

یک PSO اصلاح شده با الگوریتم دلیوج برای بهینه‌سازی

سجاد قطعی^۱؛ محمدرضا میبیدی^۲؛ رحیم پاشا خواجه‌ای^۳؛ زهرا قطعی^۴

چکیده

در این مقاله یک PSO اصلاح شده با استفاده از الگوریتم دلیوج با نام MPSO برای بهینه‌سازی ارائه شده است. در الگوریتم ارائه شده محدوده‌ای برای جواب‌های بدست آمده تعریف کرده‌ایم که این محدوده همان پارامتر به کار رفته در الگوریتم دلیوج با نام "سطح آب" می‌باشد. مقدار این محدوده با توجه به خاصیت مسائل به کار رفته از نظر کمینه بودن یا بیشینه بودن، در گذر زمان کاهش یا افزایش می‌یابد. تفاوتی که الگوریتم پیشنهادی با PSOهای قبلی دارد، این است که با استفاده از الگوریتم دلیوج شانس دوباره به ذرات داده می‌شود؛ تا در صورت به دام افتادن در بهینه محلی از آنجا رهایی یابند. الگوریتم جدید بر روی چند تابع استاندارد آزمایش شده و کارایی آن با PSO استاندارد مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج آزمایشات حاکی از این می‌باشد که روش پیشنهادی بطور قابل توجهی توانایی PSO را برای فرار از بهینه محلی بالا برده و دقت و میزان همگرایی آن را افزایش می‌دهد.

کلمات کلیدی

PSO اصلاح شده (Modified Particle Swarm Optimization)، بهینه‌سازی گروه ذرات، الگوریتم دلیوج، بهینه‌سازی، WL (Water Level)

A Modified PSO with Great Deluge Algorithm for Optimization

Sajjad Ghatei; Mohammad Reza Meybodi; Rahim Pasha Khajei; Zahra Ghatei

ABSTRACT

In this paper is presented a modified PSO by using Great Deluge algorithm called MPSO for optimization. In proposed algorithm is defined the range for achieved answers that this range is the same parameters used in great deluge algorithm called "water level". Amount of this range reduce or increase regarding to used the property issues in terms of minimum or maximum during the time. Difference of proposed algorithm with previous PSO is that by using great deluge algorithm is given again chance to particles; so if trapped in the local optimum get rid of there. New algorithm is tested on the some standard function and the performance of that has been compared with standard PSO. Test results indicate that proposed method significantly improved the ability of PSO for the escape from the local optimal raise and increases the accuracy and the convergence rate.

KEYWORDS

Modified PSO (Modified Particle Swarm Optimization), Particle Swarm Optimization, Great Deluge Algorithm, Optimization, WL (Water Level)

^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 اسکو، گروه کامپیوتر، اسکو، ایران، r.p.khajei@qiau.ac.ir

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

۱. مقدمه

بهینه‌سازی گروه ذرات^۱ (PSO)، یک الگوریتم بهینه‌سازی تصادفی مبتنی بر جمعیت می‌باشد که برای اولین بار در سال ۱۹۹۵ توسط کِنِدی و اِبِرهارت ارائه شده [۱، ۲] و ایده اصلی آن از رفتار دسته‌جمعی پرندگان به هنگام جستجوی غذا الهام گرفته شده است. در الگوریتم PSO، هر راه-حل که به آن یک ذره گفته می‌شود، معادل یک پرنده در الگوی حرکت جمعی پرندگان می‌باشد. هر ذره یک مقدار شایستگی دارد که توسط یک تابع شایستگی محاسبه می‌شود. هر چه ذره در فضای جستجو به هدف نزدیک‌تر باشد؛ شایستگی بیشتری دارد. همچنین هر ذره دارای یک سرعت است که هدایت حرکت ذره را به عهده دارد.

در این روش، هر ذره با دنبال کردن ذرات بهینه در حالت فعلی، به حرکت خود در فضای مسئله ادامه می‌دهد. این الگوریتم در بسیاری از زمینه‌ها کاربرد فراوانی دارد؛ از جمله: در بهینه‌سازی توابع، آموزش شبکه‌های عصبی و کنترل سیستم‌های فازی. سادگی، پیاده‌سازی آسان، مقیاس‌پذیری در ابعاد و کارایی خوب تجربی این روش، در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها از خواص مطلوب الگوریتم PSO به شمار می‌رود.

در ضمن، PSO دارای یک سری عیب و ایرادها نیز می‌باشد؛ این الگوریتم در بعضی مواقع به راحتی در بهینه محلی به دام می‌افتد و سرعت همگرایی آن بعد از مدت زمان متناهی به سرعت کاهش می‌یابد؛ همچنین این الگوریتم زمانی که به نزدیکی جواب بهینه می‌رسد قدرت بهینه‌سازی آن (خاصیت جستجوی محلی) کاهش یافته و ممکن است دقت آن به شدت کم شود [۳]. تلاش‌های فراوانی برای غلبه بر این مسئله تا به حال ارائه شده است؛ بسیاری روش‌ها و استراتژی‌ها برای بهبود کارایی PSO با دستکاری وزن‌ها و سایر پارامترهای آن معرفی شده است؛ از جمله: PSO تطبیقی فازی [۴]، PSO کاهنده وزن خطی (LDW) [۵]، PSO کاهنده وزن ثابت [۶] و PSO کاهنده وزن تصادفی [۷، ۸] و غیره.

یکی از روش‌های مکاشفه‌ای دیگر که بسیار شبیه به روش شبیه‌ساز حرارتی^۲ می‌باشد [۹]، الگوریتم دلیوج^۳ (GDA) است که در سال ۱۹۹۳ توسط دوئیک معرفی شده است [۱۰]. در حالت کلی، این الگوریتم با یک مقدار تخمینی کار خود را شروع می‌کند و این به عنوان جواب اولیه مساله در نظر گرفته می‌شود. در مراحل بعد، الگوریتم با تولید جواب‌هایی دیگر در محدوده جواب اولیه کار خود را ادامه می‌دهد و نتیجه هر بار با یک مقدار از پیش تعیین شده که "سطح آب" (WL) خوانده می‌شود مورد مقایسه قرار می‌گیرد. اگر جواب تولیدی بزرگتر از WL بود مورد پذیرش قرار گرفته و در غیر اینصورت رد می‌شود. مقدار WL هر بار به یک مقدار مشخص (UP) افزایش می‌یابد [۱۰، ۱۱]. در [۱۰] این الگوریتم به خوبی برای حل مسئله فروشنده دوره‌گرد ۴۴۲ و ۵۳۲ شهر به کار برده شده است. بورک در [۱۱، ۱۲] از این الگوریتم برای حل مسئله زمانبندی امتحان‌ها استفاده کرده است. در [۱۳] ناهاس و همکارانش این الگوریتم را برای حل مسئله تخصیص بافر در خطوط تولید غیرقابل اعتماد به کار برده‌اند. در [۱۴] از روش ترکیبی دلیوج با دسته مورچگان برای حل مسئله تخصیص افزونگی استفاده شده است. در [۱۵] نیز با بهبود الگوریتم دلیوج میزان کارایی آن بر روی مسئله لایه‌بندی پویا سنجیده شده است. خطاب و دیگر نویسندگان در [۱۶] از این الگوریتم برای بهینه‌سازی کارایی سیستم‌های سری-موازی سود برده‌اند. در [۱۷] نوعی الگوریتم دلیوج اصلاح شده غیرخطی برای حل مسئله زمانبندی امتحان‌ها ارائه شده است.

در این مقاله یک PSO اصلاح شده با الگوریتم دلیوج با نام MPSO پیشنهاد می‌گردد. هدف از پیشنهاد این مدل این بوده که با ترکیب دقت الگوریتم دلیوج با سرعت بهینه‌سازی گروه ذرات به یک موازنه در جستجو برسیم.

ادامه این مقاله به صورت زیر بخش‌بندی شده است: بخش دوم مختصراً به معرفی الگوریتم PSO استاندارد پرداخته است. در بخش سوم نحوه همگرایی PSOهای اولیه و یک نوع همگرایی دیگر از PSO معرفی شده است. بخش چهارم شامل مدل پیشنهادی می‌باشد. نتایج آزمایش‌ها در بخش پنجم نشان داده شده‌اند و بخش پایانی به نتیجه‌گیری می‌پردازد.

۲. الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات

در PSO استاندارد که توسط کِنِدی و اِبِرهارت پیشنهاد شده بود؛ سرعت و مکان ذره‌ها توسط روابط (۱) و (۲) بروزرسانی می‌شود:

$$v_{id}^{t+1} = v_{id}^t + c_1 r_1 (pbest_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (gbest_d^t - x_{id}^t), \quad (1)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1}, i=1,2,\dots,n, \quad (2)$$

بطوریکه c_1 و c_2 ضرایب‌های ثابت شتابی می‌باشند. r_1 و r_2 نیز دو عدد تصادفی یکنواخت در بازه [۰، ۱] می‌باشند.

v_{max} حداکثر سرعت ممکن برای ذرات است. $pbest_{id}^t$ بهترین موقعیت قبلی ذره i ام در تکرار t در بُعد d ام بوده و

$gbest_d^t$ نیز بهترین موقعیت قبلی در بین تمامی ذرات در تکرار t در بُعد d ام می‌باشد.

PSO استاندارد در [۱۸] توسط رابطه (۳) بهبود داده شده است:

$$v_{id}^{t+1} = v_{id}^t + c_1 r_1 (pbest_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (gbest_d^t - x_{id}^t), \quad (3)$$

به طوریکه $w \geq 0$ به عنوان فاکتور وزن اینرسی در نظر گرفته می‌شود. نتایج آزمایش‌ها بر روی PSO وزن دار نشان می‌دهد که هر چقدر میزان w بزرگتر باشد به همان اندازه قدرت جستجوی سراسری PSO افزایش می‌یابد و زمانی که میزان w کوچک انتخاب شود همگرایی PSO افزایش می‌یابد.

۳. تعیین همگرایی PSO

در حالت کلی، تعریف همگرایی، رسیدن یک فرایند یا سیستم به یک حالت پایدار می‌باشد. برای الگوریتم‌های بهینه‌سازی مبتنی بر جمعیت، همگرایی الگوریتم می‌تواند بصورت همگرایی یکی از اعضاء گروه یا همگرایی تمام گروه تعریف شود. ون دین برگ در [۱۹] تعریفی برای PSO به صورت زیر ارائه کرده است:

تعریف اول: فرض کنید موقعیت $x(t)$ را برای یک ذره و موقعیت اختیاری p را در فضای جستجو داریم. با توجه به این فرضیه‌ها، همگرایی به صورت رابطه زیر بیان می‌شود:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = p \quad (۴)$$

این تعریفی ضمنی از همگرایی ذرات است؛ که در آن ذره در نهایت در مکان معین p در فضای جستجو متوقف می‌شود. ون دین برگ با تجزیه و تحلیل مسیر حرکتی ذرات به این نتیجه رسید که تمامی ذرات، در نهایت به سمت بهینه عمومی همگرا می‌شوند. اگر تمامی ذرات همگرا شوند، دیگر گروه حرکت نکرده و به یک حالت پایدار خواهد رسید. این حالت پایداری به این معنا خواهد بود که الگوریتم PSO همگرا شده است. بنابراین، $gbest$ تغییر نخواهد کرد.

علاوه بر این، تعریفی دیگر برای همگرایی PSO را می‌توان به شکل زیر داشت:

تعریف دوم: فرض کنید بهترین موقعیت PSO در زمان t یا در t امین نسل، برابر $gbest(t)$ باشد؛ همچنین $gbest^*$ نیز یک مکان ثابت در فضای جستجو باشد؛ بنابراین تعریف دوم همگرایی به صورت زیر خواهد بود:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} gbest(t) = gbest^* \quad (۵)$$

تعریف دوم از همگرایی به این صورت است که، اگر $gbest$ تولید شده به وسیله PSO هیچ تغییری پیدا نکند؛ در نتیجه الگوریتم به همگرایی رسیده است. اگر $gbest$ به عنوان بهترین راه حل عمومی باشد، آنگاه الگوریتم به بهترین جواب کلی دست یافته است. در غیر اینصورت، الگوریتم در یک بهینه محلی به دام افتاده است.

۴. اصلاح PSO شده با استفاده از الگوریتم دلیوج

در این مقاله یک مدل ترکیبی جدید از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات و الگوریتم دلیوج با نام MPSO ارائه شده است. در PSOهای معمولی بعد از آنکه جواب جدیدی به دست می‌آید، جواب به دست آمده با بهترین جواب یافته شده تاکنون مقایسه شده و در صورت بهتر بودن، مورد پذیرش قرار می‌گیرد. در حالی که در الگوریتم جدید، جواب‌های به دست آمده علاوه بر مقایسه با بهترین جواب یافته شده تاکنون با یک پارامتر دیگر با نام "سطح/ب" یا WL نیز مورد مقایسه قرار می‌گیرند و در صورت بهتر بودن از هر دوی اینها، جواب جدید مورد قبول قرار می‌گیرد.

در حقیقت، در درون PSO یک سطح پذیرش برای جواب‌های جدید، تعیین شده و این کار باعث دادن شانس دوباره به ذرات است تا در صورت به دام افتادن در بهینه محلی از آنجا رهایی یابند. مقدار این سطح پذیرش در گذر زمان با توجه به خاصیت مسئله از نظر کمینه بودن یا بیشینه بودن، کاهش یا افزایش پیدا می‌کند. این الگوریتم به طور اساسی با PSOهای معمولی تفاوت دارد؛ به طوریکه سعی دارد تا از ویژگی اساسی روش جستجوی محلی دلیوج در الگوریتم بهینه‌سازی ذرات بهره ببرد.

شالوده این روش همان الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات است که تغییراتی بر روی آن انجام شده و مورد اصلاح قرار گرفته است؛ بدین صورت که از پارامتر WL به عنوان سطح پذیرش و از پارامتر UP الگوریتم دلیوج به عنوان مقدار افزاینده یا کاهنده WL ، برای مشخص نمودن محدوده مجاز جواب‌ها استفاده می‌شود. الگوریتم جدید بر روی چند تابع استاندارد آزمایش شده و کارایی آن با PSO استاندارد مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج آزمایشات حاکی از این می‌باشد که روش پیشنهادی به طور قابل توجهی توانایی PSO را برای فرار از بهینه محلی بالا برده و دقت و میزان همگرایی آن را افزایش می‌دهد. شبه کد الگوریتم MPSO در شکل (۱) آمده است.

۵. ارزیابی و نتایج شبیه‌سازی‌ها

کارایی روش پیشنهادی بر روی چند تابع استاندارد مورد تحلیل و آزمایش قرار گرفته، که معمولاً به عنوان معیار سنجش بین انواع الگوریتم‌های PSO و سایر الگوریتم‌های متاهوریستیک مورد استفاده قرار می‌گیرند. لیست این توابع و مشخصات آنها در جدول (۱) آمده است. برای مقایسه دقیق‌تر روش پیشنهادی با روش‌های موجود، آزمایش‌ها در فضاها ۱۰، ۲۰ و ۳۰ بُعدی انجام شده است.

```

For each particle  $i$ 
  Randomly initialize  $v_i, x_i = p_i$ 
  Evaluate  $f(p_i)$ 
   $P_g = \arg \max \{f(p_i)\}$ 
End for
Choose  $WL$  and  $Up$ 
Repeat
  each particle  $i$ 
    Update particle position  $x_i$  According to equation below
       $v_i = X[v_i + c_1 e_1 \cdot (p_g - x_i) + c_2 e_2 \cdot (p_i - x_i)]$ ,
       $x_i = x_i + v_i$ 
    evaluate  $f(x_i)$ 
    if ( $f(x_i) > f(p_g)$ )
       $p_i = x_i$ 
    End if
    if ( $(f(x_i) > f(p_i)) \&\& (f(x_i) > WL)$ )
       $P_g = \arg \max \{f(p_i)\}$ 
    End if
     $WL = WL + Up$ 
  Until termination criterion reached
  
```

شکل (۱) شبیه‌کد الگوریتم MPSO

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

نام تابع	محدوده متغیرها	معادله تابع
آکلی	± 32	$20 + e - 20e^{-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i^2}} - \frac{1}{e} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)$
روزنبراک	$\pm 2/0.4$	$\sum_{i=1}^{n-1} (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2)$
اسفیر	$\pm 5/12$	$\sum_{i=1}^n x_i^2$
استپ	$\pm 5/12$	$\sum_{i=1}^n \lfloor x_i \rfloor$

۱.۵. مشخصات روش پیشنهادی

در این روش ضریب‌های c_1 و c_2 به ترتیب برابر $2/8$ و $1/3$ و حداکثر ابعاد، ۳۰ در نظر گرفته شده است. ماکزیمم تعداد تکرارها برای تابع آکلی، به ترتیب ۱۵۰۰۰، ۲۵۰۰۰ و ۴۰۰۰۰ برای ابعاد ۱۰، ۲۰ و ۳۰ در نظر گرفته شده است. برای توابع روزنبراک و اسفیر، این مقادیر به ترتیب ۵۰۰۰، ۱۰۰۰۰ و ۱۵۰۰۰ فرض شده است و برای تابع استپ این مقدار در تمامی ابعاد ۱۰۰۰۰ می‌باشد. همچنین، وزن اینرسی w را از رابطه (۶) به دست می‌آوریم. تعداد ذرات گروه در هر دو الگوریتم و در تمامی توابع برابر ۵۰ در نظر گرفته شده است. میزان فرآیند افزایش سطح آب (UP) در توابع مختلف متفاوت بوده است؛ ولی به طور میانگین 0.002 فرض شده است. لازم به ذکر است که آزمایش‌ها ۳۰ بار اجرا شده و متوسط نتایج، بهترین و بدترین آنها در جداول (۲) تا (۵) آمده است.

$$w = \frac{2}{|2 - (c_1 + c_2) - \sqrt{(c_1 + c_2)^2 - 4 \times (c_1 + c_2)}|} \quad (6)$$

جدول (۲) نتایج مقایسه PSO و MPSO بر روی تابع آکلی

الگوریتم	ابعاد	تکرار	بهترین	متوسط	بدترین
PSO	۱۰	۱۵۰۰۰	۲/۶۶e-۱۵	۲/۶۶e-۱۵	۲/۶۶e-۱۵
PSO	۲۰	۲۵۰۰۰	۲/۶۶e-۱۵	۵/۵۴e-۱۵	۲/۳۲e-۱۳
PSO	۳۰	۴۰۰۰۰	۲/۰۷e-۵	۲/۵۸e-۳	۲/۰۹۴۶

۲/۶۶e-۱۵	۲/۶۶e-۱۵	۲/۶۶e-۱۵	۱۵۰۰۰	۱۰	MPSO
۲/۱۸e-۱۴	۳/۵۲e-۱۵	۲/۶۶e-۱۵	۲۵۰۰۰	۲۰	MPSO
۲/۱۲۸۶	۲/۳۶e-۳	۱/۳۹e-۵	۴۰۰۰۰	۳۰	MPSO

جدول (۳) نتایج مقایسه PSO و MPSO بر روی تابع روزنبراک

الگوریتم	ابعاد	تکرار	بهترین	متوسط	بدترین
PSO	۱۰	۵۰۰۰	۲/۳۵e-۰۸	۲/۸۲e-۰۵	۲/۲۲e-۰۳
PSO	۲۰	۱۰۰۰۰	۲/۷۲e-۰۵	۲/۶۵e-۰۱	۲/۵۴۳۴
PSO	۳۰	۱۵۰۰۰	۵/۷۳۵۰	۷/۵۱۱۱	۸/۱۴۶۰
MPSO	۱۰	۵۰۰۰	۴/۹۷e-۱۰	۷/۷۹e-۰۷	۳/۹۲e-۰۵
MPSO	۲۰	۱۰۰۰۰	۴/۸۵e-۰۷	۷/۷۵e-۰۴	۳/۵۴e-۰۱
MPSO	۳۰	۱۵۰۰۰	۵/۴۳۳۶	۶/۴۲۷۰	۸/۶۷۱۷

جدول (۴) نتایج مقایسه PSO و MPSO بر روی تابع اسفیر

الگوریتم	ابعاد	تکرار	بهترین	متوسط	بدترین
PSO	۱۰	۵۰۰۰	۱/۹۷e-۱۰۶	۱/۸۱e-۷۴	۲/۶۴e-۶۸
PSO	۲۰	۱۰۰۰۰	۱/۹۷e-۴۱	۲/۳۱e-۳۶	۲/۸۴e-۳۳
PSO	۳۰	۱۵۰۰۰	۱/۱۲e-۳۵	۸/۱۸e-۳۰	۱/۱۹e-۲۵
MPSO	۱۰	۵۰۰۰	۲/۵۲e-۱۱۳	۱/۰۸e-۸۶	۸/۷e-۷۳
MPSO	۲۰	۱۰۰۰۰	۲/۳۳e-۴۳	۱/۲۳e-۳۸	۳/۴e-۳۵
MPSO	۳۰	۱۵۰۰۰	۱/۹۸e-۴۱	۴/۹۱e-۳۳	۶/۴۰e-۳۰

جدول (۵) نتایج مقایسه PSO و MPSO بر روی تابع استپ

الگوریتم	ابعاد	تکرار	بهترین	متوسط	بدترین
PSO	۱۰	۱۰۰۰۰	-۶۰	-۶۰	-۶۰
PSO	۲۰	۱۰۰۰۰	-۱۱۸	-۱۱۱/۵	-۱۰۸
PSO	۳۰	۱۰۰۰۰	-۱۷۸	-۱۶۹	-۱۶۷
MPSO	۱۰	۱۰۰۰۰	-۶۰	-۶۰	-۶۰
MPSO	۲۰	۱۰۰۰۰	-۱۲۰	-۱۲۰	-۱۲۰
MPSO	۳۰	۱۰۰۰۰	-۱۸۰	-۱۷۶	-۱۷۲

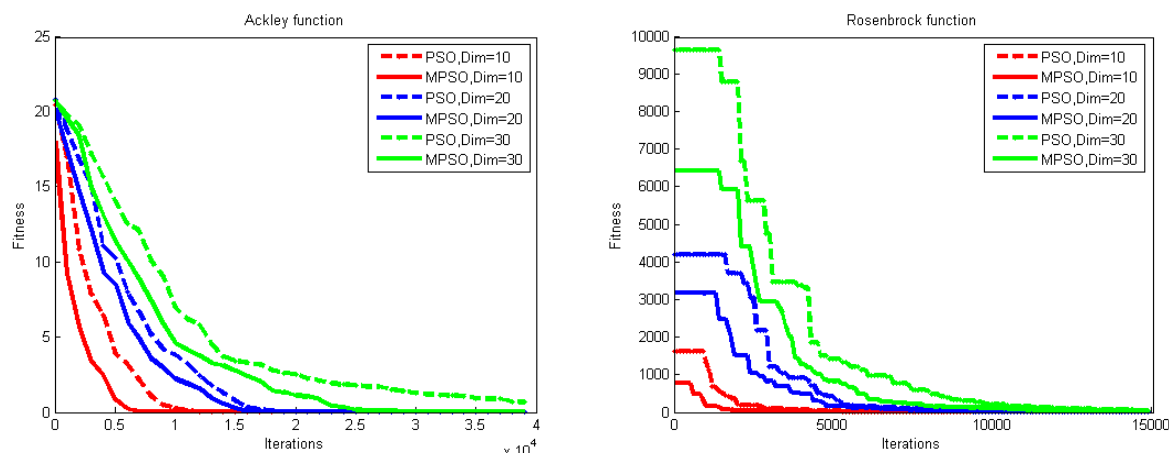
با توجه به نتایج آزمایش‌ها از روی جداول (۲) تا (۵)، برای توابع آکلی و استپ در بُعد ۱۰، الگوریتم پیشنهادی نتایج یکسانی را با PSO استاندارد داشته، اما در سایر موارد، روش پیشنهادی برتر بوده است؛ بطوریکه در ابعاد بالاتر این برتری محسوس‌تر می‌باشد.

شکل‌های (۲) تا (۳) نشان دهنده نمودار تابع شایستگی حاصل از میانگین ۳۰ بار اجرای روش پیشنهادی به همراه PSO استاندارد بر روی ۴ تابع استاندارد آکلی، روزنبراک، اسفیر و استپ در ابعاد ۱۰، ۲۰ و ۳۰ می‌باشد. حاصل آزمایش‌ها، نشان دهنده برتری MPSO نسبت به PSO استاندارد می‌باشد. در این روش چون راه‌حل نهایی در هر مرحله توسط الگوریتم دلیوج با گام‌های کوچک به دست می‌آید؛ بنابراین دقت این الگوریتم نسبت به سایر الگوریتم‌های مورد مقایسه قرار گرفته بالاتر می‌باشد. از طرفی دیگر چون از قدرت جستجوی سراسری PSO نیز بهره گرفته شده، این الگوریتم توانایی بسیار قوی برای فرار از بهینه محلی را داراست و می‌تواند فرایند تکامل را بهبود بخشد. در حقیقت پارامتر WL به کار رفته در داخل این الگوریتم، تاثیر بسزایی در کارایی آن داشته است؛ به طوریکه باعث ایجاد توازن مابین جستجوی محلی و عمومی شده است.

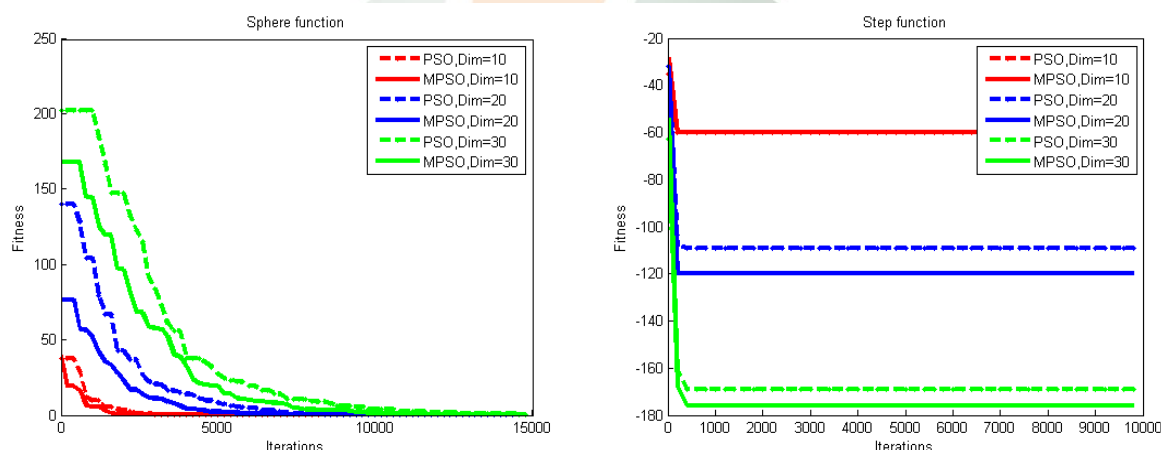
۶. نتیجه گیری

در این مقاله یک مدل ترکیبی از PSO با الگوریتم دلیوج برای بهینه‌سازی ارائه شده است. هدف از پیشنهاد این مدل این بوده که با ترکیب خاصیت جستجوی محلی الگوریتم دلیوج و خاصیت جستجوی سراسری الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات به یک موازنه در جستجو برسیم. آزمایش-

های انجام شده، نشان دهنده نتایج نوید بخشی بوده است: بهبود توانایی پرش از بهینه محلی، دقت در همگرایی و سرعت، از جمله موارد بهبود داده شده است. با توجه به مقایسه الگوریتم پیشنهادی با سایر الگوریتم‌های خانواده PSO، مشاهده می‌شود که این الگوریتم بهبود قابل توجهی را نسبت به آنها داشته است.



شکل (۲) نتایج اجرای PSO و MPSO بر روی تابع آکلی و روزنبراک



شکل (۳) نتایج اجرای PSO و MPSO بر روی تابع اسفیر و استپ

مراجع

- [۱] J. Kennedy; R.C. Eberhart; "Particle Swarm optimization", in: Proc. of IEEE Int. Conf. on Neural Networks, Perth, Australia, pp. ۱۹۴۲-۱۹۴۸, ۱۹۹۵.
- [۲] J. Kennedy; R.C. Eberhart; "A new optimizer using particle swarm theory", in: Proc. of the Sixth Int. Symp. on Micro Machine and Human Science (MHS'۹۵), Nagoya, Japan, pp. ۳۹-۴۳, ۱۹۹۵.
- [۳] X. Yang; J. Yuan; J. Yuan; H. Mao; "A modified particle swarm optimizer with dynamic adaptation", Applied Mathematics and Computation ۱۸۹, pp. ۱۲۰۵-۱۲۱۳, ۲۰۰۷.
- [۴] Y.H. Shi; R.C. Eberhart; "Fuzzy Adaptive particle swarm optimization", in: Proc. of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, vol. ۱, Seoul, Korea, pp. ۱۰۱-۱۰۶, ۲۰۰۱.
- [۵] Y.H. Shi; R.C. Eberhart; "A modified particle swarm optimizer", in: Proc. of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. IEEE Service Center, USA, pp. ۶۹-۷۳, ۱۹۹۸.
- [۶] Y.L. Zhang; L.H. Ma; L.Y. Zhang; J.X. Qian; "On the Convergence Analysis and Parameter Selection in Particle Swarm Optimization", in: Proc. Int. Conf. on Machine learning and Cybernetics, Zhejiang University, Hangzhou, China, pp. ۱۸۰۲-۱۸۰۷, ۲۰۰۲.
- [۷] R.C. Eberhart; Y.H. Shi; "Tracking and optimizing dynamic systems with particle swarms", in: Proc. of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, San Francisco, USA, pp. ۹۴-۱۰۰, ۲۰۰۱.
- [۸] L.P. Zhang; H.J. Yu; D.Z. Chen; S.X. Hu; "Analysis and improvement of particle swarm optimization algorithm", Inform. Control ۳۳, Shengyang, China, pp. ۵۱۳-۵۱۷, ۲۰۰۴.
- [۹] S. Petrovic; Y. Yang; M. Dror; "Case-based selection of initialisation heuristics for metaheuristic examination timetabling", Expert Systems with Applications, Vol. ۳۳, No. ۳, pp. ۷۷۲-۷۸۵, October ۲۰۰۷.
- [۱۰] G. Dueck; "New optimization heuristics: The great deluge algorithm and the record-to-record travel", Journal of Computational Physics, vol. ۱۰۴, pp. ۸۶-۹۲, ۱۹۹۳.

- [۱۱] E. Burke; Y. Bykov; J. Newall; S. Petrovic; "A time predefined approach to course timetabling", Yugoslav Journal of Operations Research, vol. ۱۳, No.۲, pp. ۱۳۹-۱۵۱, ۲۰۰۳.
- [۱۲] E. Burke; Y. Bykov; J. Newall; S. Petrovic; "A time-predefined local search approach to exam timetabling problems", IIE Trans, Vol. ۳۶, No.۶, pp. ۵۰۹-۲۸, ۲۰۰۴.
- [۱۳] N. Nahas; D. Ait-Kadi; M. Nourelfath; "A new approach for buffer allocation in unreliable production lines", Int J Prod Econ, Vol. ۱۰۳, No. ۲, pp. ۷۳-۸۱, ۲۰۰۶.
- [۱۴] N. Nahas; M. Nourelfath; 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. ۹۲, No. ۲, pp. ۲۱۱-۲۲, ۲۰۰۷.
- [۱۵] N. Nahas; M. Nourelfath; 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, ۲۰۰۷.
- [۱۶] A. Khatab; D. Ait-Kadi; A. Artiba; "Selective maintenance optimization for multi-mission series-parallel systems", Eur J Oper Res, ۲۰۰۸.
- [۱۷] L. S. Dario; J. H. Obit; "Great Deluge with Non-linear Decay Rate for Solving Course Timetabling Problems", International IEEE Conference Intelligent Systems, Vol. ۴, pp. ۸-۱۸, ۲۰۰۸.
- [۱۸] Y.H. Shi; R.C. Eberhart; in: Proc. of Int. Conf. on Evolutionary Computation, Washington, USA, pp. ۱۹۴۵-۱۹۵۰, ۱۹۹۹.
- [۱۹] F. van den Bergh; "An Analysis of Particle Swarm Optimizers", Ph.D. thesis, University of Pretoria, Pretoria, South Africa, ۲۰۰۲.

^۱ Particle Swarm Optimization

^۲ Simulated Annealing

^۳ Great Deluge Algorithm

^۴ Water Level

کنفرانس داده کاوی ایران