

الگوریتم بهینه سازی ذرات با استفاده از سیاست تبادل فرهنگی برای محیط‌های پویا

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

^۱دانشکده برق و رایانه، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران
Sajad_havaasi@yahoo.com

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

^۳دانشکده برق و رایانه، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران
Smnh Rahimi@yahoo.com

چکیده

مسائل و مشکلات بهینه‌سازی عملی، غالباً با عدم قطعیت مواجه هستند که از این میان تعداد قابل توجهی از آنها متعلق به مشکل بهینه‌سازی محیط‌های پویاست، که در آن بهینه با زمان تغییر می‌کند. در این مقاله، روش جدیدی که الهام گرفته از تبادل فرهنگ مابین جوامع متمدن است، با نام سیاست تبادل فرهنگی پیشنهاد شده است. این سیاست همراه با بهینه‌سازی دسته‌جمعی ذرات که به صورت چند جمعیتی ارائه شده است، برای ایجاد تنوع در جمعیت و قرارگیری سریع جمعیت بر روی بهینه، بعد از تغییر محیط به کار می‌رود. این سیاست با استفاده از دانش پیشنهادی در فضای باور با عنوان دانش تبادل اعمال می‌شود. ارزیابی این روش پیشنهادی بر روی معیار قله‌های متحرک و مقایسه نتایج آن با نتایج حاصل از چندین الگوریتم معتبر نشان از کارایی خوب این روش نسبت به الگوریتم mQSO و سایر الگوریتم‌ها دارد.

کلمات کلیدی

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

جمله‌ای این الگوریتم‌ها می‌توان به الگوریتم فرهنگی^۱ و الگوریتم بهینه‌سازی دسته‌جمعی ذرات یا PSO^۲ اشاره کرد.

۱- مقدمه

الگوریتم بهینه‌سازی دسته‌جمعی ذرات، در سال ۱۹۹۵ توسط کندی و ابرهارت 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. مشکل اساسی این الگوریتم اینست که پس از مدتی تنوع را از دست داده و باعث همگرایی زودرس و گیر افتادن در بهینه محلی می‌شود. مشکل دیگر به خصوص برای محیط‌های پویا، بلا استفاده شدن حافظه پس از تغییر محیط است. راه حل‌های متنوعی برای حل این دو مشکل پیشنهاد شده است که در بخش‌های بعدی به آن‌ها اشاره می‌شود.

در محیط‌های پویا، بهینه با زمان تغییر می‌کند. در چنین مواردی، الگوریتم بهینه‌سازی باید تغییر را بسی درنگ تشخیص داده و پاسخ مناسبی به آن بدهد. یک نمونه از محیط‌های پویایی واقعی، مسئله دارایی‌های پویا است که هدف بدست آوردن یک تشخیص مطلوب از دارایی‌ها برای به حداقل رساندن سود و به حداقل رساندن ریسک سرمایه‌گذاری است. برخی از عدم قطعیت‌ها در اینجا می‌تواند موقعیت بازار، بار تعهدات و اختیارات یا قیمت‌گذاری‌ها باشد. در واقع، بهینه‌سازی می‌تواند در هر ساعت نیازمند قیمت بازار باشد.

به همین دلیل، برای غلبه بر مشکلات محیط‌های پویا، الگوریتم‌های مبتنی بر جمعیت برای اتخاذ رفتار اجتماعی پیشنهاد شدند. از

بدست می‌آید، بهترین مقدار است که تاکنون توسط تمام ذره‌ها در میان جمعیت بدست آمده است. این مقدار، بهترین تجربه گروهی است که $gbest$ نامیده می‌شود. پس از یافتن دو مقدار $pbest$ و $gbest$ هر ذره سرعت و مکان جدید خود را با دو رابطه زیر به روز می‌کند:

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

$$v_{i,j}^{(t+1)} = w * v_{i,j}^t + c_1 r_1 (pbest_{i,j}^t - X_{i,j}^t) + c_2 r_2 (gbest_{i,j}^t - X_{i,j}^t) \quad (2)$$

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 mQSO [5] که نوع خاصی از الگوریتم بهینه‌سازی دسته‌جمعی ذرات است، تعداد از پیش تعیین شده‌ای دسته وجود دارد که هر دسته وظیفه یافتن و تعییب 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 بگیرند. ارتباط بین دسته‌ها به دو صورت محلی بر اساس r_{conv} و سراسری بر اساس r_{conv} است [5]. زمانی که تمام دسته‌ها همگرا شده باشند و تعداد قله‌ها بیش از تعداد دسته‌ها باشد، دسته‌ای که کمترین مقدار شایستگی را دارد، در فضای مسأله مقدار-دهی اولیه می‌شود. همین‌طور، اگر دو دسته فاصله کمتر از r_{conv} از هم داشته باشند، دسته‌ای که شایستگی کمتری دارد، مقداردهی اولیه می‌شود. زیرا اگر هر دسته یک قله را زیر پوشش قرار دهد، کفايت 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 تعداد دسته‌ها باشد و همه دسته‌ها همگرا شده باشند، برخی از قله‌ها هیچ وقت تحت پوشش قرار نمی‌گیرند. بنابراین در مرجع [5] 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^۱، انحصار^۲ و ضد همگرایی^۳ استفاده شده است.

۳- الگوریتم فرهنگی

اصول کلی الگوریتم فرهنگی به طور خلاصه به صورت زیر مطرح می‌گردد. رینالدز در سال ۱۹۹۴ الگوریتم فرهنگی را به عنوان یک سیستم دوگانه و راثتی پیشنهاد کرد که در آن اطلاعات از طریق دو فضای

الگوریتم فرهنگی توسط رینالدز 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 [2]. این الگوریتم دارای دانش‌های مختلفی در فضای باور خویش است که به امر جستجو کمک می‌کند [3]. در این مقاله یک دانش جدید با نام دانش تبادل برای فضای باور پیشنهاد شده است.

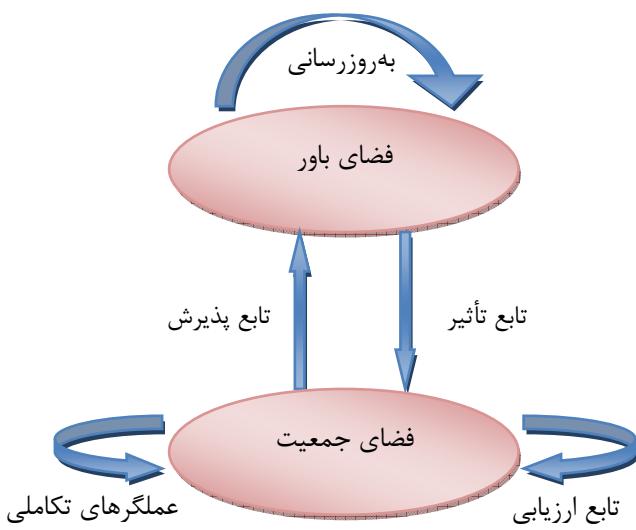
در این نوشتار، یک الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر الگوریتم mQSO که یک الگوریتم چند جمعیتی است، با سیاست تبادل فرهنگی پیشنهاد شده است. این سیاست منجر به ایجاد تنوع در دسته‌ها و قرارگیری سریع‌تر جمعیت بر روی بهینه می‌شود. الگوریتم پیشنهادی بر روی سناریوهای مختلف معیار قله‌های متجرک (MPB) [4]، که از معروف‌ترین توابع محک محیط‌های پویا است، پکار رفته و کارایی آن با الگوریتم‌های mQSO [5]، rSPSO [7]، Adaptive mQSO [6]، CellularPso [8] و SPSO [9] مقایسه شده است. معیار مقایسه، خطای برون خطی^۴ 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.

در ادامه، در بخش دوم مروری بر الگوریتم بهینه‌سازی دسته-جمعی ذرات (PSO) و شرح مختصری از نوع خاص آن یعنی mQSO و کارهای انجام شده قبلی برای انطباق با محیط‌های پویا مطرح شده و در بخش سوم خلاصه‌ای از الگوریتم‌های فرهنگی ارائه می‌گردد. در بخش چهارم سیاست تبادل فرهنگی معرفی شده و در بخش پنجم الگوریتم پیشنهادی طرح می‌گردد. در بخش ششم نتایج آزمایش‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرند و بخش نهایی به بیان نتیجه‌گیری می‌پردازد.

۲- الگوریتم بهینه‌سازی دسته‌جمعی ذرات

این الگوریتم با یک گروه از جواب‌های تصادفی شروع به کار می‌کند. سپس برای یافتن جواب بهینه در فضای مسئله با به روز 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 زام 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 $pbest$ نامیده می‌شود. مقدار بهترین دیگر که توسط PSO

آن برای جستجو در آن فضا مفید می‌باشد که این امکان را دانش دامنه بوجود می‌آورد.
چارچوب الگوریتم فرهنگی در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل (۱) : چارچوب الگوریتم فرهنگی

برای کسب اطلاعات بیشتر در مورد الگوریتم فرهنگی به مراجع [12,11,10] مراجعه شود.

۴- سیاست تبادل فرهنگی پیشنهادی

این دانش الهام گرفته از تبادل فرهنگ مابین جوامع متمدن است که هر جامعه بر روی جوامع دیگر تأثیر فرهنگی خود را دارد. البته در اینجا فرض شده که این تأثیر مثبت باشد. این دانش برای ایجاد تنوع در محیط پس از تغییر محیط و تبادل اطلاعات یا همان فرهنگ مابین دسته‌ها در نظر گرفته شده است.

این دانش به این صورت ساخته می‌شود که برای هر دسته، دو لیست S و R ساخته می‌شود. لیست S شامل ذرات کاندید برای جایگزین شدن در لیست R دسته‌ی دیگر می‌باشد که در ادامه معيار کاندید شدن ذرات در لیست S معرفی می‌شوند. لیست R شامل بدترین ذرات هر دسته می‌باشد که بر اساس مقدار شایستگی آن‌ها است.

پس از ساختن دانش تبادل، بین هر دو دسته، اطلاعات به صورت زیر مبادله می‌شود:

- ۱- بهترین ذرات کاندید از دسته‌ی اول جایگزین بدترین ذرات از دسته‌ی دوم می‌شوند.
- ۲- بهترین ذرات کاندید از دسته‌ی دوم جایگزین بدترین ذرات واقع در لیست R در دسته‌ی سوم می‌شوند و به همین ترتیب به صورت چرخشی مانند شکل (۲) ادامه پیدا می‌کند تا لیست S دسته‌ی ایام جایگزین لیست R دسته‌ی یکم شود.

جمعیت و فضای باور فرستاده می‌شد. 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.

اجزای الگوریتم فرهنگی به صورت زیر است:

- فضای جمعیت
- فضای باور
- تابع پذیرش
- تابع تأثیر^۸

فرهنگ به عنوان ذخیره اطلاعات در سطح فردی توسط اعضای جامعه قابل دسترسی است. الگوریتم فرهنگی تلاش می‌کند تا از طریق طرح فضای باور از آن پیروی نماید. الگوریتم فرهنگی در واقع یک ابزار محاسباتی شامل عوامل در حال تکاملی است که تجارت جمع‌آوری شده در فضای باور آن مشکل از انواع دانش‌هاست.

فرهنگ ایجاد شده در فضای باور، بر روی تکامل جمعیت در فضای جمعیت تأثیر می‌گذارد. این تأثیر با تغییر دادن عملگر جهش و اعمال آن عملگر در تولید فرزندان صورت می‌گیرد.

دانش‌های موجود در الگوریتم فرهنگی در زیر آمده است:

- ✓ دانش معیار
- ✓ دانش موقعیتی
- ✓ دانش دامنه
- ✓ دانش تاریخچه
- ✓ دانش مکان نگاری^۹

دانش معیار مجموعه بازه‌های خوب و امیدبخش را که از مجموعه‌ای از ذرات خوب استخراج شده است، برای هر بُعد از مسئله نگهداری می‌کند. دانش معیار باعث می‌شود افرادی که در داخل بازه‌های امیدبخش قرار ندارند، داخل آن بازه‌ها قرار گیرند. دانش موقعیتی، بهترین راه حل‌های پیدا شده در هر نسل را ذخیره می‌کند. این قسمت از دانش برای بهینه‌سازی توابع اعداد حقیقی در محیط‌های ایستا معرفی شده، که شامل تعدادی از افراد خوب است که بهترین آن‌ها برای تأثیر گذاری در تولید نسل بعدی در نظر گرفته می‌شود.

دانش تاریخچه، برای هر تغییر محیط، اطلاعاتی مانند بهترین راه حل حاضر جهت تغییرات هر بُعد و فاصله تغییرات را نگهداری می‌کند.

این دانش برای پیش‌بینی حرکت آینده قله‌ها پیشنهاد شده است. دانش مکان نگاری، برای به مدل در آوردن محیط یا منظره تابع معرفی شد. در این دانش تمام فضای جستجو به سلول‌هایی تقسیم‌بندی می‌شود که مکان بهترین فرد در هر سلول نگهداری می‌شود. افراد در این دانش به سمت بهترین سلول راهنمایی می‌شوند. دانش دامنه از دانش در مورد مسئله، برای کمک به روند جستجو استفاده می‌کند. برای مثال، در یک تابع که که منظره آن شبیه قله‌های مخروطی است، دانش در مورد شکل مخروط و پارامترهای مربوط به

۶- ارزیابی

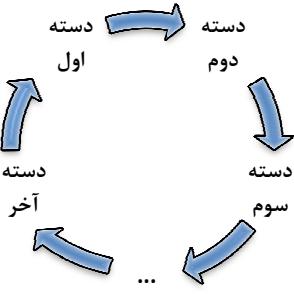
برای ارزیابی کارایی الگوریتم پیشنهادی، این الگوریتم همراه با پنج الگوریتم شناخته شده به نامهای [5] mQSO، [6] CellularPso، [7] Adaptive mQSO MPB، [8] rSPSO و [9] SPSO ارزیابی شد. نتایج با توجه به پارامترهای جدول (۱) که مورد مقایسه قرار گرفته‌اند، نتایج با توجه به پارامترهای جدول (۱) که با نام ستاریو ۲ در مسأله MPB معروف است، آورده شده است [4]. تنها پارامترهای متفاوت، تعداد قله‌ها و فرکانس تغییر می‌باشد که برای ارزیابی بهترین الگوریتمها از ۱ قله تا ۲۰۰ قله در فرکانس‌های تغییر ۵۰۰، ۱۰۰۰، ۲۵۰۰ و ۵۰۰۰ در نظر گرفته شده است.

جدول (۱) : پارامترهای MPB

M	تعداد قله ها	بین ۱ تا ۲۰۰
۵۰۰۰	فرکانس تغییر	۵۰۰۰، ۱۰۰۰، ۲۵۰۰ و ۵۰۰۰
۷۰	میزان تغییر ارتفاع	
۱۰	میزان تغییر عرض	
Cone	شکل قله	
ندارد	تابع اولیه	
۱۰	طول جایگایی	
۵	تعداد ابعاد N	
[۰۰۰,۱۰۰۰]	محدوده مکانی قله ها	
[۳۰۰,۷۰۰]	محدوده پارامتر ارتفاع	
[۱,۱۲]	محدوده پارامتر عرض	
۵۰	مقدار ارتفاع اولیه قله ها	

در آزمایش‌های الگوریتم پیشنهادی ۱۰ دسته وجود دارد و تعداد ذرات در هر دسته برابر ۵ و تنظیمات انحصار و ضد همگرایی مطابق [5] انجام شده است.

آزمایش‌ها ۳۰ بار تکرار شده‌اند و متوسط مقدار خطای برون خطی و خطای استاندارد [4] الگوریتم پیشنهادی به همراه الگوریتم‌های دیگر در جدول (۲) در فرکانس ۵۰۰۰ با تعداد قله‌های مختلف ارائه شده است. در این جدول، خطای استاندارد در کنار خطای برون خطی درون پرانتر و برای مقایسه بهتر، نتایج برتر پررنگ‌تر نمایش داده شده است. الگوریتم پیشنهادی در مجموع نتایج قابل قبولی را نسبت به الگوریتم‌های دیگر بدست آورده است. رقیب این الگوریتم، الگوریتم Adaptive mQSO می‌باشد که این الگوریتم عملکرد خوبی در محیط‌های پویا دارد، زیرا تعداد دسته‌ها در آن مطابق بر تعداد قله‌های یافت شده تعیین می‌گردد، اما با بالا رفتن تعداد قله‌ها کارایی آن کمتر می‌شود. در الگوریتم پیشنهادی با توجه به سیاست اعمال شده بر آن توانسته به خوبی تنوع لازم را بدست آورد و قله‌ها را تا حد امکان پوشش داده و پس از تغییر محیط با سرعت بیشتری به بهینه همگرا شود.



شکل (۲) : نمایش تبدیل فرنگ مابین دسته‌ها

اولویت قرارگیری ذرات در لیست S بصورت زیر است:

بین هر زوج از ذرات هر دسته، میانگین فاصله همینگ مانند رابطه زیر محاسبه شده و موقعیت ذرای که کمترین میانگین فاصله همینگ را با ذرات دیگر دارد، ذخیره می‌گردد.

$$h_q = \frac{1}{N_i-1} \sum_{i=1}^{Ni} \sqrt{\sum_{q \neq i} \left| x_{1q} - x'_{1i} \right|^2 + \left| x_{2q} - x'_{2i} \right|^2 + \dots + \left| x_{kq} - x'_{ki} \right|^2} \quad (3)$$

در رابطه بالا h_q میانگین فاصله همینگ ذره q با ذرات دیگر در یک دسته در k بعد و N_i تعداد ذرات در هر دسته است.

$$\bar{h} = \min_{1 \leq q \leq N_i} h_q \quad (4)$$

ذره‌ای که کمترین میانگین فاصله همینگ را با ذرات دیگر دسته خود داشته باشد، به عنوان نماینده دسته در نظر گرفته می‌شود. اگر چند ذره با میانگین فاصله همینگ مساوی پیدا شد، آن‌ها یی انتخاب می‌شوند که تابع هدف بهتری داشته باشند.

این دانش با هر وقوع انحصار و همگرایی و با هر بار تغییر محیط به روز آوری می‌شود.

۵- الگوریتم پیشنهادی

در این الگوریتم، هر دسته از دو نوع ذره یعنی ذرات معمولی و ذرات کوانتوم همانند [5] تشکیل شده است. روند الگوریتم همانند الگوریتم mQSO [5] است که از چند دستگی و انحصار و ضد همگرایی استفاده می‌کند. تنها تفاوت الگوریتم پیشنهادی این است که بعد از تغییر محیط، دسته‌ها از سیاست تبدیل فرنگی مابین خودشان استفاده می‌کنند. یکی از خصوصیات این روش این است که بعد از تغییر محیط هیچ ذره‌ای به صورت تصادفی ایجاد نمی‌شود و پارامترهای سرعت و مکان خود را مقداردهی اولیه نمی‌کند. در این الگوریتم اطلاعات هر دسته تا سطح مطلوبی پس از تغییر محیط حفظ می‌شود و تنوع قابل قبولی مابین دسته‌ها شکل می‌گیرد. چون در محیط‌های پویا احتمال این که یک بهینه محلی، سراسری شود و نیز ممکن است بهینه سراسری به صورت دوره‌ای تکرار شود وجود دارد، سیاست تبدیل فرنگی این نیاز را بر طرف می‌کند، زیرا اطلاعات هر دسته به صورت چرخشی در دسته‌های دیگر وجود دارد و قله پس از تغییر قابل شناسایی توسط دسته دیگر می‌باشد.

M \	MQSO10(5,5q)	Adaptive mQSO	Cellular PSO	rSPSO	SPSO	الگوریتم پیشنهادی
۱	۲.۸۲ ±۳.۴۲	۰.۵۱ ±۰.۰۴	۲.۵۴ ±۰.۱۶	۱.۴۲ ±۰.۰۶	۲.۶۴ ±۰.۱۰	۱.۲۴ ±۰.۱۹
۵	۱.۹۰ ±۰.۳۵	۱.۰۹ ±۰.۱۴	۱.۷۲ ±۰.۱۷	۱.۰۴ ±۰.۰۳	۲.۱۵ ±۰.۱۱	۱.۰۳ ±۰.۱۰
۱۰	۱.۹۱ ±۰.۳۱	۱.۰۱ ±۰.۱۰	۱.۷۶ ±۰.۱۳	۱.۵۰ ±۰.۰۸	۲.۵۱ ±۰.۰۹	۰.۹۰ ±۰.۰۷
۲۰	۲.۵۶ ±۰.۲۳	۲.۰۰ ±۰.۱۵	۲.۵۹ ±۰.۱۰	۲.۲۰ ±۰.۰۷	۲.۲۱ ±۰.۰۷	۲.۲۲ ±۰.۱۲
۳۰	۲.۶۸ ±۰.۲۹	۲.۱۹ ±۰.۱۷	۲.۹۵ ±۰.۱۲	۲.۶۲ ±۰.۰۷	۲.۶۴ ±۰.۰۷	۲.۳۷ ±۰.۱۸
۴۰	۲.۶۵ ±۰.۲۱	۲.۲۸ ±۰.۱۲	۳.۱۱ ±۰.۱۰	۲.۷۶ ±۰.۰۸	۳.۸۵ ±۰.۰۸	۲.۴۶ ±۰.۱۱
۵۰	۲.۶۳ ±۰.۲۰	۲.۴۳ ±۰.۱۳	۲.۲۲ ±۰.۱۱	۲.۷۲ ±۰.۰۸	۳.۸۶ ±۰.۰۸	۲.۳۹ ±۰.۰۵
۱۰۰	۲.۵۲ ±۰.۲	۲.۶۸ ±۰.۱۲	۳.۳۹ ±۰.۱۰	۲.۹۳ ±۰.۰۶	۴.۰۱ ±۰.۰۷	۲.۲۸ ±۰.۰۶
۲۰۰	۲.۳۶ ±۰.۱۷	۲.۶۲ ±۰.۱۰	۳.۳۶ ±۰.۰۹	۲.۷۹ ±۰.۰۵	۳.۸۲ ±۰.۰۵	۲.۱۹ ±۰.۰۲

[12] R. Reynolds, G. Bin Peng, Z. Ali Mostafa, "The Role of Culture in the Emergence of Decision Making Roles", *International joint conference on Understanding Complex Systems, University of Illinois-Urbana Champaign*, (2005), 27-42.

۷- نتیجه گیری

در این مقاله، الگوریتم براساس یکی از انواع بهینه‌سازی دسته‌جمعی ذرات (mQSO) برای محیط‌های پویا با اعمال سیاست تبادل فرهنگی پیشنهاد شد. نتایج آزمایش‌ها نشان داد که الگوریتم پیشنهادی از کارایی قابل قبولی برخوردار می‌باشد. برای کار آینده و بهبود این الگوریتم می‌توان تعداد دسته‌ها را به صورت تطبیقی در نظر گرفت، به طوری که از ای هر قله یافته شده در فضای مسأله یک دسته ایجاد شود.

زیرنویس‌ها

- ^۱ Cultural Algorithm
- ^۲ Particle Swarm Optimization
- ^۳ Moving peak Benchmark
- ^۴ Offline Error
- ^۵ Multi Swarm
- ^۶ Exclusion
- ^۷ Anti Convergence
- ^۸ Influence function
- ^۹ Topographical Knowledge

مراجع

- [1] J. Kennedy, R. C. Eberhart, "Particle Swarm Optimization", *IEEE International Conference on Neural Networks*, (1995), Piscataway, NJ, Vol. IV, 1942-1948.
- [2] P. Engelbrecht, "Computational Intelligence An Introduction", Wiley, Second Edition, (2007).
- [3] Saleh M. Saleem, "Knowledge-Based Solution to Dynamic Optimization Problems using Cultural Algorithms", *PhD thesis, Wayne State University, Detroit, Michigan*, (2011).
- [4] <http://www.aifb.uni-karlsruhe.de/~jbr/MovPeaks/>
- [5] T. Blackwell and J. Branke, "Multiswarm, Exclusion and Anti-Convergence in Dynamic Environment", in *IEEE Transaction on Evolutionary Computation*, (2006), Vol. 10, No. 4, 459-472.
- [6] B. Hashemi and M. R. Meybodi, "Cellular PSO: A PSO for Dynamic Environments", in *Advances in Computation and Intelligence, Lecture Notes in Computer Science*, (2009), Vol. 5821, 422-433.
- [7] T. Blackwell and J. Branke, "Particle Swarms for Dynamic Optimization Problems", in *swarm Intelligence*, (2008), 193-217.
- [8] W. Du and B. Li, "Multi-Strategy Ensemble Particle Swarm Optimization for Dynamic Optimization", in *Information Sciences: an International Journal*, (2008), Vol. 178, 3096-3109.
- [9] D. Parrott and X. Li, "Locating and Tracking Multiple Dynamic Optima by A Particle Swarm Model Using Speciation", in *IEEE Transaction on Evolutionary Computation*, (2006), Vol. 10, No. 4, 440-458.
- [10] R.L. Becerra, "Use of Domain Information to Improve the Performance of an Evolutionary Algorithm", *PhD thesis, Center for Research and Advanced Studies of National Polytechnic Institute of Mexico Computer Science Department*, (2007).
- [11] R. Reynolds, "An Introduction to Cultural Algorithms", In *Proceedings Of the 3rd Annual on Evolutionary Programming, World Scientific, River Edge*, (1994), NJ, 131-139.