

بخش بندی فضا برای بهبود کارایی الگوریتم PSO در محیط های پویا

ایمان رضازاده^۱، محمدرضا میبدی^۲، مهدی عبدالکریم وند^۳

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد هوش مصنوعی، دانشگاه آزاد اسلامی قزوین
Eiman.rezazadeh@gmail.com

^۲ دانشکده مهندسی کامپیوتر و فنآوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیر کبیر
mmeybodi@aut.ac.ir

^۳ دانشجوی کارشناسی ارشد هوش مصنوعی، دانشگاه امیر کبیر
abdolkarimvand@aut.ac.ir

چکیده

بسیاری از مسائل دنیای واقعی پویا هستند بطوری که بهینه‌های محلی و سراسری در طول زمان تغییر می‌کنند. الگوریتم PSO بر روی این مسائل به منظور پیدا کردن و دنبال کردن بهینه با موفقیت مورد استفاده قرار گرفته است. در این مقاله الگوریتم PSO برای محیط‌های پویا بهبود داده شده است. الگوریتم ارائه شده فضا را به قسمت‌های مختلفی تقسیم می‌کند و در هر قسمت به طور جداگانه گروه‌هایی ایجاد می‌شود و به جستجو می‌پردازد؛ برای بهبود سرعت همگرایی میزان اینرسی ذرات به صورت پویا تنظیم می‌شود و همچنین بهترین گروه موجود برای بهبود جواب بدست آمده یک جستجوی محلی نیز انجام می‌دهد. نتایج بدست آمده بر روی بنچمارک قله‌های متحرک (MPB) نشان می‌دهد که الگوریتم ارائه شده نسبت به روش‌های مشابه عملکرد بهتری دارد.

کلمات کلیدی

PSO, Dynamic environment, MPB, قله‌های متحرک.

۱- مقدمه

PSO یک روش جستجوی هیوریستیک نسبتاً جدید است؛ این الگوریتم به طور موفقیت آمیزی در بسیاری از زمینه‌ها از جمله بازشناخت الگو و پردازش تصاویر و یادگیری ماشین و غیره به کار می‌رود. PSO الگوریتم بهینه‌ای است که از روی زندگی جمعی و گروهی مثلاً پرندگان الهام می‌گیرد تا به راه حلی بهینه برسد. در الگوریتم PSO گروهی از ذرات در فضای جستجو قرار دارند که هر ذره یک راه حل کاندید برای مسأله بهینه‌سازی ارائه می‌کند. موقعیت هر ذره از بهترین موقعیت ملاقات شده به وسیله خودش (به معنی تجربه خودش) و موقعیت بهترین ذره در همسایگی‌هایش (به معنی تجربه‌های همسایه) اثر می‌پذیرد. محیط‌هایی که الگوریتم‌های تکاملی بر روی آنها اعمال می‌شوند به دو دسته کلی ایستا (بدون تغییر) و پویا (متغیر در طول زمان) تقسیم می‌شوند؛ بیشتر مسائل دنیای واقعی پویا هستند و در طول زمان تغییر می‌کنند، به عنوان مثال کارهای جدید به طور

پیوسته می‌رسند و باید زمانبندی شوند، پارامترهایی که بر محیط‌های پویا تأثیر می‌گذارند، فرکانس تغییرات، شدت تغییرات، تغییرات قابل پیش بینی و طول یا دقت چرخه می‌باشند؛ محیط‌های پویا بر اساس تنظیمات معرفی شده به چهار دسته کلی ثابت (تغییرات یکسان در هر دوره)، دوره‌ای (بازگشت به وضعیت قبلی)، همگن (کل چشم انداز به طور مرتبط حرکت می‌کنند) و تناوبی (بهینه از یک قله چشم انداز به قله دیگر جهش می‌کند) تقسیم می‌شود. [۸]

مشکلات PSO در محیط‌های پویا عبارتند از: حافظه قدیمی و کمبود تنوع که در ذیل خواهد آمد:

در صورت تغییر محیط، حافظه ذره دیگر درست نیست و اثرات بسیار بدی بر جستجو خواهد گذاشت؛ این مسأله را می‌توان با استفاده از دو روش ارزیابی مجدد حافظه و فراموش کردن حافظه حل کرد. در ارزیابی مجدد، حافظه هر ذره ارزیابی می‌شود و در

فراموش کردن حافظه، موقعیت فعلی ذره بجای حافظه‌ی آن جایگزین می شود و بهینه سراسری به روز می شود. کمبود تنوع هنگامی رخ می دهد که گروه به یک پیک همگرا شود و محیط تغییر کند. برای حل این مشکل یک مکانیزم افزایش تنوع در هنگام تغییر، استفاده می شود تا تنوع کافی در تمامی زمان ها وجود داشته باشد. روش های متنوع سازی اصلی معرفی شده شامل: تصادفی کردن، دافعه، شبکه های دینامیکی و چند جمعیتی می باشد.

این مقاله شامل بخش هایی به این ترتیب می باشد: در بخش دوم مروری بر کارهای انجام شده بر روی محیط های پویا که در مقالات آمده، صورت گرفته است؛ در بخش سوم الگوریتم ارائه شده توصیف گردیده؛ در بخش چهارم بنچمارک مورد استفاده معرفی گردیده؛ سپس در بخش پنجم تنظیمات الگوریتم ها برای آزمایشات آورده شده و در بخش ششم نتایج آزمایشات بر روی بنچمارک قله های متحرک نمایش داده شده و در آخر نتیجه گیری از آزمایشات صورت گرفته ارائه شده است.

۲- کارهای قبلی

MPSO ابتدا توسط بلک ول^۱ و برانک^۲ پیشنهاد [۵،۶] و سپس توسعه داده شد. ذرات در MPSO به m زیر گروه مستقل تقسیم می شوند. هر زیر گروه دارای تعداد ثابتی از ذرات است. اشتراک اطلاعات درون هر گروه به صورت سراسری است. این روش، تنوع را در دو سطح حفظ می نماید: گروه به تعدادی زیر گروه تقسیم می شود که به قسمت های مختلف فضای جستجو نفوذ می کنند (تنوع بین گروه ها). و هر گروه دارای تعدادی ذرات کوانتومی است که تنوع درون گروه را ایجاد می نمایند.

SPSO [۶] ذرات را به صورت پویا بین گونه ها توزیع می کند. SPSO بر پایه نظریه گونه ها توسعه یافته است، محدوده گونه ها وابسته به یک پارامتر r_s است که شعاع اندازه گیری شده در فاصله اقلیدسی را از مرکز گونه تا مرزهای آن مشخص می کند. مرکز یک گونه که «هسته گونه» نامیده می شود، معمولاً ذره ای با بهترین شایستگی در گونه است. تمامی ذراتی که درون فاصله r_s از هسته گونه قرار می گیرند، به عنوان یک گونه مشابه طبقه بندی می شوند.

UPSO [۷] الگوریتمی است که متغیرهای سراسری و محلی PSO را کنترل کرده و قابلیت های کاوش و استخراج آنها را بدون تحمیل الزامات اضافی بر حسب ارزیابی های تابع، ترکیب و متحد می سازد.

[۹] دو الگوریتم جستجو، یکی در گروه والد و یکی در FMSO در گروه فرزند به کار می رود؛ عملگر جستجوی سراسری در گروه والد برای حفظ تنوع و پیدا کردن نواحی محتمل در فضای جستجو به کار رفته است و گروه های فرزند به عنوان یک جستجو با یک گروه والد که عملگر FMSO محلی به کار رفته اند. جستجو را در کل فضای جستجو انجام می دهد شروع می شود در هر مرحله اگر بهترین موقعیت یافت شده در گروه والد بهبود یابد یک گروه فرزند به مرکزیت بهترین موقعیت یافت شده و به شعاع از این نقطه ایجاد می گردد. و در [۱۱] توسط کاموسی بهبود داده شده است

ایده اصلی در رویکرد CLPSO^۴ [۴] بهره گیری از تعاملات محلی در اتوماتای سلولی و تقسیم جمعیت ذرات در داخل سلول های اتوماتای سلولی می باشد؛ هر گروه برای یافتن بهینه محلی تلاش می کند، که این کار باعث پیدا کردن بهینه سراسری می گردد. در روش های چند گروهی قبلی به منظور جلوگیری از قرار گیری بیش از یک گروه بر روی یک قله فاصله بین گروه ها محاسبه می شود تا دو گروه در داخل شعاع فعالیت یکدیگر قرار نگیرند؛ اما در این روش این هزینه محاسباتی با استفاده از اتوماتای سلولی حذف شده است.

در $(KPSO)^4$ [۱] برای این که بتوان مسئله را به زیر مسئله ها تقسیم کرد، در هر چند تکرار متوالی، ذرات موجود در فضای مسئله خوشه بندی می شوند و هر خوشه به صورت جداگانه جستجوی خود را انجام می دهد. در این روش یکبار گروه بندی صورت می گیرد و برای چند تکرار ثابت می ماند بنابراین الگوریتم زمان کافی برای جستجو دارد. همچنین به دلیل استفاده از خوشه بندی، موقعیت فضایی ذرات نیز در گروه های مختلف در نظر گرفته می شود. اما مشکل این روش تعیین تعداد مناسب خوشه ها می باشد.

در [۱۰] لی و یانگ با استفاده از خوشه بندی فازی ذرات را گروه بندی کرده اند، سپس با استفاده از نتایج خوشه بندی ذرات را خوشه بندی کردند و در ادامه با توجه به پیشرفت الگوریتم خوشه ها را باهم ترکیب می کنند و یا اگر تعداد ذرات دو خوشه کم و نزدیک هم باشند این دو خوشه باهم ترکیب می شوند.

۳- روش پیشنهادی

الگوریتم پیشنهادی ابتدا فضا را با استفاده از خوشه بندی فازی به قسمت های مختلف تقسیم می کند، سپس در هر یک از پارتیشن ها گروه ها مستقلاً ایجاد می شوند و به جستجو می پردازند.

³ Cellular PSO

⁴ K-mins based PSO

¹ Blackwell

² Branke

گروه‌ها از ذرات PSO برای جستجو استفاده می‌کنند و از آنجا که همسایگی‌های کوچک به دلیل کاهش سرعت همگرایی و افزایش تنوع در محیط‌های پیچیده بهتر عمل می‌کنند، در این الگوریتم از همسایگی‌های کوچک استفاده شده است از طرفی به ازای تعداد گروه‌های ثابت تعداد ارزیابی‌ها کاهش می‌یابد که خود باعث می‌شود تا فضا تعداد تکرارهای بیشتری ثابت بماند و جستجوی کارآمدتری در فضا صورت بگیرد. برای بهبود سرعت همگرایی الگوریتم سعی شده تا مقدار ضریب اینرسی حرکتی (w) به صورت پویا تنظیم شود؛ این کار با استفاده از روش مبتنی بر رتبه صورت گرفته است، به طوری که ذراتی که برازش بدتری دارند بایستی در تکرار بعدی سرعت لحظه قبل تاثیر کمتری در محاسبه سرعت داشته باشند. گروه‌های یک خوشه ممکن است پس از مدتی از یک خوشه خارج شده و به خوشه همجوار بروند در این صورت برازندگی این گروه با مقدار برازندگی بدترین گروه خوشه مقصد مقایسه می‌شود، در صورتی که برازش بدترین گروه خوشه مقصد از برازش گروه مهاجر بدتر باشد این گروه به جای بدترین گروه خوشه مقصد کپی می‌شود در غیر این صورت گروه مهاجر حذف می‌شود. همچنین اگر تعداد مهاجرت‌ها از یک خوشه زیاد باشد نشان دهنده آنست که در این خوشه قله‌ای وجود ندارد، بنابراین جستجو در این خوشه مفید نمی‌باشد و فقط باعث هدر رفتن تعداد ارزیابی‌ها می‌شود بنابراین این خوشه به عنوان خوشه خاموش در نظر گرفته می‌شود و دیگر در روند جستجو شرکت داده نمی‌شود، ممکن است برای تعیین خوشه خاموش استفاده از میزان مهاجرت به تنهایی مناسب نباشد، به همین دلیل از ترکیب میزان برازش پارتیشن و میزان مهاجرت استفاده شده است. همچنین برای بهبود جواب بدست آمده یک جستجوی محلی در اطراف بهترین ذره صورت می‌گیرد. الگوریتم روش پیشنهادی بصورت زیر می‌باشد.

ابتدا تعدادی نقاط تصادفی در فضا ایجاد می‌شود و فضا با خوشه بندی نقاط ایجاد شده تقسیم بندی می‌شود، سپس در هر پارتیشن گروه‌هایی به طور تصادفی ایجاد می‌شود، بهترین تجربه هر ذره با موقعیت فعلی ذره مقدار دهی می‌شود و سپس در هر مرحله موقعیت هر ذره با استفاده از معادلات (۱) و (۲) به روز رسانی می‌شود و مقدار اینرسی نیز با استفاده از رتبه برازش هر ذره در گروه با استفاده از معادله (۳) بروز رسانی می‌شود.

$$= wv_i(t) + c_1r_1(pbest_i - p_i) + c_2r_2(gbest_i - p_i) \quad (۱)$$

$$p_i(t+1) = p_i(t) + v_i(t+1) \quad (۲)$$

$$w_i = w_{min} + (w_{max} - w_{min}) \frac{Rank_i}{Total_population} \quad (۳)$$

از آنجا که جستجوی یک ناحیه با بیش از یک گروه مفید نمی‌باشد، در پایان هر مرحله فاصله بین هر دو گروه مورد بررسی قرار می‌گیرد که در داخل شعاع یکدیگر قرار دارند، یا نه در صورتی که دو گروه در داخل شعاع یکدیگر قرار داشته باشند، یعنی فاصله بین بهترین موقعیت یافت شده آن‌ها از آستانه تعیین شده (شعاع دفع مابین گروه‌ها) کمتر باشد آن گروه که gbest آن دارای برازندگی کمتری است از فضای جستجو خارج می‌گردد، این کار سبب می‌شود که بیش از یک گروه بر روی یک پیک قرار نگیرد.

در ابتدای هر تکرار تعداد گروه‌های آزاد هر پارتیشن محاسبه می‌شود، اگر این تعداد از یک حد آستانه‌ای بیشتر باشد بدترین گروه پارتیشن از این فضای جستجو حذف می‌شود و در صورتی که گروه آزادی وجود نداشته باشد یک گروه جدید با موقعیت‌های تصادفی در داخل این پارتیشن به گروه‌های موجود اضافه می‌شود. زمانی که تغییری در محیط شناسایی شود حافظه ذرات ارزیابی می‌شود و سپس موقعیت هر ذره در گروه برابر یک موقعیت تصادفی در داخل یک ابر کره به مرکزیت بهترین موقعیت یافت شده‌ی گروه با شعاع r قرار می‌گیرد، سپس موقعیت جدید ذرات ارزیابی و بهترین تجربه شخصی و گروهی بروز رسانی می‌شود، این الگوریتم در زیر آورده شده است:

تفاوت این روش با روش‌های دیگری که از خوشه بندی فازی برای بهبود الگوریتم PSO استفاده کرده‌اند در این است که آنها از خوشه بندی فازی برای دسته بندی ذرات استفاده کرده‌اند، اما در روش پیشنهادی از خوشه بندی فازی فقط برای پارتیشن بندی فضای مسأله استفاده شده است.

Procedure Proposed Algorithm

```

begin
clustering space
Initialization swarms in each partition
Repeat
    for each partition do
        if free-swarms > threshold
            delete worse swarm
        elseif free-swarms = 0
            add a swarm
        end-if
        for each swarm in partition do
            if a change is detected in the environment then
                reset partition immigration_number
                for each particle in swarm do
                    evaluate pbesti
                    pi = a random position in a hypersphere
                    with radius r centered at gbest
                    update pbest
                end-for
                update gbest
            else
                do local search around gbest and update gbest
            end-if
        end-for
    end-for
end-repeat

```

۵- تنظیمات اولیه برای آزمایشات

برای الگوریتم پیشنهادی ثابت شتاب $c1$ و $c2$ برابر 1.496180 و وزن اینرسی w در $[0.0730, 0.8758]$ تعیین شده است. تعداد پارتیشن‌ها برابر ۳ انتخاب شده و تعداد گروه‌های موجود در هر پارتیشن در لحظه اول برابر ۱ می‌باشد، تعداد ذرات هر گروه برابر ۳ ذره تعیین شده است. همچنین شعاع دفع ما بین گروه و شعاع ذرات کوانتوم به ترتیب برابر 31.5 و 0.5 تعیین شده و الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم‌های Cellular PSO, FMSO, MQSO و Kamosi مقایسه شده است. در اینجا برای MQSO از پیکربندی $10(q+5)$ استفاده شده که در آن ده گروه ایجاد می‌شود و هر یک از گروه‌ها دارای ۵ ذره خنثی و دارای ۵ ذره کوانتوم می‌باشند؛ همچنین برای این الگوریتم شعاع کوانتوم برابر 0.5 و شعاع دفع و شعاع همگرایی برابر 31.5 تعیین شده است. برای الگوریتم FMSO ماکزیمم تعداد گروه‌های فرزند برابر ۱۰ و شعاع دفع مابین گروه‌های فرزند برابر ۲۵ و تعداد ذرات در گروه والد و گروه‌های فرزند به ترتیب برابر ۱۰ و ۱۰۰ در نظر گرفته شده است. برای Cellular PSO یک اتوماتای سلولی ۵ بعدی با 10^5 سلول و همسایگی مور با شعاع دو سلول در فضای جستجو به کار رفته است و ماکزیمم سرعت ذرات برابر شعاع همسایگی و ماکزیمم تعداد ذرات برای هر سلول برابر ۱۰ و شعاع جستجوی محلی برابر 0.5 تعیین شده است، همچنین جستجوی محلی را همه‌ی ذرات پس از مشاهده تغییر در محیط برای یک مرحله اجرا می‌کنند. برای روش Kamosi تعداد ذرات برای گروه والد و تعداد ذرات برای گروه‌های فرزند به ترتیب برابر 105 تعیین شده است، شعاع دفع ما بین گروه‌های فرزند و شعاع ذرات کوانتوم به ترتیب برابر 30 و 0.5 تعیین شده است.

جدول ۱ تنظیمات استاندارد برای تابع قله‌های متحرک

پارامتر	مقدار
تعداد قله‌ها	۱۰
فرکانس تغییرات	۵۰۰۰
شدت تغییرات ارتفاع قله‌ها	۷
شدت تغییرات عرض قله‌ها	۱
شکل قله‌ها	Cone
میزان حرکت مکان قله‌ها	۱
ابعاد فضای جستجو	۵
محدوده ارتفاع قله‌ها	[۳۰ و ۷۰]
محدوده عرض قله‌ها	[۱ و ۱۲]
ارتفاع استاندارد قله‌ها	۵۰
محدوده‌ی فضای جستجو	[۰ و ۱۰۰]

```

for each particle in swarm do
    update particle position according to eq. 1
    and eq. 2 and eq 3.
    update pbest and gbest
end-for
end-if
end-for
end-for
for each swarm in partitions do
    if swarm partition changed from m to n
        if swarm is better than worst swarm of partition
            remove worst swarm
            move swarm to partition n
        else
            delete swarm
        end-if
        update partition m and n
        migration_number
    end-if
end-for
for each pair of swarms m and n, m ≠ n do
    if distance between gbestm and gbestn < rexcl
        if f(gbestm) > f(gbestn)
            Delete swarm n
        else
            Delete swarm m
        end-if
    end-if
end-for
until a maximum number of fitness evaluations is
reached
end.

```

۴- تابع آزمایشی مورد استفاده برای سنجش

کارایی الگوریتم‌های پیشنهادی

برانک در [۲] یک مسأله پویا را برای آزمایش الگوریتم‌های بهینه‌سازی در محیط‌های پویا پیشنهاد داده است که تابع قله‌های متحرک^۴ نامیده می‌شود و معمولاً به عنوان معیاری برای سنجش الگوریتم‌های بهینه‌سازی در محیط‌های پویا مورد استفاده قرار می‌گیرد. این تابع شامل یک محیط چند بعدی است که دارای چندین قله می‌باشد، هنگامی که یک تغییر در محیط رخ دهد ارتفاع عرض و محل قله‌ها تغییر می‌نماید؛ از این تابع پویا برای تست کارایی الگوریتم پیشنهادی استفاده شده است؛ این تابع این قابلیت را دارد که ابعاد محیط، تعداد قله‌ها، شکل قله‌ها، میزان شدت تغییرات و فرکانس تغییرات را تنظیم کند. جزئیات بیشتر در رابطه با تابع MPB در وب سایت: <http://www.aifb.unikarlsruhe.de/~jbr/MovPeaks/> یافت می‌شود.

تنظیمات پیش فرض برای آزمایشات در **Error! Reference source not found.** آمده است.

^۴ Moving peaks benchmark

۶- نتایج آزمایشات

نتایج آزمایشات برای همه‌ی الگوریتم‌ها میانگین خطای آفلاین با فاصله اطمینان ۹۵ درصد در ۱۰۰ مرتبه اجرا می‌باشد، در اینجا الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم‌های Cellular PSO، FMSO، MQSO و kamosi مقایسه شده است. خطای آفلاین بدست آمده از آزمایشات برای محیط‌های با پویایی‌های متفاوت در جدول‌های ۲ تا ۶ نشان داده شده است. نتایج بهتر به صورت بولد می‌باشد، همان طور که مشاهده می‌شود الگوریتم پیشنهادی در فضایی با تعداد قله‌های بیش از ۵ قله نتایج بهتری را نسبت به الگوریتم‌های Cellular PSO، FMSO، MQSO و kamosi از خود نشان می‌دهد و در فضای تک قله‌ای در فرکانس ۵۰۰ و ۲۵۰۰ و ۵۰۰۰ روش kamosi با اختلاف کمی بهتر می‌باشد و در فضای ۵ قله‌ای در فرکانس ۲۵۰۰ و ۵۰۰۰ روش kamosi و در بقیه موارد روش پیشنهادی بهتر می‌باشد، اختلاف خطای آفلاین الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم دیگر با افزایش فرکانس محیط و همچنین با افزایش پیچیدگی فضا (افزایش تعداد قله‌ها) افزایش پیدا می‌کند، علت امر این است که الگوریتم پیشنهادی سریع‌تر می‌تواند راه حل‌های بهتر را پس از مشاهده تغییر در محیط بدست بیاورد. علاوه بر این تعداد گروه‌ها در الگوریتم پیشنهادی به علت این که پارتیشن‌ها مستقل از هم عمل می‌کنند و سرعت رشد گروه‌ها برابر با تعداد پارتیشن‌ها می‌باشد، تعداد گروه‌ها سریعتر به تعداد قله‌های موجود در محیط همگرا می‌شود، این مسئله سبب می‌شود که با توجه به وجود یک گروه بر روی هر قله الگوریتم پیشنهادی بهتر بتواند قله‌های متحرک را رد گیری نماید، از طرف دیگر استفاده از روش مبتنی بر رتبه برای تنظیم مقدار w باعث می‌شود تا ذراتی که مقدار برازش کمتری دارند تاثیر کمتری از سرعت قبلی بگیرند و تبعیت بیشتری از تجربه قبلی خود و گروه داشته باشند و همچنین ذراتی که برازش بیشتری دارند از سرعت قبلی خود بیشتر تبعیت می‌کنند، که این موضوع باعث می‌شود تا گروه‌ها با سرعت بیشتری به سمت بهینه حرکت کنند.

در شکل‌های ۱ تا ۴ نمودار خطای جاری و خطای آفلاین الگوریتم پیشنهادی نشان داده شده است؛ برای این که این تغییرات بهتر نشان داده شوند از ۱۰۰ مرتبه تغییر در محیط برای خاتمه اجرای الگوریتم نمودار خطای جاری و خطای آفلاین در ۲۰ مرحله اول تغییرات نشان داده شده است.

جدول 2 نتایج بدست آمده به ازای فرکانس ۵۰۰ برای قله‌های

مختلف

P	Proposed algorithm	Kamosi	mQSO10(5+5 ^q)	FMSO	Cellular PSO
---	--------------------	--------	---------------------------	------	--------------

1	5.69±1.94	5.46±0.30	33.67±3.42	27.58±0.94	13.46±0.7
5	5.33±1.08	5.48±0.19	11.91±0.76	19.45±0.45	9.63±0.49
10	5.81±1.01	5.95±0.09	9.62±0.34	18.26±0.32	9.42±0.21
20	5.95±0.74	6.45±0.16	9.07±0.25	17.34±0.30	8.84±0.28
30	5.88±0.58	6.60±0.14	8.80±0.21	16.39±0.48	8.81±0.24
40	6.16±0.61	6.85±0.13	8.55±0.21	15.34±0.45	8.94±0.24
50	6.09±0.71	7.04±0.10	8.72±0.20	15.54±0.26	8.62±0.23
100	6.36±0.55	7.39±0.13	8.54±0.16	12.87±0.60	8.54±0.21
200	6.29±0.53	7.52±0.12	8.19±0.17	11.52±0.61	8.28±0.18

جدول 3 نتایج بدست آمده آمده برای قله‌های مختلف در

فرکانس ۱۰۰۰

P	Proposed algorithm	Kamosi	mQSO10(5+5 ^q)	FMSO	Cellular PSO
---	--------------------	--------	---------------------------	------	--------------

1	2.80±1.00	2.90±0.18	18.60±1.63	14.42±0.48	6.77±0.38
5	3.04±0.64	3.35±0.18	6.56±0.38	10.59±0.24	5.30±0.32
10	3.57±0.51	3.94±0.08	5.71±0.22	10.40±0.17	5.15±0.13
20	4.12±0.67	4.33±0.12	5.85±0.15	10.33±0.13	5.23±0.18
30	4.19±0.62	4.41±0.11	5.81±0.15	10.06±0.14	5.33±0.16
40	4.13±0.38	4.52±0.09	5.70±0.14	9.85±0.11	5.61±0.16
50	4.23±0.49	4.57±0.08	5.87±0.13	9.54±0.11	5.55±0.14
100	4.12±0.35	4.77±0.08	5.83±0.13	8.77±0.09	5.57±0.12
200	4.06±0.33	4.76±0.07	5.54±0.11	8.06±0.07	5.50±0.12

جدول 4 نتایج بدست آمده آمده برای قله‌های مختلف در

فرکانس ۲۵۰۰

m	Proposed algorithm	Kamosi	mQSO10(5+5 ^q)	FMSO	Cellular PSO
---	--------------------	--------	---------------------------	------	--------------

1	1.29±0.50	1.10±0.06	7.64±0.64	6.29±0.20	4.15±0.25
5	1.69±0.62	1.68±0.16	3.26±0.21	5.03±0.12	2.85±0.24
10	2.12±0.46	2.33±0.06	3.12±0.14	5.09±0.09	2.80±0.10
20	2.51±0.51	2.79±0.10	3.58±0.13	5.32±0.08	3.41±0.14
30	2.58±0.41	2.88±0.09	3.63±0.10	5.22±0.08	3.62±0.12
40	2.50±0.29	2.86±0.07	3.55±0.10	5.09±0.06	3.84±0.12
50	2.66±0.28	2.97±0.06	3.63±0.10	4.99±0.06	3.86±0.10
100	2.54±0.24	3.00±0.05	3.58±0.08	4.60±0.05	4.10±0.11
200	2.45±0.16	2.99±0.04	3.30±0.06	4.34±0.04	3.97±0.10

جدول 5 نتایج بدست آمده آمده برای قله‌های مختلف در

فرکانس ۵۰۰۰

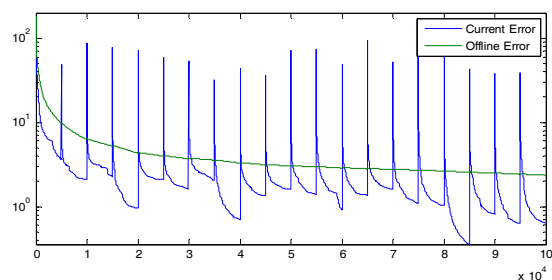
m	Proposed algorithm	Kamosi	mQSO10(5+5 ^q)	FMSO	Cellular PSO
---	--------------------	--------	---------------------------	------	--------------

1	0.58±0.22	0.56±0.04	3.82±0.35	3.44±0.11	2.55±0.12
5	1.12±0.62	1.06±0.06	1.90±0.08	2.94±0.07	1.68±0.11
10	1.31±0.29	1.51±0.04	1.91±0.08	3.11±0.06	1.78±0.05
20	1.67±0.33	1.89±0.04	2.56±0.10	3.36±0.06	2.61±0.07
30	1.82±0.33	2.03±0.06	2.68±0.10	3.28±0.05	2.93±0.08
40	1.87±0.28	2.04±0.06	2.65±0.08	3.26±0.04	3.14±0.08
50	1.92±0.22	2.08±0.02	2.63±0.08	3.22±0.05	3.26±0.08
100	1.85±0.17	2.14±0.02	2.52±0.06	3.06±0.04	3.41±0.07
200	1.73±0.11	2.11±0.03	2.36±0.05	2.84±0.03	3.40±0.06

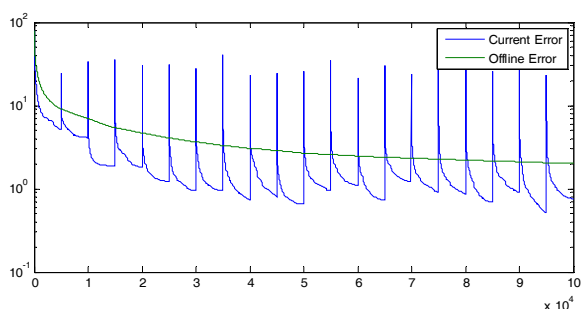
جدول 6 خطای آفلاین برای قله‌های مختلف در فرکانس ۱۰۰۰۰

m	Proposed algorithm	Kamosi	mQSO10(5+5 ^q)	FMSO	Cellular PSO
---	--------------------	--------	---------------------------	------	--------------

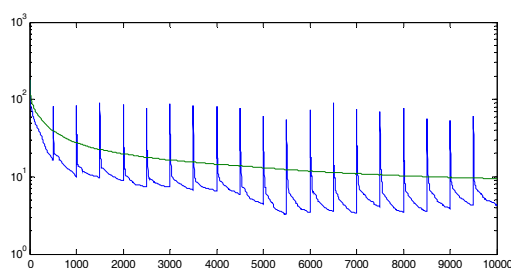
1	0.32±0.10	0.27±0.02	1.90±0.18	1.90±0.06	1.53±0.12
5	0.62±0.38	0.70±0.10	1.03±0.06	1.75±0.06	0.92±0.10
10	0.85±0.36	0.97±0.04	1.10±0.07	1.91±0.04	1.19±0.07
20	1.20±0.28	1.34±0.08	1.84±0.08	2.16±0.04	2.20±0.10
30	1.28±0.26	1.43±0.05	2.00±0.09	2.18±0.04	2.60±0.13
40	1.30±0.19	1.47±0.06	1.99±0.07	2.21±0.03	2.73±0.11
50	1.32±0.18	1.47±0.04	1.99±0.07	2.60±0.08	2.84±0.12
100	1.30±0.14	1.50±0.03	1.85±0.05	2.20±0.03	2.93±0.09
200	1.23±0.11	1.48±0.02	1.71±0.04	2.00±0.02	2.88±0.07



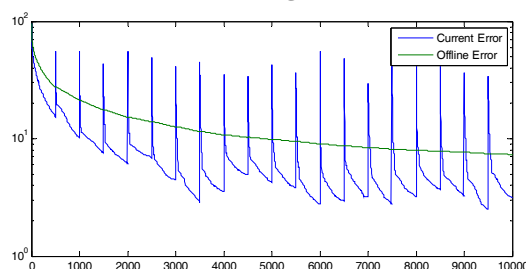
شکل ۳ نمودار خطای آفلاین و خطای جاری الگوریتم پیشنهادی در محیط پویایی با ۱۰ قله و فرکانس ۵۰۰۰



شکل ۴ نمودار خطای آفلاین و خطای جاری الگوریتم پیشنهادی در محیط پویایی با ۵۰ قله و فرکانس ۵۰۰۰



شکل ۱ نمودار خطای آفلاین و خطای جاری الگوریتم پیشنهادی در محیط پویایی با ۱۰ قله و فرکانس ۵۰۰



شکل ۲ نمودار خطای آفلاین و خطای جاری الگوریتم پیشنهادی در محیط پویایی با ۵۰ قله و فرکانس ۵۰۰

۷- نتیجه گیری

در این مقاله روش جدیدی برای بهبود الگوریتم PSO به منظور بهبود کارایی آن در محیط‌های پویا ارائه گردید. الگوریتم ارائه شده فضا را با استفاده از خوشه بندی به قسمت‌های مختلف تقسیم می‌کند و در هر قسمت گروه‌ها به طور مستقل از بخش دیگر به جستجو می‌پردازند، برای بهبود جواب‌های بدست آمده توسط بهترین گروه، اطراف بهترین ذره این گروه یک جستجوی محلی صورت می‌گیرد و همچنین مقدار اینرسی به صورت پویا تنظیم می‌شود و به منظور جلوگیری از جستجوی یک فضا با بیش از یک گروه اگر دو گروه باهم همپوشانی داشته باشند، گروه بدتر از فضای جستجو حذف می‌شود، نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که روش پیشنهادی از روش‌های دیگر بهتر عمل می‌کند و با افزایش پیچیدگی فضا کارایی الگوریتم ارائه شده افزایش می‌یابد.

منابع

- [1] Alessandro Passaro and Antonina Starita, "Particle Swarm Optimization for Multimodal Functions: a Clustering Approach," Journal of Artificial Evolution and Applications, vol 2008, article id 482032, 2008.
- [2] J. Branke, "Memory enhanced evolutionary algorithms for changing optimization problems," Congress on Evolutionary Computation CEC99, vol 3, pp. 1875-1882, 1999.
- [3] T. Blackwell, "Particle swarm optimization in dynamic environments," in Evolutionary Computation in Dynamic and Uncertain Environments, Studies in Computational Intelligence, vol. 51, pp. 29-49, 2007.
- [4] Ali B. Hashemi and M. R. Meybodi, "Cellular PSO: A PSO for Dynamic Environments," Advances in Computation and Intelligence, vol 5821, pp. 422-433, 2009.
- [5] T. Blackwell, "Particle swarm optimization in dynamic environments," Evolutionary Computation in Dynamic and Uncertain Environments, Springer, Berlin, Germany, 2007.
- [6] T. Blackwell, J. Branke and X. Li, "Particle swarms for dynamic optimization problems," Swarm Intelligence: Introduction and Applications, Berlin, Germany, 2008.
- [7] K. E. Parsopoulos and M. N. Vrahatis, "Unified particle swarm optimization in dynamic environments," Applications on Evolutionary Computing, vol 3449, pp. 590-599, 2005.
- [8] J. Branke, "Evolutionary optimization in dynamic environments," <http://www.amazon.com/Evolutionary-Optimization-Environments-Algorithms-Computation/dp/0792376315>.

- [9] Li, C., Yang, S.: Fast Multi-Swarm Optimization for Dynamic Optimization Problems. In: Fourth International Conference on Natural Computation, Jinan, Shandong, China, vol. 7, pp.624–628, 2008.
- [10] Changhe Li and Shengxiang Yang, "A Clustering Particle Swarm Optimizer for Dynamic Optimization", IEEE, 978-1-4244-2959-2/09/\$25.00_c 2009.

[] مسعود کاموسی، "بهبود بهینه سازی گروه ذرات در محیط های پویا" پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد واحد علوم و تحقیقات تهران، تابستان ۸۹.