

یک روش تطبیقی جدید برای بهینه‌سازی دسته‌جمعی ذرات با استفاده از الگوریتم فرهنگی در محیط‌های پویا

سجاد هواسی^۱، محمدرضا میبدی^۲، سمانه رحیمی^۳

^۱ گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین، قزوین
Sajad_havaasi@yahoo.com

^۲ عضو هیئت علمی دانشکده مهندسی کامپیوتر و فن آوری اطلاعات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران
mameybodi@aut.ac.ir

^۳ گروه مهندسی برق، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین، قزوین
Smnh Rahimi@yahoo.com

چکیده – تعداد قابل توجهی از مسائل بهینه‌سازی پویا هستند، پویائی در مسائلی که در دنیای واقعی رخ می‌دهد بیشتر دیده می‌شود. در این نوع مسائل، بهینه دائماً در حال تغییر است. برای مواجه شدن با این نوع مسائل الگوریتم باشد بتواند بهینه سراسری را یافته و آن را در طول زمان دنبال کند.

در این مقاله، یک روش تطبیقی جدیدی برای بهینه سازی دسته‌جمعی ذرات با استفاده از دانش معیار الگوریتم فرهنگی پیشنهاد شده است. در این روش با توجه به الگوریتم $mQSO$ ، روشی برای بهبود $gbest$ هر دسته با استفاده از مفهوم ذرات کوانتوم مطرح گردیده که تنظیم تطبیقی یکی از پارامترهای این روش به عهده‌ی دانش معیار الگوریتم فرهنگی است. این پارامتر، فاصله‌ی اطلاعاتی مهمی را که از بهترین فرهنگ ذرات هر دسته استخراج می‌شود، برای هر بعد از ذره تعیین می‌کند. نتایج حاصل از این روش پیشنهادی، بر روی معیار قله‌های متحرک ارزیابی شده و با نتایج حاصل از چندین الگوریتم معتبر مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج بدست آمده نشان دهنده‌ی کارایی خوب این روش نسبت به الگوریتم $mQSO$ و سایر الگوریتم‌هاست.

کلید واژه- الگوریتم بهینه‌سازی دسته‌جمعی ذرات، الگوریتم فرهنگی، فضای باور، محیط‌های پویا، معیار قله‌های متحرک.

مسائل محسوب می‌شوند، ولی مشکل این الگوریتم‌ها این است که سرانجام به یک بهینه همگرا می‌شوند. بنابراین، تنوع لازم را در محیط از دست می‌دهند. در صورت تغییر در محیط، همگرا شدن به نقطه بهینه جدید در صورت امکان بسیار زمان‌گیر است. الگوریتم بهینه‌سازی دسته‌جمعی ذرات یا^۱ PSO، در سال ۱۹۹۵ توسط Kennedy و Eberhart معرفی شد [۱]. این الگوریتم، یک الگوریتم بهینه‌سازی است که از روی زندگی جمعی و گروهی پرندگان الهام می‌گیرد تا به راه حل بهینه برسد. تاکنون نسخه‌های متعددی از آن برای بهینه‌سازی در محیط‌های ایستا و پویا معرفی شده است. یک مشکل اساسی این الگوریتم از

۱- مقدمه

از آنجا که اکثر مسائل دنیای واقعی پویا هستند و محیط در حال تغییر، ممکن است بهینه اش نیز تغییر کند، در این مسائل معمولاً چندین بهینه محلی وجود دارد که یکی از آنها بهینه سراسری است. بنابراین، الگوریتم‌ها باید سعی در دنبال کردن بهینه سراسری داشته باشند. از طرفی اکثر الگوریتم‌ها مانند الگوریتم فرهنگی و الگوریتم بهینه‌سازی دسته‌جمعی ذرات به سمت بهینه حرکت می‌کنند، به نظر انتخاب خوبی برای این



شرح مختصه از نوع خاص آن یعنی mQSO و کارهای انجام شده قبلی برای انطباق با محیط‌های پویا مطرح می‌شود. در بخش سوم به الگوریتم‌های فرهنگی و قسمت‌های مختلف آن پرداخته می‌شود. در بخش چهارم الگوریتم پیشنهادی طرح می‌گردد. در بخش پنجم نتایج آزمایش‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرند و بخش نهایی به بیان نتیجه‌گیری می‌پردازد.

۲- الگوریتم بهینه‌سازی دسته جمعی ذرات

این الگوریتم با یک گروه از جواب‌های تصادفی شروع به کار می‌کند. سپس برای یافتن جواب بهینه در فضای مسئله با بهروز کردن موقعیت و سرعت هر ذره به جستجو می‌پردازد. هر ذره به صورت چند بعدی با دو مقدار Z_{ij} و V_{ij} که به ترتیب معرف مکان و سرعت مربوط به بعد از آمین ذره هستند تعریف می‌شود. در هر مرحله از حرکت جمعیت، هر ذره با توجه به دو مقدار بهترین، به روز می‌شود. اولین مقدار، بهترین جواب از لحاظ شایستگی است که تاکنون برای هر ذره به طور جداگانه بدست آمده است. این مقدار بهترین تجربه فردی است که p_{best} نامیده می‌شود. مقدار بهترین دیگر که توسط PSO بدست می‌آید، بهترین مقداریست که تاکنون توسط تمام ذره‌ها در میان جمعیت بدست آمده است. این مقدار بهترین تجربه گروهی است که g_{best} نامیده می‌شود. پس از یافتن دو مقدار p_{best} و g_{best} هر ذره سرعت و مکان جدید خود را با دو رابطه زیر به روز می‌کند:

$$X_{i,j}^{(t+1)} = X_{i,j}^t + v_{i,j}^{(t+1)} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} v_{i,j}^{(t+1)} = w * v_{i,j}^t + c_1 r_1 (p_{best}_{i,j}^t - X_{i,j}^t) \\ + c_2 r_2 (g_{best}_{i,j}^t - X_{i,j}^t) \end{aligned} \quad (2)$$

به طوری که w وزن اینرسی، c_1 و c_2 ضرایب شتاب و r_1 و r_2 اعداد تصادفی در بازه $(0, 1)$ هستند.

در الگوریتم [۴] که گونه خاصی از الگوریتم بهینه‌سازی دسته جمعی ذرات است، تعداد از قبل تعیین شده‌ای دسته وجود دارد که هر دسته وظیفه یافتن و تعقیب کردن یک قله را بر عهده دارد. زیرا در محیط‌های پویا بهینه‌های محلی ممکن است پس از تغییر محیط به بهینه سراسری تبدیل شوند. بنابراین، تا جای امکان لازم است همه‌ی آنها زیر پوشش قرار

دست دادن تنوع پس از مدتی است که باعث همگرایی زودرس و گیر افتادن در بهینه محلی می‌شود و مشکل دیگر به خصوص برای محیط‌های پویا، بیاستفاده شدن حافظه پس از تغییر محیط است.

الگوریتم‌های فرهنگی α توسط Reynolds در سال ۱۹۹۴ مطرح شد. این الگوریتم از تکامل فرهنگ انسان‌ها و تأثیر پذیری افراد یک جامعه از آن و اثر آن در ایجاد نسل‌های آینده الهام گرفته شده است. این الگوریتم از حوزه دانش برای فرآیند جستجو استفاده می‌کند. اضافه شدن حوزه دانش در بهبود کارایی الگوریتم‌های تکاملی مؤثر است و فرآیند جستجو را هوشمندانه‌تر می‌کند. درواقع، اضافه شدن حوزه دانش مکانیزمی برای کاهش فضای جستجو از طریق هرس کردن قسمت‌های نامناسب آن است [۲]. این الگوریتم دارای دانش‌های مختلفی در فضای باور خویش است که به امر جستجو کمک می‌کند. در بخش‌های آتی به به آنها می‌پردازیم.

در این مقاله، یک الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر الگوریتم mQSO پیشنهاد می‌گردد که هر دسته از جمعیت، فضای باور یا فرهنگ مربوط به خود را دارد.

این فضای باور که از دانش معیار بهره می‌برد، مقدار پارامتر با ارزشی را بصورت تطبیقی که همان فاصله اطلاعاتی هر بعد از ذره است، در اختیار هر دسته قرار می‌دهد. هر دسته باید بر اساس تعداد تلاش‌های مشخصی بهترین ذره‌اش را بهبود دهد. این پارامتر اطلاعاتی مهم را الگوریتم فرهنگی در اختیار الگوریتم mQSO قرار می‌دهد. الگوریتم پیشنهادی تمام نیازهای محیط‌های پویا را برآورده می‌کند.

الگوریتم پیشنهادی بر روی سناریوهای مختلف معیار قله‌های متحرک (MPB) [۳]، که از معروف‌ترین بنچمارک‌های محیط‌های پویا است به کار رفته و کارایی آن با الگوریتم‌های Adaptive mQSO [۶] و CellularPso [۵] مقایسه شده است. معیار مقایسه، خطای برون خطی δ بوده که یکی از معیارهای اصلی مقایسه الگوریتم‌های طراحی شده برای محیط‌های پویا است. نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی از کارایی قابل قبولی برخوردار است.

ادامه این مقاله بدین ترتیب سازماندهی شده است: در بخش دوم مروری بر الگوریتم بهینه‌سازی دسته جمعی ذرات (PSO) و



Lung و Dumitrescu، دو جمعیت با اندازه‌های برابر را برای دنبال کردن بهینه متحرک در محیط‌های پویا معرفی کردند، که یکی از این جمعیت‌ها وظیفه حفظ تنوع در فضای جستجو و جمعیت دیگر مسئول پیدا کردن بهینه سراسری است. حفظ تنوع در جمعیت، با بکار بردن الگوریتم تکامل تفاضلی مبتنی بر ازدحام^۸ که برای بهینه‌سازی چند هدفه به کار می‌رود، صورت می‌پذیرد. در حالی که Pso مستقیماً برای پیدا کردن بهینه سراسری مورد استفاده قرار می‌گیرد [۸].

Gary Moyed Daneshyari در مرجع [۹]، روش ترکیبی مبتنی بر الگوریتم فرهنگی و الگوریتم دسته‌جمعی ذرات را معرفی کردند که در آن روش، الگوریتم فرهنگی به عنوان چارچوبی اطلاعاتی برای Pso نقش آفرینی می‌کند. این روش پیشنهادی از دانش‌های موجود در الگوریتم فرهنگی برای تشخیص تعییرات محیط، زمان مهاجرت بین دسته‌های ذرات و دافعه‌ی بین ذرات برای حفظ تنوع و انتخاب ذرات در سه سطح شخصی، محلی و سراسری بهره می‌برد.

۳- الگوریتم فرهنگی

الگوریتم فرهنگی یک سیستم دو جمعیتی است، که دو فضای جستجو را ارائه می‌دهد. یکی فضای جمعیت^۹ است و دیگری فضای باور^{۱۰} که فرهنگ فضای جمعیت را ارائه می‌کند [۲].

فضای باور، در واقع اطلاعات فرهنگ افراد را مدل می‌کند. هر دو فضا به صورت موازی با هم تعامل دارند و از هم تاثیر می‌پذیرند. برای ارتباط دادن بین این دو فضا دو پروتکل ارتباطی تعریف می‌شود. یکی برای انتخاب گروهی از افراد تا فضای باور را شکل دهنده و دیگری روشی برای تأثیر این فضای باور بر روی تولید افراد در فضای جمعیت است.

به طور کلی الگوریتم فرهنگی به شرح زیر عمل می‌کند: در هر نسل ابتدا افراد مانند الگوریتم ژنتیکی در فضای جمعیت وارد شده و توسط تابع شایستگی^{۱۱} ارزیابی می‌شوند. سپس توسط تابع پذیرش^{۱۲} افرادی را که مناسب شکل دادن به فضای باور هستند، انتخاب می‌کند و تجربیات افراد پذیرفته شده، برای ساختن و تعییر فضای باور بکار برده می‌شود. فرهنگ ایجاد شده در فضای باور، بر روی تکامل جمعیت در

بگیرند. ارتباط بین دسته‌ها به دو صورت محلی بر اساس rexcel و سراسری بر اساس rconv است [۴]. هنگامی که تمام دسته‌ها همگرا شده باشند و تعداد قله‌ها بیش از تعداد دسته‌ها باشد، دسته‌ای که کمترین مقدار شایستگی را دارد در فضای مسأله مقداردهی اولیه می‌شود. همین‌طور اگر دو دسته فاصله کمتر از rexcel از هم داشته باشند، دسته‌ای که شایستگی کمتری دارد، مقداردهی اولیه می‌شود. زیرا اگر هر دسته یک قله را زیر پوشش قرار دهد کفایت می‌کند. بنابراین، هنگامی که دو دسته به یک قله همگرا شدند، باید تنها یکی از آنها باقی بماند و دیگری در فضای مسأله مقداردهی اولیه شود تا شناس این را داشته باشد که به قله ای که هنوز زیر پوشش هیچ دسته‌ای قرار نگرفته همگرا شود. همچنین هنگامی که همه دسته‌ها همگرا شده باشند، هیچ دسته‌ای نمی‌تواند از قله‌ای که تحت پوشش آن است خارج شود زیرا تنوع، گستردگی دسته و سرعت ذرات کمتر از آن است که دسته‌ها بتوانند از بهینه‌هایی که در آن‌ها قرار گرفته‌اند به بیرون حرکت کنند. در این حالت مشکل از آنجا منجر می‌شود که وقتی تعداد قله‌ها بیش از دسته‌ها باشد و همه دسته‌ها همگرا شده باشند، برخی از قله‌ها هیچ وقت تحت پوشش قرار نمی‌گیرند. بنابراین در مرجع [۴] پیشنهاد شد که در این شرایط، دسته‌ای که بدترین مقدار شایستگی را دارد، باید در محیط مسأله مقداردهی اولیه شود تا شناس پیدا کردن قله‌های دیگر که احتمالاً بلندتر هستند نیز به وجود آید. در الگوریتم پیشنهادی ما از تکنیک‌های چندستگی^۵، انحصار^۶ و ضد همگرایی^۷ استفاده شده است.

۲- مروری بر کارهای گذشته در محیط‌های پویا

تحقیقات متعددی در زمینه بهینه‌سازی Pso در محیط‌های پویا انجام گرفته است. Branke و Blackwell در مراجع [۴] و [۷]، روش چندستگی ذرات، استفاده از مفاهیم ضد همگرایی و انحصار با هدف پوشش قله‌های مختلف و نیز ایجاد تنوع در محیط را معرفی کردند. هاشمی و میبدی در مرجع [۵]، با بهره‌گیری از تعاملات محلی در اتوماتای سلولی و تقسیم کردن جمعیت ذرات در داخل سلول‌های اتوماتای سلولی و مشخص کردن تعداد معینی ذره در هر سلول سعی بر حفظ تنوع در جمعیت نمودند.



۲-۳- فضای باور

در فضای باور، تجربیات عمومی شده افراد خوب از فضای جمعیتی، بدست آمده و این تجارت در طی نسل و نسل‌های بعدی شکل گرفته و ذخیره می‌شود [۲۰][۲۱]. دانش‌های مختلفی فضای باور را تشکیل می‌دهند که به شرح زیر است:

- دانش موقعیتی^{۱۵}
- دانش معیار^{۱۶}

دانش‌های دیگری نیز به مرور برای کاربردهای مختلف ایجاد شد [۱۱] که در این مقاله از دو مورد بالا استفاده می‌شود.

۱-۱- دانش موقعیتی

این قسمت از دانش برای بهینه‌سازی توابع اعداد حقیقی در محیط‌های ایستا معرفی شد، که شامل تعدادی از افراد خوب است که بهترین آن‌ها برای تأثیرگذاری در تولید نسل بعدی، در نظر گرفته می‌شود.

۱-۲- دانش معیار

این دانش، مجموعه بازه‌های خوب و امیدبخش را که از مجموعه‌های از ذرات خوب استخراج شده است، برای هر بعد از مسئله نگهداری می‌کند. این دانش طبق رابطه زیر است:

$$Norm = \{X_1, \dots, X_D\} \quad (3)$$

در اینجا، D معرف تعداد ابعاد مسئله است و هر X_i به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$X_i = [l_i \ u_i \ L_i \ U_i] \quad (4)$$

در اینجا l_i و u_i به ترتیب حد بالا و حد پایین بعد از H استند، L_i و U_i مقدار تابع شایستگی در آن حدود است [۱۲]. [۱۳]

دانش معیار طبق روابط زیر به روز می‌شود:

$$l_i^{t+1} = \begin{cases} x_{j,i} & \text{if } x_{j,i} \leq l_i^t \quad \text{Or} \quad f(\bar{x}_j) < L_i^t \\ l_i^t & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$$u_i^{t+1} = \begin{cases} x_{k,i} & \text{if } x_{k,i} \geq u_i^t \quad \text{Or} \quad f(\bar{x}_k) < U_i^t \\ u_i^t & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

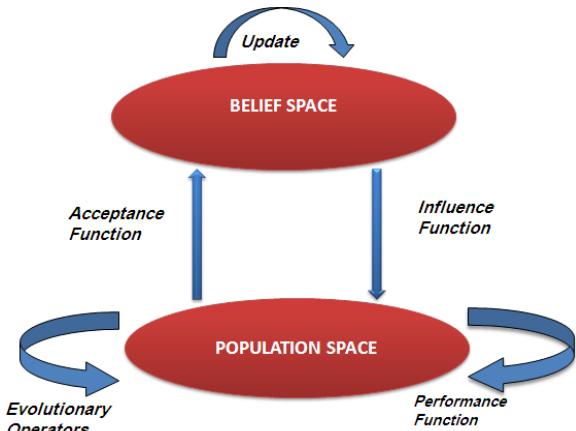
فضای جمعیت تأثیر می‌گذارد. این تأثیر با تغییر دادن عملگر جهش^{۱۳} و اعمال آن عملگر در تولید فرزندان صورت می‌گیرد.

شبه کد این الگوریتم در شکل ۱ آورده شده است [۱۰].

اجزای الگوریتم فرهنگی عبارتند از: فضای جمعیت، فضای باور، تابع پذیرش و تابع تأثیر^{۱۴}، که هر کدام در بخش‌های آینده شرح داده خواهد شد. برای درک بیشتر الگوریتم چارچوب آن در شکل ۲ نشان داده شده است.

```
Begin
t=0;
Initialize POP(t); /* Initialize population*/
Initialize BLF(t); /* Initialize Belief Space*/
repeat
    Evaluate Pop(t);
    Vote (BLF(t),Accept(POP(t)));
    Adjust (BLF(t));
    Evolve (POP(t), Influence(BLF(t)));
    t=t+1;
    Select POP(t) from POP(t-1);
Until (termination condition achieved)
End
```

شکل ۱ : شبکه کد الگوریتم فرهنگی



شکل ۲ : چارچوب الگوریتم فرهنگی

۳-۱- فضای جمعیت

این فضا در واقع فضای اصلی جمعیت است و با مقداردهی اولیه کار خود را شروع کرده و استخراج فرهنگ و ذخیره آن در فضای باور در این قسمت انجام می‌گیرد.



۴- الگوریتم پیشنهادی

در این الگوریتم هر دسته از دو نوع ذره، یعنی ذرات معمولی و ذرات کوانتووم همانند مرجع [۴] تشکیل شده است. اما عملکرد ذرات کوانتووم با آنچه در مرجع [۴] ارائه گردیده، متفاوت است. در ابتدا هر دسته از ذرات و نیز فضای باور مقداردهی اولیه می‌شوند. ذرات معمولی در هر تکرار از اجرای الگوریتم و بر اساس سرعت قبلی، بهترین تجربه شخصی و بهترین تجربه گروهی خود را به روز می‌کنند. در الگوریتم پیشنهادی، ذرات موجود در تمام دسته‌ها موقعیت خود را به روز کرده و همزمان داشت معیار در فضای باور هم ساخته می‌شود. پس از اجرای الگوریتم و به روز شدن موقعیت Gbest، داشت معیار برای هر بعد از ذره، شعاع یا فاصله اطلاعاتی را بر حسب $R(j) = ui - li$ محاسبه می‌کند.

الگوریتم پیشنهادی با استفاده از یک ذره کوانتووم، یک موقعیت را در شعاع $R(j)$ در اطراف Gbest هر دسته در نظر می‌گیرد و با استفاده از رابطه زیر تا Try_number بار موقعیت Gbest را بپسند می‌دهد.

$$Q_{i,j} = Gbest_{i,j} + R(j) \times N(-1,1) \quad (11)$$

که در رابطه (11)، j مؤلفه زام از موقعیت ذره کوانتووم دسته i است. در این رابطه $(j)R$ نقش مهمی را در کارایی ذره کوانتووم بازی می‌کند. به این معنا که، اگر مقدار آن کوچک باشد، توانایی جستجوی محلی الگوریتم بسیار بالا می‌رود. اما باعث کاهش طول گام حرکت در هر تکرار و کاهش سرعت همگرایی می‌شود. در صورتی که مقدار این شعاع زیاد باشد، احتمال یافتن موقعیت‌های بهتر در آن کاهش می‌یابد و از قدرت جستجوی محلی کم می‌شود. در الگوریتم پیشنهادی این شعاع به صورت تطبیقی توسط فضای باور الگوریتم فرهنگی تنظیم می‌شود. در واقع مقدار این شعاع بر اساس داشت معیار هر بعد از ذره و فاصله اطلاعاتی مفید و امید بخش، تعیین می‌شود. در الگوریتم پیشنهادی، برای شناسایی تغییر در محیط، یک نقطه در ابتدای اجرای الگوریتم در فضای مسئله در نظر گرفته شده و در پایان هر تکرار، شایستگی آن سنجیده می‌شود. در صورتی که تغییری در محیط رخ داده باشد، مقدار شایستگی این نقطه تغییر می‌کند.

$$L_i^{t+1} = \begin{cases} f(\bar{x}_j) & \text{if } x_{j,i} \leq l_i^t \quad \text{Or} \quad f(\bar{x}_j) < L_i^t \\ L_i^t & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

$$U_i^{t+1} = \begin{cases} f(\bar{x}_k) & \text{if } x_{k,i} \geq u_i^t \quad \text{Or} \quad f(\bar{x}_k) < U_i^t \\ U_i^t & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

۳-۳- تابع پذیرش

این تابع افراد شایسته را در هر نسل برای شکل‌دهی فضای باور، انتخاب می‌کند. در مرجع [۱۴]، تعداد افراد انتخابی به صورت پویا طبق رابطه زیر پیشنهاد شد:

$$|A| = \left\lfloor popsize * p_{accept} + \frac{popsize(1 - p_{accept})}{g} \right\rfloor \quad (9)$$

که در آن p_{accept} پارامتری تجربی است و در این مقاله، ۰.۲ فرض شده است. g شمارنده نسل است و در محیط‌های پویا پس از تغییر محیط، g به ۱ مقداردهی می‌شود. $popsize$ نیز تعداد کل فضای جمعیت است.

۴-۴- تابع تأثیر

در فضای باور، برای تغییر دادن افراد و نزدیک کردن آن‌ها به باور سراسری (بهینه کل) بکار بردۀ می‌شوند که این تغییرات با استفاده از تابع تأثیر، تحقق می‌یابد [۲]. فضای باور با استفاده از عملگر جهش بر روی فضای جمعیت تأثیر می‌گذارد، این تأثیر از دو راه ممکن است، یکی اندازه جهش و دیگری جهت جهش.

در این مقاله، تلاش شده است با توجه به داشت موقعیتی و داشت معیار از مراجع [۲][۱۳]، تابع تأثیر استخراج شود. این جهش طبق رابطه زیر است:

$$x'_{j,i} = \begin{cases} x_{j,i} + |size(I_i).N(0,1)| & \text{if } x_{j,i} < l_i \quad \text{Or} \quad x_{j,i} < s_i \\ x_{j,i} - |size(I_i).N(0,1)| & \text{if } x_{j,i} > u_i \quad \text{Or} \quad x_{j,i} > s_i \\ x_{j,i} + size(I_i).N(0,1) & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

که در رابطه بالا $l_i = u_i - size(I_i)$ و $N(0,1)$ متغیر تصادفی با توزیع نرمال با میانگین ۰ و انحراف معیار ۱ است. در این مقاله، تابع تأثیر را که براساس جهش بالا انجام می‌شود Influence_Ns می‌نامیم.



۷۰	میزان تغییر ارتفاع
۱۰	میزان تغییر عرض
Cone	شکل قله
نادرد	تابع اولیه
۱۰	s طول جایجایی
۵	N تعداد ابعاد
[۰..۱۰۰]	محدوده مکانی قله ها
[۳۰..۷۰..]	محدوده پارامتر ارتفاع
[۱..۱۲]	محدوده پارامتر عرض
۵۰	مقدار ارتفاع اولیه قله ها

در آزمایش های الگوریتم پیشنهادی، ۱۰ دسته وجود دارد و تعداد ذرات در هر دسته برابر ۲۰ و مقدار Try_number نیز برابر ۵ و مقدار این پارامتر برای بهترین دسته برابر ۵۰ در نظر گرفته شده است. تنظیمات انحصار و ضد همگرایی مطابق مرجع [۴] انجام شده است.

آزمایش ها ۳۰ بار تکرار شده اند و متوسط مقدار خطای برون خطی و خطای استاندارد [۳] الگوریتم پیشنهادی به همراه سه الگوریتم دیگر، در جداول ۲، ۳ و ۵ در فرکانس های ۵۰۰، ۱۰۰۰ و ۲۵۰۰ با تعداد قله های مختلف ارائه شده است. در این جداول، خطای استاندارد در کنار خطای برون خطی درون پرانتز و برای مقایسه بهتر، نتایج برتر پررنگ تر نمایش داده شده است.

جدول ۲: مقایسه خطای برون خطی و خطای استاندارد در فرکانس ۵۰۰.

M \	MQSO10(5,5q)	Adaptive mQSO	Cellular PSO	الگوریتم پیشنهادی
۱	۳۳.۶۷ (۳.۴۲)	۳۰.۲ (۰.۲۲)	۱۳.۴۶ (۰.۷۳)	۹.۶۱ (۰.۱۲)
۵	۱۱.۹۱ (۰.۷۶)	۵.۷۷ (۰.۲۲)	۹.۶۳ (۰.۴۹)	۷.۵۲ (۰.۳۴)
۱۰	۹.۶۲ (۰.۳۴)	۵.۳۷ (۰.۲۲)	۹.۲۵ (۰.۳۷)	۶.۲۵ (۰.۳۵)
۲۰	۹.۰۷ (۰.۲۵)	۶.۸۲ (۰.۲۲)	۸.۸۴ (۰.۲۸)	۶.۸۰ (۰.۲۸)
۳۰	۸.۸۰ (۰.۲۱)	۷.۱۰ (۰.۲۲)	۸.۸۱ (۰.۲۴)	۷.۹۸ (۰.۴۲)
۴۰	۸.۵۵ (۰.۲۱)	۷.۰۵ (۰.۲۲)	۸.۹۴ (۰.۲۴)	۷.۴۲ (۰.۳۰)
۵۰	۸.۷۲ (۰.۲۰)	۸.۹۷ (۰.۲۲)	۸.۶۲ (۰.۲۳)	۸.۱۹ (۰.۴۱)
۱۰۰	۸.۵۴ (۰.۲)	۷.۳۴ (۰.۲۲)	۸.۵۴ (۰.۲۱)	۸.۱۴ (۰.۶۲)
۲۰۰	۸.۱۹ (۰.۱۸)	۷.۴۸ (۰.۲۲)	۸.۴۸ (۰.۱۸)	۷.۲۰ (۰.۲۱)

الگوریتم پیشنهادی در شکل ۳ آورده شده است:

```

For each swarm i
Initialize BLFi \ Belief Space for each swarm
For each Particle j
    initialize xi,j, vi,j
    Pbesti,j = xi,j
End for
Gbest=arg min f(Pbesti,j)
End for
Initialize Test_point
Repeat:
for each swarm i
    for each particle j
        Update Xi,j(t+1) and Pbesti,j(t+1)
    End for
    Update(BLFi) \ according to Normative Knowledge
    Calculate R(j) based on Normative Knowledge
    Gbest=arg min f(Pbesti,j)
    End for
    for each swarm i
        For cnt=1 to Try_number
            Update Qi,j based on equation (11)
            If f(Qi,j) > f(Gbesti) THEN
                Gbesti = Qi,j
        End for
    End for
    Evaluate Test_point
    IF new value is different from last iteration THEN
        change environment
        Reevaluate each particle attractor
        Update swarm attractor
    Update(BLFi) \ according to Normative Knowledge
    Calculate R(j) based on equation (11)
    Execute exclusion and anti-convergence[4]
Until stopping criterion is met

```

شکل ۳: شبه کد الگوریتم پیشنهادی.

۵- ارزیابی

ارزیابی کارایی الگوریتم پیشنهادی، این الگوریتم همراه با سه الگوریتم شناخته شده به نامهای mQSO [۴] و Adaptive mQSO [۵] و MPB [۶] بر روی MPB مورد مقایسه قرار گرفته اند. نتایج با توجه به پارامترهای جدول ۱، که با نام سناریو ۲ در مسئله MPB معروف است، آورده شده است [۳]. تنها پارامترهای متفاوت، تعداد قله ها و فرکانس تغییر است که برای ارزیابی بهتر بین الگوریتم ها از ۱ قله تا ۲۰۰ قله در فرکانس های تغییر ۵۰۰، ۱۰۰۰، ۲۵۰۰ و ۵۰۰۰ در نظر گرفته شده است.

جدول ۱ : پارامترهای MPB

M	تعداد قله ها	بین ۱ تا ۲۰۰	۵۰۰، ۱۰۰۰، ۲۵۰۰ و ۵۰۰۰ فرکانس تغییر



جدول ۵: مقایسه خطای برون خطی و خطای استاندارد در فرکانس ۵۰۰۰.

M \	MQSO10(5,5q)	Adaptive mQSO	Cellular PSO	الگوریتم پیشنهادی
۱	۳.۸۲ (۳.۴۲)	۰.۵۱ (۰.۰۴)	۲.۵۴ (۰.۱۶)	۱.۳۸ (۰.۰۹)
۵	۱.۹۰ (۰.۳۵)	۱.۰۹ (۰.۱۴)	۱.۷۲ (۰.۱۷)	۱.۲۰ (۰.۲۳)
۱۰	۱.۹۱ (۰.۳۱)	۱.۵۱ (۰.۱۰)	۱.۷۶ (۰.۱۳)	۱.۴۱ (۰.۱۷)
۲۰	۲.۵۶ (۰.۲۳)	۲.۰۰ (۰.۱۵)	۲.۵۹ (۰.۱۰)	۲.۴۲ (۰.۰۳۳)
۳۰	۲.۶۸ (۰.۲۹)	۲.۱۹ (۰.۱۷)	۲.۹۵ (۰.۱۲)	۲.۴۱ (۰.۱۸)
۴۰	۲.۶۵ (۰.۲۱)	۲.۲۸ (۰.۱۲)	۳.۱۱ (۰.۱۰)	۲.۴۳ (۰.۰۶)
۵۰	۲.۶۳ (۰.۲۰)	۲.۴۳ (۰.۱۳)	۳.۲۲ (۰.۱۱)	۲.۴۲ (۰.۰۸)
۱۰۰	۲.۵۲ (۰.۰۲)	۲.۶۸ (۰.۱۲)	۳.۳۹ (۰.۱۰)	۲.۳۸ (۰.۰۶)
۲۰۰	۲.۳۶ (۰.۱۷)	۲.۶۲ (۰.۱۰)	۳.۳۶ (۰.۰۹)	۲.۲۴ (۰.۰۲)

دلیل این که نتایج مربوط به Adaptive mQSO در قله‌های پایین تر برتر محسوسی دارد، این موضوع است که در این الگوریتم تعداد دسته‌ها به صورت تطبیقی و براساس تعداد قله‌های یافته شده تنظیم می‌شود. بدین صورت این الگوریتم می‌تواند براساس قله‌های یافته شده تعداد ارزیابی‌ها از تابع شایستگی را کنترل کند و باعث به هدر نرفتن تعداد ارزیابی‌ها شود. با این وجود الگوریتم پیشنهادی توانسته با آن الگوریتم رقابت کند و این نشان از مؤثر بودن ذره کوانتوم پیشنهادی است که در آن شعاع تطبیقی بر اساس فضای باور الگوریتم فرهنگی ایجاد شده است.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک الگوریتم براساس بهینه‌سازی تجمعی ذرات (PSO) برای محیط‌های پویا با رعایت کلیه الزامات محیط پویا و نیز ذره کوانتوم ابتکاری پیشنهاد شد تا بتواند اطراف بهترین ذره از هر دسته را با تعداد دفعات مشخصی جستجو کند. این شعاع جستجو را دانش معیار از فضای باور الگوریتم فرهنگی فراهم می‌نماید.

نتایج بر روی معیار حرکت قله‌ها با چند روش ساخته شده‌ی دیگر مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج آزمایش‌ها نشان داد که الگوریتم پیشنهادی از کارایی قابل قبولی برخوردار است. برای کار آینده و بهبود این الگوریتم می‌توان تعداد دسته‌ها و فضای

جدول ۳: مقایسه خطای برون خطی و خطای استاندارد در فرکانس ۱۰۰۰.

M \	MQSO10(5,5q)	Adaptive mQSO	Cellular PSO	الگوریتم پیشنهادی
۱	۱۸.۶۰ (۱.۶۳)	۲.۳۳ (۰.۳۱)	۶.۷۷ (۰.۳۸)	۴.۶۷ (۰.۲۳)
۵	۶.۵۶ (۰.۳۸)	۲.۹۰ (۰.۳۲)	۵.۳۰ (۰.۳۲)	۴.۱۱ (۰.۳۸)
۱۰	۵.۷۱ (۰.۰۲۲)	۴.۵۶ (۰.۴۰)	۵.۱۹ (۰.۱۳)	۳.۶۷ (۰.۱۲)
۲۰	۵.۸۵ (۰.۱۵)	۵.۳۶ (۰.۴۷)	۵.۲۳ (۰.۱۸)	۴.۱۱ (۰.۱۶)
۳۰	۵.۸۱ (۰.۱۵)	۵.۲۰ (۰.۳۸)	۵.۳۳ (۰.۱۶)	۴.۸ (۰.۳۲)
۴۰	۵.۷۰ (۰.۱۴)	۵.۲۵ (۰.۳۷)	۵.۶۱ (۰.۱۶)	۵.۳۱ (۰.۲۶)
۵۰	۵.۸۷ (۰.۱۳)	۶.۰۶ (۰.۱۴)	۵.۵۵ (۰.۱۴)	۵.۲۸ (۰.۱۷)
۱۰۰	۵.۸۳ (۰.۱۳)	۴.۷۷ (۰.۴۵)	۵.۵۷ (۰.۱۲)	۴.۷۹ (۰.۳۱)
۲۰۰	۵.۵۴ (۰.۱۱)	۵.۷۵ (۰.۰۲۶)	۵.۵۰ (۰.۱۲)	۴.۹۵ (۰.۰۲۸)

همان‌طور که مشاهده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی در فرکانس‌های کمتر، یعنی ۵۰۰ و ۱۰۰۰، عملکرد بهتری نسبت به سه الگوریتم دیگر دارد. علت این برتری این است که الگوریتم پیشنهادی تنوع مناسبی را ایجاد می‌کند. البته در اینجا نقش ذره کوانتوم کم‌رنگ‌تر است، زیرا محیط با سرعت بیشتری تغییر می‌کند و فرصت برای آن ذره برای بدست آوردن موقعیت‌های بهتر اطراف gbest کمتر بوجود می‌آید.

جدول ۴: مقایسه خطای برون خطی و خطای استاندارد در فرکانس ۲۵۰۰.

M \	MQSO10(5,5q)	Adaptive mQSO	Cellular PSO	الگوریتم پیشنهادی
۱	۷.۶۴ (۰.۶۴)	۰.۸۷ (۰.۱۱)	۴.۱۵ (۰.۲۵)	۲.۱۷ (۰.۲۳)
۵	۳.۲۶ (۰.۲۱)	۲.۱۶ (۰.۱۹)	۲.۸۵ (۰.۲۴)	۱.۹۸ (۰.۱۱)
۱۰	۳.۱۲ (۰.۱۴)	۲.۴۹ (۰.۱۰)	۲.۸۲ (۰.۱۴)	۱.۷۹ (۰.۳۳)
۲۰	۳.۵۸ (۰.۱۳)	۲.۷۳ (۰.۱۱)	۳.۴۱ (۰.۱۴)	۳.۱۸ (۰.۱۵)
۳۰	۳.۶۳ (۰.۱۰)	۳.۲۴ (۰.۱۸)	۳.۶۲ (۰.۱۲)	۲.۹۵ (۰.۲۳)
۴۰	۳.۵۵ (۰.۱۰)	۳.۲۷ (۰.۲۳)	۳.۸۴ (۰.۱۲)	۳.۲۲ (۰.۱۷)
۵۰	۳.۶۳ (۰.۱۰)	۳.۶۸ (۰.۱۵)	۳.۸۶ (۰.۱۰)	۳.۲۳ (۰.۱۰)
۱۰۰	۳.۵۸ (۰.۰۸)	۳.۵۳ (۰.۱۴)	۴.۱۰ (۰.۱۱)	۲.۱۹ (۰.۱۲)
۲۰۰	۳.۳۰ (۰.۰۶)	۳.۰۷ (۰.۱۲)	۳.۹۷ (۰.۱۰)	۲.۹۷ (۰.۰۳)

الگوریتم پیشنهادی در این فرکانس هم نتایج قابل رقابتی با دیگر الگوریتم‌ها دارد و نتایجی نزدیک به نتایج الگوریتم برتر Adaptive mQSO دارد. در اینجا نقش ذره کوانتوم پیشنهادی محسوس‌تر است، زیرا الگوریتم توائیسته عملکرد بهتری نسبت به mQSO ارائه کند.

باور هر دسته را به صورت تطبیقی در نظر گرفت، به طوری که
به ازای هر قله یافت شده در فضای مسأله یک دسته ایجاد شود.

مراجع

- ⁶ Exclusion
- ⁷ Anti Convergence
- ⁸ Crowding based Differential Evolution
- ⁹ Population Space
- ¹⁰ Belief Space
- ¹¹ Fitness Function
- ¹² Acceptance function
- ¹³ Mutation
- ¹⁴ Influence function
- ¹⁵ Situational knowledge
- ¹⁶ Normative knowledge

- [1] Kennedy, j., Eberhart, R.C., "Particle Swarm Optimization", *IEEE International Conference on Neural Networks*, Piscataway, NJ, vol. IV, pp. 1942-1948, 1995.
- [2] P. Engelbrecht, *Computational Intelligence An Introduction*, Wiley, Second Edition, 2007.
- [3] <http://www.aifb.uni-karlsruhe.de/~jbr/MovPeaks/>
- [4] T. Blackwell and J. Branke, "Multiswarm, Exclusion, and Anti-Convergence in Dynamic Environment", in *IEEE Transaction on Evolutionary Computation*, vol. 10, No. 4, pp. 459-472, 2006.
- [5] B. Hashemi and M. R. Meybodi, "Cellular PSO: A PSO for Dynamic Environments", in *Advances in Computation and Intelligence, Lecture Notes in Computer Science*, vol. 5821, pp. 422-433, 2009.
- [6] T. Blackwell and J. Branke, "Particle Swarms for Dynamic Optimizatin Problems", in *swarm Intelligence*, pp. 193-217, 2008.
- [7] Blackwell, T., Branke, j., "Multi-Swarm Optimization in Dynamic Environments", *Applications of Evolutionary Computing*, 489-500, 2004.
- [8] Lung, R.I., Dumitrescu, D., "A Collaborative Model for Tracking Optima in Dynamic Environments", *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 564-567, 2007.
- [9] M. Daneshyari and G.G. Yen, "Cultural-based particle swarm for dynamic optimization problems", *International Journal of Systems Science*, pp. 1-21, 2011, DOI= <http://dx.doi.org/10.1080/00207721.2011.605965>.
- [10] R. Reynolds, "An Introduction to Cultural Algorithms", In *Proceedings Of the 3rd Annual on Evolutionary Programming, World Scientific*, River Edge, NJ, pp. 131-139, 1994.
- [11] R. Reynolds, S. Saleem, "The Impact of Environmental Dynamic on Cultural Emergence", *Festschrift, in Honor of john Holland*, Oxford University Press, pp. 1-10, 2003.
- [12] Reynolds, R.G, Bin Peng, Mostafa Z. Ali, "The Role of Culture in the Emergence of Decision Making Roles", *International join conference on Understanding Complex Systems*, University of Illinois-Urbana Champaign, pp. 27-42, 2005.
- [13] Y. Wu, X-L. Huang, X-Z. Gao, "A Cultural Particle Swarm Optimization Algorithm", *Sixth International Conference on Natural Computation*, pp. 2505-2509, 2010.
- [14] Saleh M. Saleem, "Knowledge-Based Solution to Dynamic Optimization Problems using Cultural Algorithms", *PhD thesis*, Wayne State University, Detroit, Michigan, 2011.

زیرنویس‌ها

¹ Particle Swarm Optimization

² Cultural Algorithms

³ Moving peak Benchmark

⁴ Offline Error

⁵ Multi Swarm