت جستجوی محلی الگوریتم دلیوج بصورت سری بهره گرفته شده است، بطوری که در ابتدا از بهینه‌سازی گروه ذرات برای جستجوی محیط استفاده می‌شود و نتایج آن به الگوریتم دلیوج سپرده شده تا به جستجوی دقیق تر در پیرامون جواب بدست آمده پرداخته شود. روش پیشنهادی بر روی چند تابع استاندارد آزمایش شده و کارایی آن با چند روش همچون، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات استاندارد مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج آزمایشات حاکی از این می‌باشد که روش پیشنهادی در اکثر موارد جواب قابل قبولی را ارائه داده و به طور معمول دارای پایداری لازم می‌باشد.

کلمات کلیدی

الگوریتم ژنتیک، بهینه‌سازی گروه ذرات، PSO-Great Deluge

PSO-Great Deluge: A New Hybrid Method for Optimization

Sajjad Ghatei; Mohammad Reza Meybodi; Mojtaba Hosseinzadeh; Zahra Ghatei

ABSTRACT

In this paper a new combined approach is presented known as PSO-Great Deluge; the main idea of this approach is to combine particle swarm optimization (PSO) with great deluge algorithm (GDA). In this approach, global search character of PSO and local search factor of GDA are used based on series. At the first step, PSO algorithm is used to search around environment and its results are given to GDA to search about taken results accurately. This approach is tested and its efficiency is compared with methods like genetic algorithm and standard PSO results. In this paper is shown that this approach has considerable results and usually has good stability.

KEYWORDS

Particle Swarm Optimization, Great Deluge Algorithm, Genetic Algorithm

۱. مقدمه

هدف از بهینه‌سازی جستجوی مقادیری به ازای مجموعه‌ای از پارامترهای است که تابع هدف مربوط به یک محدودیت مشخص را کمینه یا بیشینه کند. کلیه مقادیر مناسب جهت این امر را راه حل‌های ممکن و بهترین مقادیر را راه حل بهینه در زمینه-های فراوانی نظریه تجارت، صنعت، مهندسی و علوم کامپیوتر در سطح وسیعی کاربرد دارد [۱]. یافتن راه حل برای مسائلی که از نوع NP می‌باشند بسیار مشکل است. روش‌هایی از جمله روش‌های هیوریستیک تا حدی این مشکل را حل نموده‌اند. توسط این روش‌ها، راه حل‌هایی پیدا می‌شود که تا حدی به جواب نزدیکترند. بعضی از روش‌های هیوریستیک معروف عبارتند از: الگوریتم ژنتیک، الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات و روش شبیه‌ساز حرارتی [۱]. کاربرد عمده این روش‌ها در حل مسائل بهینه‌سازی می‌باشد.

^۱ دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اهر، باشگاه پژوهشگران جوان، اهر، ایران، s.ghatei@qiau.ac.ir

^۲ دانشکده کامپیوتر و فن آوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران، mmeybodi@aut.ac.ir

^۳ دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اهر، گروه کامپیوتر، اهر، ایران، m.hoseinzadeh@qiau.ac.ir

^۴ دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اهر، گروه کامپیوتر، اهر، ایران، z.ghatei@yahoo.com

یک روش هیوریستیک دیگر که بسیار شبیه به روش شبیه ساز حرارتی می‌باشد، الگوریتم دلیوج است که در سال ۱۹۹۳ توسط دونک معرفی شده است [۲]. در این الگوریتم با تعريف یک پارامتر با عنوان سطح آب محدودهای را برای جواب‌های به دست آمده تعیین می‌کنیم و هر بار جواب به دست آمده را با این پارامتر مورد مقایسه قرار می‌دهیم. در مسائل بیشینه‌سازی در هر مرحله مقدار این پارامتر افزایش می‌یابد و در مسائل کمینه‌سازی مقدار این پارامتر در هر مرحله کاهش می‌یابد.

در [۲] این الگوریتم به خوبی برای حل مسئله فروشنده دوره‌گرد ۴۴۲ و ۵۳۲ شهر به کار برده شده است. بورکی در [۴] از این الگوریتم برای حل مسئله زمانبندی امتحان‌ها استفاده کرده است. در [۵] ناهاس و همکارانش این الگوریتم را برای حل مسئله تخصیص بافر در خطوط تولید غیرقابل اعتماد به کار برده‌اند. در [۶] از روش ترکیبی دلیوج با دسته مورچگان برای حل مسئله تخصیص افزونگی استفاده شده است. در [۷] با بهبود الگوریتم دلیوج میزان کارایی آن بر روی مسئله لایه‌بندی پویا سنجیده شده است. خطاب و دیگر نویسنده‌گان در [۸] از این الگوریتم برای بهینه‌سازی کارایی سیستم‌های سری-موازی سود برده‌اند. در [۹] نوعی الگوریتم دلیوج اصلاح شده غیر خطی برای حل مسئله زمانبندی امتحان‌ها رائئه شده است.

یک روش دیگر که در اینجا به آن پرداخته شده است، الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات (PSO) می‌باشد. این الگوریتم یک روش بهینه‌سازی است که از رفتار اجتماعی موجود در طبیعت الهام گرفته شده است. سادگی، پیاده‌سازی، مقیاس‌پذیری در ابعاد و کارآبی خوب تجربی از خواص مطلوب این الگوریتم می‌باشد. لذا الگوریتم PSO در برنامه‌ریزی غیرخطی و بهینه‌سازی توابع با دامنه‌های پیوسته گزینه قابل توجه است.

در این مقاله یک مدل جدید بنام PSO-Great Deluge پیشنهاد می‌گردد. در مدل پیشنهادی از هر دو خاصیت محلی و عمومی بودن الگوریتم‌ها به شکل خوب استفاده شده است. یعنی در ابتدا الگوریتم PSO با گام‌های بزرگ به جستجو پرداخته و بعد از به دست آوردن یک سری نتایج، نتایج جدید به عنوان ورودی به الگوریتم دلیوج سپرده می‌شود و در این مرحله این الگوریتم با گام‌های بسیار کوچک به جستجوی فضا می‌پردازد.

این مقاله به صورت زیر بخش بندی شده است: بخش دوم مختصراً به معرفی الگوریتم دلیوج پرداخته است؛ در بخش سوم الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات توضیح داده شده است؛ در بخش چهارم مدل پیشنهادی شرح داده می‌شود؛ بخش پنجم شامل نتایج آزمایش‌ها می‌باشد و بخش پایانی به نتیجه‌گیری می‌پردازد.

۲. الگوریتم دلیوج

الگوریتم دلیوج یک روش جامع برای حل مسائل بهینه‌سازی می‌باشد که اولین بار توسط دونک در سال ۱۹۹۳ مطرح شد. مثل سایر روش‌های جستجو کننده محلی، این روش نیز به ترتیب راه حل‌های رایج را به شرط بهتر بودن، با بهترین جواب یافته شده تا کنون جایگزین می‌کند. این عمل تا زمانی که شرایط توقف ارضاء نشده ادامه می‌یابد. راه حل‌های جدید از همسایگی جواب‌های قبلی انتخاب می‌شود. مکانیسم پذیرش یا رد راه حل جدید از همسایگی در این الگوریتم، متفاوت از روش‌های دیگر است.

در الگوریتم دلیوج جواب‌هایی مورد قبول قرار خواهد گرفت که مقدار آنها برابر یا بیشتر (برای مسائل بیشینه سازی) از مقدار سطح آب (WL) باشد. مقدار WL نیز در هر مرحله به طور یکنواخت به اندازه یک مقدار مشخص (UP) افزایش می‌یابد. راه حل‌های ادامه خواهد یافت که دیگر جوابی بهتر از بهترین جواب یافته شده تاکنون به دست نیاید و WL برابر با بهترین جواب یافته شده تاکنون باشد. در این مرحله، باز الگوریتم چندین بار تکرار خواهد شد و اگر نتیجه‌ای بهتر حاصل نشد الگوریتم به پایان می‌رسد. مقدار اولیه WL برابر با جواب اولیه بدست آمده خواهد بود. در شکل (۱) شبه کد مربوط به الگوریتم دلیوج آورده شده است.

```

Choose an initial configuration as Old_Config
Choose WL and Up
For n= $\cdot$  to # of iterations
    Generate a small stochastic perturbation...
    New_Config of the solution
    If Fitness (New_Config) > WL
        Old_Config := New_Config
    End If
    WL = WL + Up
End For

```

شکل (۱) شبه کد الگوریتم دلیوج

۳. الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات

بهینه‌سازی گروه ذرات، یک تکنیک بهینه‌سازی احتمالی است که بر مبنای جمعیت کار می‌کند. این روش در سال ۱۹۹۵ توسط ابرهات و کنیدی ارائه شد [۱۰] و ایده اصلی آن از رفتار دسته‌جمعی ماهی‌ها یا پرندگان به هنگام جستجوی غذا الهام گرفته شده است. گروهی از پرندگان در

فضا به صورت تصادفی به دنبال غذا می‌گردد. تنها یک تکه غذا در فضای مورد بحث وجود دارد. هیچ یک از پرندگان محل غذا را نمی‌دانند. یکی از بهترین استراتژی‌ها می‌تواند دنبال کردن پرندگان باشد که کمترین فاصله را تا غذا داشته باشد. این استراتژی در واقع جانمایه الگوریتم PSO است. در الگوریتم PSO، هر راه حل که به آن یک ذره گفته می‌شود، معادل یک پرندگان می‌باشد. هر ذره یک مقدار شایستگی دارد که توسط یکتابع شایستگی محاسبه می‌شود. هر چه ذره در فضای جستجو به هدف (غذا در مدل حرکت پرندگان) نزدیک‌تر باشد، شایستگی بیشتری دارد. همچنین هر ذره دارای یک سرعت است که هدایت حرکت ذره را به عهده دارد. هر ذره با دنبال کردن ذرات بهینه در حالت فعلی، به حرکت خود در فضای مسئله ادامه می‌دهد.

آغاز کار PSO به این شکل است که گروهی از ذرات (راه حل‌ها) به صورت تصادفی به وجود می‌آیند، با بروز شدن در طی نسل‌ها سعی در یافتن راه حل بهینه می‌نمایند. در هر گام، هر ذره با استفاده از دو بهترین مقدار به روز می‌شود. اولین مورد، بهترین موقعیتی است که تا کنون ذره موفق به رسیدن به آن شده است. موقعیت مذکور با نام $pbest$ شناخته و نگهداری می‌شود. بهترین مقدار دیگری که توسط الگوریتم مورد استفاده قرار می‌گیرد، بهترین موقعیتی است که توسط جمعیت ذرات به دست آمده است؛ این موقعیت با $gbest$ نمایش داده می‌شود. در برخی از ویرایش‌های PSO، ذره قسمت‌هایی از جمعیت را که همسایگان توبولوژیکی‌اش هستند انتخاب و تنها آنها را در اعمال خود دخیل می‌کند که در این حالت بهترین راه حل محلی که با $gbest$ مورد استفاده قرار می‌گیرد. پس از یافتن بهترین مقادیر، سرعت و مکان هر ذره با استفاده از معادلات (۱) و (۲) بروز می‌شوند.

$$v = v + c_1 \times rand \times (pbest - position) + c_2 \times rand \times (gbest - position) \quad (1)$$

$$position = position + v \quad (2)$$

در معادلات (۱) و (۲)، v سرعت ذره و $position$ محل فعلی ذره هستند که هر دو آرایه‌هایی به طول تعداد ابعاد مساله می‌باشند. c_1 و c_2 نیز پارامترهای یادگیری هستند و معمولاً $c_1=c_2=2$ در نظر گرفته می‌شوند. سرعت ذرات در هر بعد به یک مقدار V_{max} محدود می‌شود. اگر مجموع شتاب‌ها باعث شوند که سرعت در یک بُعد از V_{max} بیشتر شود، مقدار سرعت در آن بُعد برابر V_{max} می‌شود. شبکه کد الگوریتم PSO در شکل (۲) مشاهده می‌شود.

```

For each particle
    Initialize particle
End For
Do
    For each particle
        Calculate fitness value of the particle  $fp$ 
        /*updating particle's best fitness value so far*/
        If  $fp$  is better than  $pbest$ 
            set current value as the new pbest
    End For
    /*updating population's best fitness value so far*/
    Set  $gbest$  to the best fitness value of all particles
    For each particle
        Calculate particle velocity according equation (1)
        Update particle position according equation (2)
    End For
While maximum iterations OR minimum error criteria is not attained

```

شکل (۲) شبکه کد الگوریتم PSO

۴. مدل پیشنهادی PSO-Great Deluge

در این مدل جدید، از ترکیب الگوریتم دلیوج و الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات استفاده شده است. هدف این مدل، این بوده که با ترکیب خاصیت محلی الگوریتم دلیوج و خاصیت سراسری الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات به یک موازنۀ در جستجو برسیم. از هر دو خاصیت محلی و عمومی الگوریتم‌ها به شکل خوب استفاده شده است، یعنی در ابتدا الگوریتم PSO با گام‌های بزرگ به جستجو پرداخته و بعد از به دست آوردن یک سری نتایج، نتایج جدید به عنوان ورودی به الگوریتم دلیوج سپرده می‌شود و در این مرحله این الگوریتم با گام‌های بسیار کوچک به جستجوی فضا می‌پردازد. شبکه کد الگوریتم پیشنهادی در شکل (۳) آمده است.

۵. نتایج شبیه‌سازی‌ها

آزمایش‌ها بر روی ۴ تابع استاندارد صورت گرفته است که معمولاً به عنوان معیار سنجش الگوریتم‌های بهینه‌سازی در فضاهای پیوسته و ایستا مورد استفاده قرار می‌گیرند. توابع استفاده شده عبارتند از: آکلی، روزنبراک، اسفیر و استپ. توابعی که آزمایش‌ها روی آنها اجرا شده است، شامل

بهینه‌سازی تعدادی از توابع N-متغیره می‌باشد. برای مقایسه دقیق‌تر روش پیشنهادی با روش‌های موجود، آزمایش‌ها در فضاهای ۱۰ و ۲۰ و ۳۰ بعدی انجام شده است. لیست این توابع و مشخصه‌های آنها در جدول (۱) آمده است. برای ارزیابی روش ترکیبی پیشنهادی، آن را با سایر روش‌های متناظر مورد مقایسه قرار دادیم.

```

For each particle i
    Randomly initialize  $v_i, x_i = p_i$ 
    Evaluate  $f(p_i)$ 
     $Pg = \arg \max \{f(p_i)\}$ 
End for
Repeat
    each particle i
    Update particle position  $x_i$  According to equation below
     $v_i = X[v_i + c_1 e_{\perp} (pg - x_i) + c_2 e_r (p_i - x_i)],$ 
     $x_i = x_i + v_i$ 
    evaluate  $f(x_i)$ 
    If ( $f(x_i) > f(pg)$ )
         $p_i = x_i$ 
    End If
    If ( $f(x_i) > f(p_i)$ )
         $Pg = \arg \max \{f(p_i)\}$ 
    End If
Until termination criterion reached
Choose the best individual as Old_Config
Choose WL and Up
For n = 1 to # of iterations
    Generate a small stochastic perturbation New_Config of the solution
    If Fitness (New_Config) > WL
        Old_Config := New_Config
    End If
     $WL = WL + Up$ 
End For

```

شکل (۳) شبیه کد الگوریتم پیشنهادی

جدول (۱) توابع استاندارد آکلی، روزنبراک، اسفیر و استپ

نام تابع	محدوده متغیرها	معادله تابع
آکلی	± 32	$20 + e - 20e^{-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i^2}} - e^{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)}$
روزنبراک	± 20.4	$\sum_{i=1}^{n-1} (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2)$
اسفیر	$\pm 5/12$	$\sum_{i=1}^n x_i^2$
استپ	$\pm 5/12$	$\sum_{i=1}^n \lfloor x_i \rfloor$

در این روش ضریب‌های c_1 و c_2 به ترتیب برابر $2/8$ و $1/3$ در نظر گرفته شده و وزن اینترسی w را از رابطه (۳) به دست می‌آوریم. تعداد ذرات گروه و میزان فرآیند افزایش سطح آب (*UP*) در تابع مختلف متفاوت بوده است، ولی به طور میانگین آنها را به ترتیب 30 و 0.0002 در نظر گرفته‌ایم. لازم به ذکر است که آزمایشات ۳۰ بار تکرار شده و متوسط نتایج، بهترین و بدترین آنها در جداول (۲) تا (۵) آمده‌اند.

$$w = \frac{2}{|2 - (c_1 + c_2) - \sqrt{(c_1 + c_2)^2 - 4 \times (c_1 + c_2)}|} \quad (3)$$

جدول (۲) نتایج الگوریتم پیشنهادی، PSO استاندارد و الگوریتم زنتیک بر روی تابع آکلی

ابعاد	الگوریتم زنتیک	الگوریتم پیشنهادی	PSO	متوسط	بدترین
۱۰	۰.۹۴۵۳	۰.۷۸۶۶	۰.۴۵۹۸		
	۲/۶۶e-۱۵	۲/۶۶e-۱۵	۲/۶۶e-۱۵		
	۲/۶۶e-۱۵	۲/۶۶e-۱۵	۲/۶۶e-۱۵		
	۳/۸۴۰۳	۳/۳۴۵۳	۱/۹۸۰۰		
۲۰	۲/۳۲e-۱۳	۵/۵۴e-۱۵	۲/۶۶e-۱۵		
	۲/۱۸e-۱۴	۳/۵۲e-۱۵	۲/۶۶e-۱۵		
	۶/۸۷۴۳	۵/۷۵۹۸	۳/۶۵۹۵		

٢/٠٩٤٦	٢/١٨٥-١٠	٢/٠٧٥-٥	PSO	
٢/١٢٨٦	٢/٣٦٥-١٣	١/٣٩٥-٥	الگوریتم پیشنهادی	

جدول (٣) نتایج الگوریتم پیشنهادی، PSO استاندارد و الگوریتم ژنتیک بر روی تابع روزنبراک

ابعاد	الگوریتم	بهترین	متوسط	بدترین
١٠	الگوریتم ژنتیک	١/٦٩٣٧	٤/٧٧١١	٥/٣٠٠٥
	PSO	٢/٢٤٥-٠٨	٢/٨٢٥-٠٥	٢/٢٢٥-٠٣
	الگوریتم پیشنهادی	٤/٩٧٥-١٠	٧/٧٩٥-٠٧	٣/٩٢٥-٠٥
٢٠	الگوریتم ژنتیک	٥/٧٨١٢	٧/١١٠٩	٨/٢٨٦٦
	PSO	٢/٧٢٥-٠٥	٢/٦٥٥-٠١	٢/٥٤٣٤
	الگوریتم پیشنهادی	٤/٨٥٥-٠٧	٧/٧٥٥-٠٤	٣/٥٤٥-٠١
٣٠	الگوریتم ژنتیک	١٩/٠٠٦٥	٢١/٢٣٤٣	٢٣/٣٠٧٢
	PSO	٥/٧٣٥٠	٧/٥١١١	٨/١٤٦٠
	الگوریتم پیشنهادی	٥/٤٣٣٦	٦/٤٢٧٠	٨/٦٧١٧

جدول (٤) نتایج الگوریتم پیشنهادی، PSO استاندارد و الگوریتم ژنتیک بر روی تابع اسفیر

ابعاد	الگوریتم	بهترین	متوسط	بدترین
١٠	الگوریتم ژنتیک	١/٣٣٥-٥	٠/٠٤٠٩	٠/٠٥٩٨
	PSO	١/٩٧٥-١٠٦	١/٨١٥-٧٤	٢/٦٤٥-٦٨
	الگوریتم پیشنهادی	٢/٥٢٥-١١٣	١/٠٨٥-٨٦	٨/٧٥-٧٣
٢٠	الگوریتم ژنتیک	١/٥٤٥-٣	٠٠/٣٣٣٦	٠/٥١٣٣
	PSO	١/٩٧٥-٤١	٢/٣١٥-٣٦	٢/٨٤٥-٣٣
	الگوریتم پیشنهادی	٢/٣٣٥-٤٣	١/٢٣٥-٣٨	٣/٤٥-٣٥
٣٠	الگوریتم ژنتیک	١١٩/١٧٧٨	١٤٣/٦١٥٩	١٥٩/٢٣٨٧
	PSO	١/١٢٥-٣٥	٨/١٨٥-٣٠	١/١٩٥-٢٥
	الگوریتم پیشنهادی	١/٩٨٥-٤١	٤/٩١٥-٣٣	٦/٤٠٥-٣٠

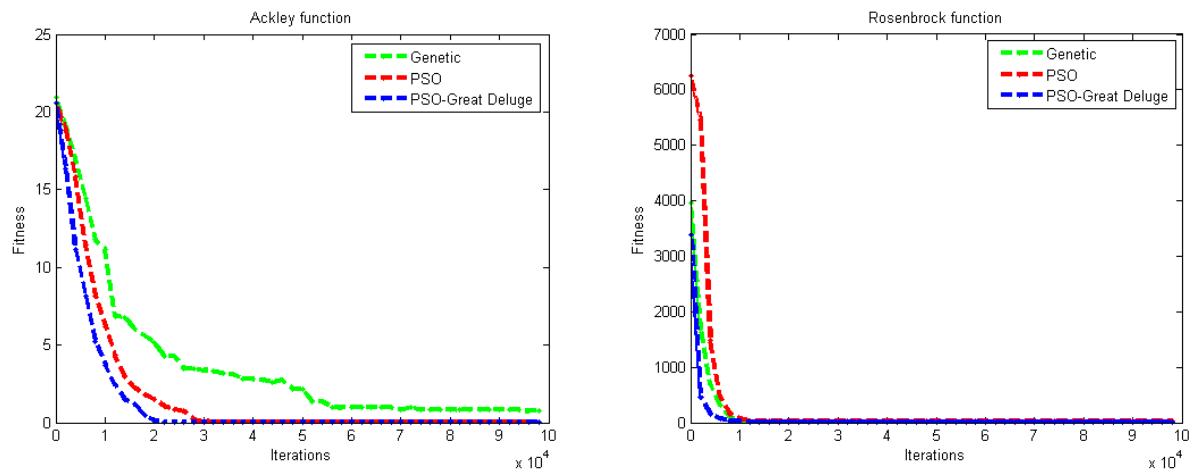
جدول (٥) نتایج الگوریتم پیشنهادی، PSO استاندارد و الگوریتم ژنتیک بر روی تابع استپ

ابعاد	الگوریتم	بهترین	متوسط	بدترین
١٠	الگوریتم ژنتیک	-٦٠	-٥٨/٤٠٠٠	-٥٥
	PSO	-٦٠	-٦٠/٠٠٠	-٦٠
	الگوریتم پیشنهادی	-٦٠	-٦٠/٠٠٠	-٦٠
٢٠	الگوریتم ژنتیک	-١٢٠	-١١٦/٣٢٠٠	-١١٢
	PSO	-١٢٠	-١١٩/٥٠٠٠	-١١٨
	الگوریتم پیشنهادی	-١٢٠	-١٢٠	-١٢٠
٣٠	الگوریتم ژنتیک	-١٧٢	-١٦٨	-١٦٥
	PSO	-١٧٨	-١٧٠	-١٦٧
	الگوریتم پیشنهادی	-١٨٠	-١٧٥	-١٧٢

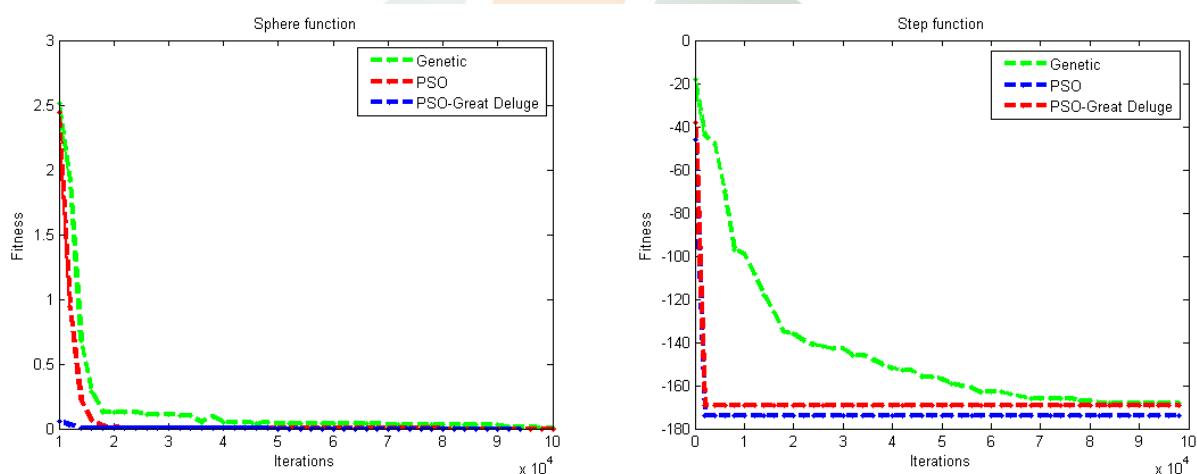
همانطور که در جداول (٢) تا (٥) مشاهده می‌کنید، عملکرد الگوریتم پیشنهادی در اکثر موارد نسبت به سایر الگوریتم‌ها بهتر می‌باشد. در الگوریتم پیشنهادی، چون راه حل نهایی توسط الگوریتم دلیوج با گام‌های کوچک به دست می‌آید بنابراین دقت این الگوریتم نسبت به سایر الگوریتم‌های مورد مقایسه قرار گرفته بالاتر رفته و در کل دارای کارایی بهتری نسبت به ٢ روش دیگر دارد.

در شکل‌های (٤) تا (٥)، نمودار مقدار تابع شایستگی را در طول ١٠٠٠٠ تکرار از اجرای الگوریتم ژنتیک، PSO استاندارد و الگوریتم پیشنهادی برای توابع استاندارد آکلی، روزنبراک، اسفیر و استپ نشان داده شده‌اند. همانطور که مشاهده می‌کنید در تمامی موارد الگوریتم پیشنهادی هم زودتر از سایر الگوریتم‌ها همگرا شده و هم در پایان نتیجه بهتری نسبت به ٢ روش دیگر می‌دهد و این نتیجه به طور معمول دارای

پایداری لازم می‌باشد. این در حالی است که هر کدام از سایر روش‌ها در برخی مسائل خوب کار می‌کنند، اما در مسائل دیگر کارایی مطلوبی ارایه نمی‌کنند.



شکل (۴) نتایج اجرای PSO-Great Deluge الگوریتم ژنتیک و PSO استاندارد در ۳۰ بار اجرا بر روی تابع آکلی و روزنبرگ ۳۰ بعدی



شكل (٥) نتایج اجرای PSO-Great Deluge الگوریتم تئیک و PSO استاندارد در ٣٠ بار اجرا بر روی تابع اسپیر و استب ٣٠ بعدی

۶. نتیجہ گیری

در این مقاله یک مدل ترکیبی جدید برای بهینه‌سازی ارائه شده است. هدف این مدل این بوده که با ترکیب خاصیت محلی بودن الگوریتم دلیوج و خاصیت سراسری الگوریتم بهینه‌سازی دسته ذرات به یک موازنۀ در جستجو برسیم. از هر دو خاصیت محلی و عمومی بودن الگوریتم‌ها به شکل خوب استفاده شده است، یعنی در ابتدا الگوریتم PSO با گام‌های بزرگ به جستجو پرداخته و بعد از به دست آوردن یک سری نتایج، نتایج جدید به عنوان ورودی به الگوریتم دلیوج سپرده می‌شود و در این مرحله این الگوریتم با گام‌های بسیار کوچک به جستجوی فضای پردازد. نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان داد که مدل ارائه شده جواب‌های بهتری در مقایسه با الگوریتم ژنتیک و PSO استاندارد تولید می‌نماید.

مراجعة

- [1] Y. Liu; K. M. Passino; “*Swarm Intelligence: A Survey*”, In Proc. of 4th International Conference of Swarm Intelligence , 2004.
 - [2] G. Dueck; “*New optimization heuristics: The great deluge algorithm and the record-to-record travel*”, Journal of Computational Physics, vol. 104, pp. 86–92, 1992.
 - [3] E. Burke; Y. Bykov; J. Newall; S. Petrovic; “*A timepredefined approach to course timetabling*”, Yugoslav Journal of Operations Research, vol. 12(2), pp. 139–151, 2002.
 - [4] E. Burke; Y. Bykov; J. Newall; S. Petrovic; “*A time-predefined local search approach to exam timetabling problems*”, IIE Trans, vol. 36(8), pp. 509–528, 2004.
 - [5] N. Nahas; D. Ait-Kadi; M. Noureldath; “*A new approach for buffer allocation in unreliable production lines*”, Int J Prod Econ, vol. 104(2), pp. 173–181, 2006.
 - [6] N. Nahas; M. Noureldath; D. Ait-Kadi; “*Coupling ant colony and the degraded ceiling algorithm for the redundancy allocation problem of series-parallel systems*”, Reliab Eng Syst Saf, vol. 92(2), pp. 211–222, 2007.

- [v] N. Nahas; M. Nourelnath; D. Ait-Kadi; “*A two-phase extended great deluge algorithm for the dynamic layout problem*”, In: International conference on industrial engineering and systems management, Beijing, China; ٢٠١٧.
- [x] A. Khatab; D. Ait-Kadi; A. Artiba; “*Selective maintenance optimization for multi-mission series—parallel systems*”, Eur J Oper Res, Submitted, ٢٠١٨.
- [٦] L. S. Dario; J. H. Obit; “*Great Deluge with Non-linear Decay Rate for Solving Course Timetabling Problems*”, International IEEE Conference “Intelligent Systems”, vol. ٤, pp. ٨-١٨, ٢٠١٨.
- [٧] J. Kennedy; Eberhart, R.C.; “*Particle Swarm Optimization*”, Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ, pp. ١٩٤٢-١٩٤٨, ١٩٩٥.



کنفرانس داده کاوی ایران