

یک الگوریتم ترکیبی جدید مبتنی بر بهینه‌سازی دسته‌جمعی ذرات و الگوریتم فرهنگی برای محیط‌های پویا

سجاد هواسی، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین، ایران، sajad_havaasi@yahoo.com
محمد رضا میبودی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران، mmeybodi@aut.ac.ir
سمانه رحیمی، گروه مهندسی برق، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین، ایران، smnh_rahimi@yahoo.com

چکیده

بسیاری از مسائل بهینه‌سازی در دنیای واقعی پویا می‌باشند. در این گونه مسائل، بهینه در طول زمان تغییر پیدا می‌کند. در این نوع مسائل علاوه بر پیدا کردن بهینه سراسری می‌بایست آن را در طول زمان دنبال کرد.

در این مقاله، الگوریتم ترکیبی جدیدی مبتنی بر الگوریتم دسته‌جمعی ذرات و الگوریتم فرهنگی برای محیط‌های پویا پیشنهاد شده است. ایده اصلی مطرح شده در این مقاله جستجوی بهینه سراسری با استفاده از الگوریتم دسته‌جمعی ذرات است و برای ایجاد تنوع و عدم همگرایی زودرس دسته‌ی ذرات عملگر جهش هدایت شده‌ی مبتنی بر دانش ذخیره شده در فضای باور الگوریتم فرهنگی معرفی شده است. علاوه بر آن، با به کار بردن دانش تاریخچه‌ی فضای باور الگوریتم فرهنگی، سعی در پیش‌بینی حرکت قله‌ها در طی فرآیند بهینه‌سازی می‌کند.

نتایج حاصل از این الگوریتم ترکیبی پیشنهادی، بر روی معیار قله‌های متحرک ارزیابی شده و با نتایج حاصل از چندین الگوریتم معتبر مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج به دست آمده نشان دهنده‌ی کارایی بالای الگوریتم ترکیبی پیشنهادی در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها می‌باشد.

کلمات کلیدی

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

Particle swarm optimization, Cultural Algorithms, Dynamic Environments, Moving peak Benchmark.

۱. مقدمه

یافتن بهترین راه‌حل برای مسائل دنیای واقعی امروزه مورد توجه بسیاری از محققین قرار گرفته شده است. از آن‌جا که این مسائل ماهیت پویا دارند و محیط در حال تغییر ممکن است بهینه آن 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 آن‌جا که اکثر الگوریتم‌ها مانند الگوریتم بهینه‌سازی دسته‌جمعی ذرات به سمت بهینه حرکت می‌کنند، به نظر انتخاب خوبی برای این 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. یک روش مناسب برای سرعت بخشیدن بر فرآیند بهینه‌سازی پس از تغییر محیط، استفاده از اطلاعات و دانش ذخیره شده جستجوهای قبلی می‌باشد. اما اگر محیط بسیار شدید تغییر کند، استفاده از دانش گذشته می‌تواند موجب انحراف بهینه‌سازی شود و در آن مورد به نظر می‌رسد استراتژی شروع مجدد، بهترین روش باشد. اما معمولاً در اکثر مسائل تغییرات، شدید و عمده نمی‌باشد.

الگوریتم بهینه‌سازی دسته‌جمعی ذرات یا PSO^۱، در سال ۱۹۹۵ توسط Eberhart و Kennedy معرفی شد [۱]. این 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 دست دادن تنوع پس از مدتی است که باعث همگرایی زودرس و گیر افتادن در بهینه محلی می‌شود و مشکل دیگر به‌خصوص برای محیط‌های پویا، بلا استفاده شدن حافظه پس از تغییر محیط می‌باشد. راه‌حل‌های متنوعی برای حل این دو مشکل پیشنهاد شده است که در بخش‌های بعدی به آن‌ها اشاره می‌شود.

الگوریتم‌های فرهنگی^۲ 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. در واقع، اضافه شدن حوزه دانش مکانیزمی برای کاهش فضای جستجو از طریق هرس کردن قسمت‌های نامناسب آن می‌باشد [۲]. این الگوریتم دارای دانش‌های مختلفی در فضای باور خویش است که به امر جستجو کمک می‌کند. در بخش‌های آتی به تفصیل به آن‌ها می‌پردازیم.

در این مقاله، یک الگوریتم بهینه‌سازی ترکیبی مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی دسته‌جمعی ذرات و الگوریتم فرهنگی پیشنهاد شده است، که در این الگوریتم با توجه به ایجاد تنوع در محیط و عدم همگرایی زودرس، جهش هدایت شده‌ی مبتنی بر دانش ذخیره شده در فضای باور الگوریتم فرهنگی طراحی شده است، که باعث حفظ تنوع مناسب ذرات در جمعیت می‌شود. علاوه بر آن، با به کار

^۱ Particle Swarm Optimization

^۲ Cultural Algorithms

بردن دانش تاریخچه‌ی فضای باور الگوریتم فرهنگی، سعی در پیش‌بینی حرکت قله‌ها پس از تغییر محیط در طی فرآیند بهینه‌سازی می‌کند.

الگوریتم پیشنهادی با یک جمعیت بر روی سناریوهای مختلف معیار قله‌های متحرک (MPB) [۳]، که از معروف‌ترین بنچمارک‌های محیط‌های پویا است به کار رفته و کارایی آن با الگوریتم‌های mQSO [۴]، CellularPso [۵] و Adaptive mQSO [۶] مقایسه شده است. نتایج آزمایشات نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی با توجه به تک جمعیتی بودن آن از کارایی قابل قبولی بر خوردار است.

ادامه این مقاله بدین ترتیب سازماندهی شده است: در بخش دوم مروری بر الگوریتم بهینه‌سازی دسته‌جمعی ذرات (PSO) 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 آزمایشات 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 به‌روز کردن موقعیت و سرعت هر ذره به جستجو می‌پردازد. هر ذره به‌صورت چند بعدی با دو مقدار X_{ij} و V_{ij} که به ترتیب معرف مکان و سرعت مربوط به بعد j ام از i امین ذره هستند تعریف می‌شود. در هر مرحله از حرکت جمعیت، هر ذره با توجه به دو مقدار بهترین به‌روز می‌شود. اولین مقدار بهترین جواب از لحاظ شایستگی است که تاکنون برای هر ذره به طور جداگانه به‌دست آمده است. این مقدار بهترین تجربه فردی است که $pbest$ نامیده می‌شود. مقدار بهترین دیگر که توسط PSO به‌دست می‌آید، بهترین مقدار است که تاکنون توسط تمام ذره‌ها در میان جمعیت به‌دست 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 به‌روز می‌کند:

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

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

به طوری که w وزن اینرسی، c_1 و c_2 ضرایب شتاب و r_1 و r_2 اعداد تصادفی در بازه (۰ و ۱) می‌باشند.

۲-۱. الگوریتم بهینه‌سازی دسته‌جمعی ذرات در محیط‌های پویا

تحقیقات متعددی در زمینه بهینه‌سازی PSO در محیط‌های پویا انجام گرفته است. Blackwell و Branke در مراجع [۷] و [۸] روش چند دستگی ذرات، استفاده از مفاهیم ضد همگرایی و انحصار با هدف پوشش قله‌های مختلف و نیز ایجاد تنوع در محیط را معرفی کردند [۷].

Lung و Dumitrescu دو جمعیت با اندازه‌های برابر برای شناسایی و دنبال کردن بهینه متحرک در محیط‌های پویا معرفی کردند که یکی از این جمعیت‌ها مسئول حفظ تنوع در فضای جستجو می‌باشد و جمعیت دیگر مسئول پیدا کردن بهینه سراسری می‌باشد. حفظ تنوع در جمعیت، با به کار بردن الگوریتم تفاضلات تکاملی مبتنی بر ازدحام^۴ که برای بهینه‌سازی چند هدفه به کار می‌رود، صورت می‌پذیرد در حالی که PSO مستقیماً برای پیدا کردن بهینه سراسری مورد استفاده قرار می‌گیرد [۹].

هاشمی و میبیدی 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.

Moyed Daneshyari و Gary G.yen در مرجع [۱۰]، 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 نقش‌آفرینی می‌کند. این روش پیشنهادی از دانش‌های موجود در الگوریتم فرهنگی برای تشخیص تغییرات 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

یک سیستم دوگانه وراثتی است، که دو فضای جستجو را ارائه می‌دهد. یکی فضای جمعیت^۵ که بر مبنای نظریه ژنتیکی داروین است و دیگری فضای باور^۶ که یک قسمت از فرهنگ را ارائه می‌کند، که این مورد، وجه تمایز بین الگوریتم ژنتیک با الگوریتم فرهنگی است [۲].

فضای باور، در واقع اطلاعات فرهنگ افراد را مدل می‌کند. فضای جمعیت، افراد را در سطح ژنوتایپی^۷ یا فنوتایپی^۸ ارائه می‌دهد. هر دو فضا به‌صورت موازی با هم کار می‌کنند و بر روی هم تأثیر می‌گذارند.

برای ارتباط دادن بین این دو فضا یک پروتکل ارتباطی تعریف می‌شود. یکی برای انتخاب گروهی از افراد تا فضای باور را شکل دهند و دیگری روشی برای تأثیر این فضای باور بر روی تولید افراد در فضای جمعیت است.

به‌طور کلی الگوریتم فرهنگی به‌صورت زیر عمل می‌کند:

در هر نسل ابتدا افراد مانند الگوریتم ژنتیکی در فضای جمعیت وارد شده و توسط تابع شایستگی^۹ ارزیابی می‌شوند. سپس توسط تابع پذیرش^{۱۰} افرادی را که مناسب شکل دادن به فضای باور است را انتخاب می‌کند و تجربیات پذیرفته

⁴ Crowding based Differential Evolution

⁵ Population Space

⁶ Population Space

⁷ Genotypic

⁸ Phenotypic

⁹ Fitness Function

¹⁰ Acceptance function

³ Moving peak Benchmark

شده افراد، برای ساختن و تغییر فضای باور به کار برده می شود (در این جا فرهنگ شبیه سازی می شود).

فرهنگ ایجاد شده در فضای باور، بر روی تکامل جمعیت در فضای جمعیت تأثیر می گذارد. این تأثیر با تغییر دادن عملگر جهش^{۱۱} و اعمال آن عملگر در تولید فرزندان صورت می گیرد.

اجزای الگوریتم فرهنگی به صورت زیر می باشد:

- فضای جمعیت
- فضای باور
- تابع پذیرش
- تابع تأثیر^{۱۲}

که هر کدام در بخش های آینده شرح داده خواهد شد.

۳-۱. فضای جمعیت

این فضا در واقع فضای اصلی جمعیت می باشد و با مقدار دهی اولیه کار خود را شروع کرده و استخراج فرهنگ و ذخیره ی آن در فضای باور در این قسمت انجام می گیرد.

۳-۲. فضای باور

در فضای باور، تجربیات عمومی شده افراد موفق از فضای جمعیتی، به دست آمده و این تجارب در سراسر نسل و نسل های بعدی شکل گرفته و ذخیره می شود. این تجارب بر تمامی نسل ها تأثیر گذار است و به نسل های آینده منتقل می گردد.

درواقع، این فضا برای هرس کردن فضای جمعیت مؤثر است. هر فرد یک ذره در فضای جستجو است که فضای باور برای دور ساختن افراد از ناحیه های نامطلوب و سوق دادن آن ها به سمت ناحیه های امیدبخش و نزدیک به جواب به کار برده می شود [۱۱][۱۲].

دانش های مختلفی فضای باور را تشکیل می دهند که به شرح زیر است:

- دانش موقعیتی^{۱۳}
- دانش معیار^{۱۴}
- دانش تاریخچه^{۱۵}

دانش های دیگری نیز به مرور برای کاربردهای مختلف ایجاد شد [۱۲] که در این مقاله از سه مورد بالا استفاده می شود.

۳-۲-۱. این قسمت از فضای باور بهترین راه حل های پیدا شده در هر نسل را ذخیره می کند. این قسمت از دانش برای بهینه سازی توابع اعداد حقیقی در محیط های ایستا معرفی شد [۱۳]، که شامل تعدادی از افراد خوب است که بهترین آن ها برای تأثیر گذاری در تولید نسل بعدی در نظر گرفته می شود. در

این جا دانش موقعیتی شامل بهترین ذره سراسری است ($S = \{p_{gd}\}$)، و طبق رابطه زیر به روز می شود:

$$S^{t+1} = \begin{cases} p_{gd}^{t+1} & \text{if } f(p_{gd}^{t+1}) < f(s^t) \\ S^t & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

۳-۲-۲. دانش معیار

این منبع دانش، مجموعه بازه های خوب و امیدبخش را که از مجموعه ای از ذرات خوب استخراج شده است، برای هر بعد از مسئله نگهداری می کند. این دانش طبق رابطه زیر می باشد:

$$Norm = \{X_i, \dots, X_D\} \quad (4)$$

در این جا، D معرف تعداد ابعاد مسأله است و هر X_i به صورت زیر تعریف می شود:

$$X_i = [l_i \ u_i \ \ L_i \ \ U_i] \quad (5)$$

در این جا l_i و u_i به ترتیب حد بالا و حد پایین بعد i ام می باشند، L_i و U_i مقدار تابع شایستگی در آن حدود می باشد [۱۴][۱۵].

دانش معیار طبق روابط زیر به روز می شود:

$$l_i^{t+1} = \begin{cases} x_{j,i} & \text{if } x_{j,i} \leq l_i^t \text{ Or } f(\bar{x}_j) < L_i^t \\ l_i^t & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

$$u_i^{t+1} = \begin{cases} x_{k,i} & \text{if } x_{k,i} \geq u_i^t \text{ Or } f(\bar{x}_k) < U_i^t \\ u_i^t & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

$$L_i^{t+1} = \begin{cases} f(\bar{x}_j) & \text{if } x_{j,i} \leq l_i^t \text{ Or } f(\bar{x}_j) < L_i^t \\ L_i^t & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$$U_i^{t+1} = \begin{cases} f(\bar{x}_k) & \text{if } x_{k,i} \geq u_i^t \text{ Or } f(\bar{x}_k) < U_i^t \\ U_i^t & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

طبق این دانش، فضای جستجو رفته رفته کوچک تر و به ناحیه های خوب نزدیک تر می شود.

۳-۲-۳. دانش تاریخچه

این دانش اولین بار برای محیط های پویا پیشنهاد شد [۱۶]. هدف از این دانش پیدا کردن الگوی تغییرات محیط بود. دانش تاریخچه لیستی از محل و مقدار بهترین فرد پیدا شده تا قبل از تغییر محیط جاری را نگهداری می کند. برای به روز در آوردن این دانش، بهینه پیدا شده ی جاری قبل از تغییر محیط به لیست اضافه می گردد. در این مقاله از این دانش برای پیش بینی حرکت آینده قله ها استفاده می شود.

۳-۳. تابع پذیرش

¹¹ Mutation

¹² Influence function

¹³ Situational Knowledge

¹⁴ Normative Knowledge

¹⁵ History Knowledge

تعیین می‌شود که اگر تنوع از آن مقدار پایین‌تر آید الگوریتم شروع به ایجاد تنوع کند. مقدار تنوع جمعیت از مرجع [۲] براساس روابط زیر محاسبه می‌شود:

$$diversity = \left\{ \sum_{i=1}^{popsize} I_{ij}(t) \right\} / (gensize (popsize - 1)) < \varepsilon_1 \quad (13)$$

$$I_{ij}(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } |(x_{ij}(t) - x_j^{best}(t)) / x_j^{best}(t)| > \varepsilon_2 \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

دو مقدار ε_1 و ε_2 تفرانس تنوع جمعیت و تنوع ژنی نسبت به بهترین فرد است. اگر مقدار $diversity$ از آستانه تعریف شده کمتر باشد به این معناست که تنوع جمعیت پایین آمده است.

در الگوریتم پیشنهادی ابتدا فضای جمعیت براساس الگوریتم PSO مقداردهی اولیه شده و براساس قوانین PSO جلو می‌رود، همزمان با آن الگوریتم فرهنگی فضای باورش را تشکیل می‌دهد. پس از هر نسل (تکرار) تنوع جمعیت را بر-اساس (۱۳) چک می‌کند. اگر از مقدار آستانه کمتر باشد، یعنی تنوع کم شده است. در این زمان تعدادی از افراد جمعیت براساس $Influence_Ns$ جهش پیدا می‌کنند. این تنوع باعث می‌شود که جمعیت بتواند قله‌های بیشتری را تحت پوشش قرار دهد. پس از تغییر محیط نیمی از جمعیت براساس دانش تاریخیچه جهش پیدا می‌کند که این امر باعث می‌شود افراد در نزدیکی بهینه‌ی تخمین زده شده قرار بگیرند. این پیش‌بینی مکان بهینه توسط دانش تاریخیچه، نقش مهمی در کسب موفقیت و به‌دست آوردن نتایج خوب ایفا می‌کند که در بخش ارزیابی تأثیر آن در محیط‌هایی که با شدت بیشتری تغییر می‌کنند به‌خوبی آشکار است.

برای شناسایی تغییر در محیط در الگوریتم پیشنهادی، یک نقطه در ابتدای اجرای الگوریتم در فضای مسأله 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 کرده است.

الگوریتم پیشنهادی در شکل ۱ آمده است.

۵. ارزیابی

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

این تابع افراد شایسته را در هر نسل برای شکل‌دهی به فضای باور، انتخاب می‌کند. در مرجع [۱۶]، تعداد افراد انتخابی به‌صورت پویا طبق رابطه زیر پیشنهاد شد:

$$|A| = \left\lfloor popsize * p_{accept} + \frac{popsize(1 - p_{accept})}{g} \right\rfloor \quad (10)$$

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

۳-۴. تابع تأثیر

باورها در فضای باور برای تغییر دادن افراد و نزدیک کردن آن‌ها به باور سراسری (بهینه کل) به کار برده 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 می‌باشد. در این مقاله سعی شده است با توجه به دانش موقعیتی و دانش معیار از مراجع [۲] و [۱۵] تابع تأثیر استخراج شود. این جهش طبق رابطه زیر می‌باشد:

$$x'_{j,i} = \begin{cases} x_{j,i} + |size(I_i)| \cdot N(0,1) & \text{if } x_{j,i} < l_i \text{ Or } x_{j,i} < s_i \\ x_{j,i} - |size(I_i)| \cdot N(0,1) & \text{if } x_{j,i} > l_i \text{ Or } x_{j,i} > s_i \\ x_{j,i} + size(I_i) \cdot N(0,1) & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

که در رابطه بالا $size(I_i) = u_i - l_i$ است و $N(0,1)$ متغیر تصادفی با توزیع نرمال با میانگین ۰ و انحراف معیار ۱ می‌باشد. در این مقاله تابع تأثیری که بر-اساس جهش بالا انجام می‌شود را $Influence_Ns$ می‌نامیم. و جهش با توجه به دانش تاریخیچه طبق رابطه زیر است [۱۷]:

$$x'_{i,j} = \begin{cases} e_{i,1} + F \cdot dr_i \cdot |x_{i,r1} - x_{i,r2}| & \text{if } U(0,1) < \alpha \\ e_{i,1} + \frac{ds_i}{dm_i} \cdot (x_{i,r1} - x_{i,r1}) & \text{if } U(0,1) < \beta \\ U(lb_i, ub_i) & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

dr_i و ds_i به‌ترتیب میانگین جهت، میانگین فاصله تغییرات آامین متغیر و آامین متغیر از آخرین بهینه ذخیره شده در لیست دانش تاریخیچه می‌باشند. $x_{i,r1} - x_{i,r2}$ اختلاف آامین متغیر از دو فرد انتخابی از جمعیت به‌صورت تصادفی است. α و β پارامترهای تجربی بین ۰ و ۱ می‌باشند. ds_i فاصله اطلاعاتی برای هر متغیر است. در این مقاله تابع تأثیری که براساس جهش بالا انجام می‌شود را $Influence\ History$ می‌نامیم.

۴. الگوریتم پیشنهادی

اساس کار الگوریتم پیشنهادی بر ایجاد و حفظ تنوع در جمعیت استوار است. به این معنا که هر زمان تنوع جمعیت از حد مشخصی پایین‌تر آید، الگوریتم شروع به ایجاد تنوع در میان جمعیت می‌کند. برای نظارت بر تنوع جمعیت معیاری

الگوریتم دیگر در جداول ۲ تا ۵ در فرکانس‌های ۵۰۰، ۱۰۰۰، ۲۵۰۰ و ۵۰۰۰ با تعداد قله‌های مختلف ارائه شده است. در این جدول، خطای استاندارد در کنار خطای برون خطی درون پرانتز نشان داده شده است. برای مقایسه بهتر، نتایج برتر پررنگ‌تر 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)	۳.۰۲ (۰.۲۲)	۱۳.۴۶ (۰.۷۳)	۳.۰۱ (۰.۱۲)
۵	۱۱.۹۱ (۰.۷۶)	۵.۷۷ (۰.۲۲)	۹.۶۳ (۰.۴۹)	۴.۶۲ (۰.۵۴)
۱۰	۹.۶۲ (۰.۳۴)	۵.۳۷ (۰.۲۲)	۹.۳۵ (۰.۳۷)	۴.۵۵ (۰.۴۶)
۲۰	۹.۰۷ (۰.۲۵)	۶.۸۲ (۰.۲۲)	۸.۸۴ (۰.۲۸)	۵.۲۱ (۰.۲۴)
۳۰	۸.۸۰ (۰.۲۱)	۷.۱۰ (۰.۲۲)	۸.۸۱ (۰.۲۴)	۵.۹۸ (۰.۴۲)
۴۰	۸.۵۵ (۰.۲۱)	۷.۰۵ (۰.۲۲)	۸.۹۴ (۰.۲۴)	۶.۳۸ (۰.۳۰)
۵۰	۸.۷۲ (۰.۲۰)	۸.۹۷ (۰.۲۲)	۸.۶۲ (۰.۲۳)	۷.۱۷ (۰.۴۱)
۱۰۰	۸.۵۴ (۰.۲)	۷.۳۴ (۰.۲۲)	۸.۵۴ (۰.۲۱)	۷.۱۴ (۰.۲۱)
۲۰۰	۸.۱۹ (۰.۱۸)	۷.۴۸ (۰.۲۲)	۸.۲۸ (۰.۱۸)	۷.۲۰ (۰.۲۳)

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)	۶.۰۷ (۰.۲۳)
۵	۶.۵۶ (۰.۳۸)	۲.۹۰ (۰.۲۲)	۵.۳۰ (۰.۳۲)	۴.۱۱ (۰.۳۸)
۱۰	۵.۷۱ (۰.۲۲)	۴.۵۶ (۰.۴۰)	۵.۱۹ (۰.۱۳)	۴.۴۲ (۰.۱۲)
۲۰	۵.۸۵ (۰.۱۵)	۵.۳۶ (۰.۴۷)	۵.۲۳ (۰.۱۸)	۵.۱۱ (۰.۱۶)
۳۰	۵.۸۱ (۰.۱۵)	۵.۲۰ (۰.۳۸)	۵.۳۳ (۰.۱۶)	۵.۱۸ (۰.۲۲)
۴۰	۵.۷۰ (۰.۱۴)	۵.۲۵ (۰.۳۷)	۵.۶۱ (۰.۱۶)	۵.۱۷ (۰.۲۶)
۵۰	۵.۸۷ (۰.۱۳)	۶.۰۶ (۰.۱۴)	۵.۵۵ (۰.۱۴)	۵.۵۳ (۰.۱۷)
۱۰۰	۵.۸۳ (۰.۱۳)	۴.۷۷ (۰.۴۵)	۵.۵۷ (۰.۱۲)	۴.۶۳ (۰.۲۱)
۲۰۰	۵.۵۴ (۰.۱۱)	۵.۷۵ (۰.۲۶)	۵.۵۰ (۰.۱۲)	۵.۱۵ (۰.۳۸)

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)	۴.۳۵ (۰.۲۳)
۵	۳.۲۶ (۰.۲۱)	۲.۱۶ (۰.۱۹)	۲.۸۵ (۰.۲۴)	۲.۰۱ (۰.۱۱)
۱۰	۳.۱۲ (۰.۱۴)	۲.۴۹ (۰.۱۰)	۲.۸۲ (۰.۱۴)	۲.۲۳ (۰.۲۳)
۲۰	۳.۵۸ (۰.۱۳)	۲.۷۳ (۰.۱۱)	۳.۴۱ (۰.۱۴)	۲.۶۱ (۰.۱۵)
۳۰	۳.۶۳ (۰.۱۰)	۳.۲۴ (۰.۱۸)	۳.۶۲ (۰.۱۲)	۳.۳۳ (۰.۲۳)
۴۰	۳.۵۵ (۰.۱۰)	۳.۲۷ (۰.۲۳)	۳.۸۴ (۰.۱۲)	۳.۲۴ (۰.۱۵)
۵۰	۳.۶۳ (۰.۱۰)	۳.۶۸ (۰.۱۵)	۳.۸۶ (۰.۱۰)	۳.۶۰ (۰.۱۲)
۱۰۰	۳.۵۸ (۰.۰۸)	۳.۵۳ (۰.۱۴)	۴.۱۰ (۰.۱۱)	۳.۵۵ (۰.۱۸)
۲۰۰	۳.۳۰ (۰.۰۶)	۳.۰۷ (۰.۱۲)	۳.۹۷ (۰.۱۰)	۴.۱۸ (۰.۱۳)

Initialize PSO at t=0;

Initialize Belief Space at t=0;

Repeat

- Evaluate(PSO(t)) ;
- Update(Belief Space, PSO(t));
- Apply ACCEPTANCE function to PSO(t) to select particles which affect Belief Space(t);
- If change environment is detected then
 - Evaluate (PSO(t));
 - Mutate middle of PSO(t) that they have Lower Fitness according to Influence History;
- Calculate diversity of population; //apply equations (13), (14)
- If diversity of population is small then
 - Choose particle(i) randomly, except best_particle for Mutation;
 - New_Particle(i)=Mutate(Particle(i), Influence_Ns);
 - Evaluate(New_Particle(i));
 - If isbetter(New_Particle(i), Particle(i)) then Particle(i)=New_Particle(i);
 - Return to step c)
 - Return to step d)
- Update PSO(t);

Until termination criteria are met.

شکل ۱- شبه کد الگوریتم پیشنهادی.

جدول ۱- پارامترهای MPB.

۲۰۰ تا ۱	M تعداد قله ها
۵۰۰، ۱۰۰۰، ۲۵۰۰ و ۵۰۰۰	فرکانس تغییر
۷.۰	میزان تغییر ارتفاع
۱.۰	میزان تغییر عرض
cone	شکل قله
ندارد	تابع اولیه
۱.۰	S طول جابجایی
۵	N تعداد ابعاد
[۰.۰, ۱۰۰.۰]	محدوده مکانی قله ها
[۳۰.۰, ۷۰.۰]	محدوده پارامتر ارتفاع
[۱, ۱۲]	محدوده پارامتر عرض
۵۰	مقدار ارتفاع اولیه قله ها

در الگوریتم پیشنهادی، اندازه جمعیت برابر ۱۰۰ و پارامترها $\varepsilon_1 = [0.05, 0.1]$ و

$$\varepsilon_2 = \frac{1}{x_j^{best}}$$

در نظر گرفته شده است.

پارامترهای c1 و c2 برابر ۱.۴۹ مقدار دهی می‌شوند و وزن اینرسی w در بازه [۰.۹، ۰.۲] تعیین شده است. آزمایشات ۳۰ بار تکرار شده‌اند و متوسط مقدار خطای برون خطی و خطای استاندارد [۳] الگوریتم پیشنهادی به همراه سه

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)	۱.۶۱ (۰.۳۹)
۵	۱.۹۰ (۰.۳۵)	۱.۰۱ (۰.۰۹)	۱.۷۲ (۰.۱۷)	۱.۶۵ (۰.۲۳)
۱۰	۱.۹۱ (۰.۳۱)	۱.۵۱ (۰.۱۰)	۱.۷۶ (۰.۱۳)	۱.۷۸ (۰.۱۷)
۲۰	۲.۵۶ (۰.۲۳)	۲.۰۰ (۰.۱۵)	۲.۵۹ (۰.۱۰)	۲.۴۸ (۰.۳۳)
۳۰	۲.۶۸ (۰.۲۹)	۲.۱۹ (۰.۱۷)	۲.۹۵ (۰.۱۲)	۲.۱۱ (۰.۱۸)
۴۰	۲.۶۵ (۰.۲۱)	۲.۲۸ (۰.۱۲)	۳.۱۱ (۰.۱۰)	۲.۲۲ (۰.۱۶)
۵۰	۲.۶۳ (۰.۲۰)	۲.۴۳ (۰.۱۳)	۳.۲۲ (۰.۱۱)	۲.۴۲ (۰.۰۸)
۱۰۰	۲.۵۲ (۰.۲)	۲.۶۸ (۰.۱۲)	۳.۳۹ (۰.۱۰)	۲.۳۲ (۰.۱۵)
۲۰۰	۲.۳۶ (۰.۱۷)	۲.۶۲ (۰.۱۰)	۳.۳۶ (۰.۰۹)	۲.۵۵ (۰.۱۲)

همان طور که مشاهده می شود، الگوریتم پیشنهادی در فرکانس های کمتر، یعنی ۵۰۰ و ۱۰۰۰، عملکرد بهتری نسبت به سه الگوریتم دیگر دارد. علت این برتری این است که الگوریتم پیشنهادی با تنها یک تک جمعیت، تنوع مناسبی را ایجاد کند و مهم تر آن که بدلیل فرکانس کم، محیط بیشتر تغییر می کند و در این جا دانش تاریخیچه می تواند نمونه های بهینه بیشتری در اثر تغییر محیط زیاد ذخیره کرده و در نتیجه میانگین جهت و فاصله بهینه بعدی را بهتر تخمین بزند. لذا الگوریتم پیشنهادی در این فرکانس ها برتری محسوسی دارد.

الگوریتم پیشنهادی در فرکانس ۲۵۰۰ نیز نتایج قابل رقابتی با دیگر الگوریتم ها بدست می آورد و نتایجی نزدیک به الگوریتم برتر Adaptive mQSO دارد، اما به دلیل بالا رفتن فرکانس، کمی از قدرت دانش تاریخیچه برای پیش بینی بهینه بعدی کاسته شده و در مواردی عملکرد پایین تری دارد.

در فرکانس ۵۰۰۰، دلیل این که نتایج مربوط به Adaptive mQSO در قله های پایین تر برتری محسوسی دارد، این موضوع است که در این الگوریتم تعداد دسته ها به صورت تطبیقی و براساس تعداد قله های یافت شده تنظیم می شود. بدین صورت این الگوریتم می تواند براساس قله های یافت شده تعداد ارزیابی ها از تابع شایستگی را کنترل کند و باعث بهر دتر نرفتن تعداد ارزیابی ها شود. با این وجود الگوریتم پیشنهادی توانسته با یک دسته جمعیت در قله های بالاتر از ۲۰ بهتر عمل نماید.

۶. نتیجه گیری

در این مقاله الگوریتم ترکیبی براساس بهینه سازی تجمعی ذرات (PSO) و الگوریتم فرهنگی برای محیط های پویا پیشنهاد شد و نتایج بر روی معیار قله ها حرکت قله ها با چند روش شناخته شده دیگر مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج آزمایشات نشان داد که الگوریتم پیشنهادی از کارائی قابل قبولی برخوردار می باشد. برای کار آینده و بهبود این الگوریتم می توان پارامترهای ترانس تنوع جمعیت را به صورت تطبیقی تنظیم کرد تا باز الگوریتم بتواند به صورت مناسب تری در جمعیت تنوع ایجاد کند.

۷. مراجع

- [2] P. Engelbrecht, *Computational Intelligence An Introduction*, Wiley, Second Edition, 2007.
- [3] <http://www.aifb.unikarlstruhe.de/~jbr/MovPeaks/>
- [4] T. Blackwell and J. Branke, *Multiswarm, Exclusion, and Anti-Convergence in Dinamic 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] Kennedy, j., Eberhart, R.C., *Particle Swarm Optimization*, IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ, vol. IV, pp. 1942-1948, 1995.
- [8] Blackwell, T., Branke, j., *Multi-Swarm Optimization in Dynamic Environments*, Applications of Evolutionary Computing, 489-500, 2004.
- [9] Lung, R.I., Dumitrescu, D., *A Collaborative Model for Tracking Optima in Dynamic Environments*, IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp. 564-567, 2007.
- [10] 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>.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] C.J. Chung, knowledge-based approaches self-adaptation in cultural algorithms, PhD. Dissertation, Department of Computer Science Wanyne State University, 1997.
- [14] 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.
- [15] Y. Wu, X-L. Huang, X-Z. Gao, *A Cultural Particle Swarm Optimization Algorithm*, Sixth International Conference on Natural Computation, pp. 2505-2509, 2010.
- [16] Saleh M. Saleem, *Knowledge-Based Solution to Dtnamic Optimization Problems using Cultural Algorithms*, PhD thesis, Wayne State University, Detroit, Michigan, 2011.
- [17] 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.

- [1] Du, W., Li, B., *Multi-Strategy Ensemble Particle Swarm Optimization for Dynamic Optimization*, Information Science: an International Journal 178, 3096-3109, 2008.