

# بهبود بهینه سازی گروه ذرات با استفاده از اتماتای یادگیر سلولی باز

ماندانا حمیدی<sup>1,3</sup> محمد رضا میبدی<sup>1</sup>

<sup>1</sup> دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه آزاد اسلامی، واحد قزوین، قزوین، ایران

<sup>2</sup> دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

<sup>3</sup> دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه آزاد اسلامی، واحد زرگان، زرگان، ایران

[mmeybodi@aut.ac.ir](mailto:mmeybodi@aut.ac.ir), [Mandana.hamidi@gmail.com](mailto:Mandana.hamidi@gmail.com)

چکیده: در این مقاله به منظور بهبود کارایی بهینه سازی گروه ذرات (**PSO**) مدل جدیدی به نام **OCLAPSO** که ترکیبی از اتماتای یادگیر سلولی (**OCLA**) و مدل بهینه سازی گروه ذرات (**PSO**) ارائه شده است. در این مدل به هر بعد از فضای جستجو یک اتماتای یادگیر سلولی اختصاص داده شده است که هر سلول آن یک ذره در همان بعد خاص می‌باشد. اتماتای یادگیری که در هر سلول قرار دارد وظیفه ایجاد تنوع در بین ذرات در همان بعد را عهده دارمی‌باشد. نتایج آزمایشها بر روی مسایل نمونه نشان می‌دهد که روش ارائه شده در توابع چند قله‌ای از عملکرد بهتری در مقایسه با مدل **PSO** استاندارد، **CLA\_PSO** با وزن اینرسی و **PSO** برخوردار است.

کلمات کلیدی: بهینه سازی گروه ذرات، اتماتاهای یادگیر، بهینه سازی، اتماتای یادگیر سلولی

## Improving Particle Swarm Optimization using Open Cellular Learning Automata based

M. Hamidi<sup>2,3</sup> M. R. Meybodi<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Computer Engineering and Information Technology Department, Amirkabir University of Technology  
Tehran, Iran

<sup>2</sup>Computer Engineering and Information Technology Department, Azad Islamic University Qazvin, Iran

<sup>3</sup> Electronic and Computer Engineering Department, Azad Islamic University, Zarghan, Iran  
[mandana.hamidi@gmail.com](mailto:mandana.hamidi@gmail.com), [mmeybodi@aut.ac.ir](mailto:mmeybodi@aut.ac.ir)

**Abstract:** In this paper an improvement of particle swarm optimizers (PSOs) based on open cellular learning Automata (OCLA) called OCLAPSO is proposed. In OCLAPSO each search space dimension contains an OCLA, and each cell of OCLA contains one particle of that dimension. The learning automaton in each cell of OCLA is responsible for creating diversity of particles and also creating balance between the process of global and local search. Experiments are conducted on unimodal and multimodal test functions. The results of experimentations demonstrate the superiority of OCLAPSO in solving multimodal problems when compared to PSO with inertia weight (PSOw), PSO with constrict factor (PSOcf) and CLA-PSO.

**Keywords:** Particle Swarm Optimization, Learning Automata, Optimization, Cellular Learning Automata

### مقدمه

بهینه سازی گروه ذرات<sup>1</sup> PSO، یک تکنیک بهینه سازی مبتنی بر جمعیت است که از زندگی جانورانی که به صورت انبوه زندگی می‌کنند الهام گرفته است [1]. هر عضو از جمعیت یک راه حل مساله است که در فضای جستجو قرار دارد و به سوی راه حل نهایی حرکت می‌کند. یکی از معایب بهینه سازی گروه ذرات بخصوص در مسایل چند قله‌ای، قرار گرفتن ذرات در بهینه محلی است. جهت برطرف نمودن این مشکل الگوریتم‌هایی ارائه شده است که می‌توان به الگوریتم‌هایی جهت تنظیم پارامترهای معادله سرعت، (تنظیم این پارامترها به صورتهای تصادفی، کاهش خطی وغیرخطی [2] و سیستم فازی [3]) الگوریتم‌های مبتنی بر اجتماع که ساختارهای متفاوتی از توبولوژیهای اجتماعی برای

<sup>1</sup> Particle Swarm Optimization

همسايگي ذرات مطرح ميكنند [4] [5]. الگوريتم هاي چندجعديتی که شامل مجموعه‌هاي از گروه‌ها می‌باشند که به صورت همکاري و يا رقابتی به تبادل اطلاعات می‌پردازنند [7] [5]، الگوريتم‌هاي جهت ايجاد تعادل بين جستجوی محلی و جستجوی سراسري، الگوريتم‌هاي جهت ايجاد تنوع در بين ذرات برای جلوگيري از همگرايی زودرس [6] و در نهايتي الگوريتم‌هاي تركيبی می‌باشند که از تركيب الگوريتم بهينه سازی گروه ذرات و گونه‌اي مختلف از الگوريتم‌ها بوجود آمده اند، مانند تركيب PSO با الگوريتم ژنتيك [8]، برنامه‌نويسی تکاملی، استراتژي‌هاي تکاملی، اتوماتا يادگير و سистем‌هاي فازي، اشاده نمود.

يك اتوماتا يادگير  $\text{LA}^2$  [14]، ماشياني است که ميتواند تعديادي متناهي عمل را انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسيط يك محيط احتمالي ارزياي ميشود و نتيجه ارزياي در قالب سيگنانالی مثبت يا منفي به اتوماتا يادگير داده ميشود و اتوماتا اين پاسخ در انتخاب عمل بعدی استفاده ميکند و بدین ترتيب به سمت انتخاب عملی که بيشترین پاداش را از محيط ميگيرد، ميل ميکند استفاده از اتوماتا يادگير داراي دو مزيت عمدی ميباشد: اولاً ميتوان از دانش موجود در تعبيين روند تعبييرات وزن ميانی استفاده نمود و ثانياً اين روند با گرفتن بازخورد از اجرای الگوريتم اصلاح گردد. اتوماتا يادگير برای بهبود قدرت يادگير بسياري از الگوريتمها مورد استفاده قرار گرفته است که از آن جمله ميتوان به شبکه‌هاي عصبي و الگوريتم‌هاي ژنتيك اشاره نمود. اتوماتا يادگير سلولي CLA، مدلی برای سیستمهای است که از اجزاء ساده‌اي تشکيل شده‌اند که از طریق تعامل با یکدیگر می‌توانند رفتار پیچیده‌ای از خود نشان دهند. هر اتوماتا يادگير سلولي، از يك اتوماتا سلولي تشکيل شده است که هر سلول آن به يك يا چند اتوماتا يادگير مجهز می‌باشد که وضعیت اين سلول را مشخص می‌سازد. يك قانون محلی در محیط حاكم است که تعبيين کننده پاداش و يا جريمه عمل انتخاب شده توسيط يك اتوماتا يادگير است. اخيراً چهار مدل تركيبی از PSO و اتوماتا يادگير و اتوماتا يادگير سلولي ارائه شده است که راندمان بالائي نسبت به PSO استاندارد دارند. در [13] مدل PSO باينري بر پايه ارائه شده است. در اين روش از يك اتواتا يادگير در هر بعد ذره استفاده شده است. هر کدام از اين اتوماتاهای يادگير داراي دو عمل ۰ و ۱ ميباشد و به عنوان مغز متفکر ذره عمل ميکند و حرکت آن را در فضای حالت محدود به ۰ و ۱ کنترل و راهبری مينماید. در [12] گونه جدیدی از PSO مبتنی بر CLA ارائه شده است که مانند الگوريتم PSO باينري بر پايه اتوماتا يادگير بوده با اين تفاوت که هر ذره از گروه به عنوان يك سلول از اتوماتا يادگير سلولي در نظر گرفته شده است. در [10] مدل جدیدی به نام PSO\_LA در فضای پيوسته پيشنهاد شده است که از يك اتوماتا يادگير برای تنظيم رفتار ذرات استفاده شده است. اتوماتا يادگير در هر گام تعبيين ميکند که ذرات به مسیر فعلى ادامه دهند و يا به دنباله روي از بهترین ذرات پيدا شده تاکنون بپردازنند. در [11] الگوريتم CLA-PSO پيشنهاد شده است که تركيبی از CLA و مدل محلی و يا جستجوی سراسري در فضای جستجو می‌پردازند. در هر سلول از اتوماتا يادگير سلولي يك جمعیت از ذرات قرار دارد. اتوماتا يادگير هر سلول، بهينه سازی گروه ذرات ميباشد. در اين مدل، در هر سلول را بر عهده دارد که با استفاده از اتوماتا يادگير در هر گام تعبيين ميگردد که ذرات به مسیر فعلى ادامه دهند و يا به دنباله روي از بهترین ذرات پيدا شده تاکنون بپردازنند. برای تنظيم رفتار ذرات، اتوماتا يادگير در هر سلول از تجربيات خود و تجربيات اتوماتاهای يادگير در سلولهای همسایه استفاده ميکند. علاوقم محاسبی که اين روش دارد، داراي چند ايراد عده است

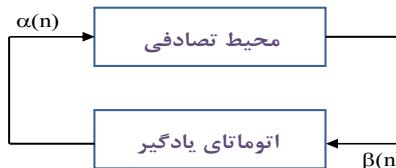
در اين روش اگر ذرات يك سلول نسبت به ساير ذرات موجود در سلولهای ديگر داراي بهترین تجربه گروهی باشند، الگوريتم به اتوماتا يادگير آن گروه يا سلول به گونه‌اي پاداش می‌دهد که در ذرات عمل دنباله روی تشویق گردد. از آنجايي که در انتخاب عمل دنباله روی وزن اينرسی صفر در نظر گرفته می‌شود، ذرات سريعاً جذب بهترین تجربه گروهی گشته و سرعشناس رفته رفته کاهش می‌بايد. درصورتیکه بهترین تجربه گروهی در بهينه محلی قرار داشته باشد، ذرات ديگر توانايي بیرون آمدن از بهينه محلی را ندارند. حتی اگر سلول ديگری به عنوان بهترین سلول انتخاب گردد و اتوماتا يادگير اختصاص داده شد ه به عمل ادامه مسیر فعلى را انتخاب نماید ، ذرات به علت ناچيز بودن سرعشناس ديگر ياراي حرکت و جستجوی مکاشفه ای را ندارند.

جهت رفع اين مشكل در اين مقاله مدل جديدی به نام OCLAPSO از تركيب اتوماتا يادگير سلولي و بهينه سازی گروه ذرات پيشنهاد شده است که در آن سعی شده است با استفاده از اتوماتاهای يادگير سلولي که به هر بعد از فضای جستجو اختصاص داده می‌شود از تجمع ذرات در يك ناحيه ممانعت کرده و تنوع بين ذرات حفظ شود. در واقع در اين مدل سعی شده است که از قرار گرفتن ذرات در مينيموم محلی حتى در يك بعد خاص نيز اجتناب نماید. نتائجي که بر روی ۸ تابع استاندارد آزمایش شده است نشان می‌دهد که اين روش راندمان بالاتری نسبت به الگوريتم های PSO با وزن اينرسی، PSO با فاكتور انقباض و CLA-PSO دارد. ادامه اين مقاله بدین صورت سازماندهی شده

است. بخش ۲ به معرفی اتماتای یادگیر سلولی، اتماتای سلولی و اتماتای یادگیر می‌پردازد. در بخش سوم مدل پیشنهادی OCLAPSO<sup>۳</sup> ارائه می‌شود. بخش چهارم اختصاص به ارایه نتایج شبیه سازیها دارد و بخش پایانی نتیجه گیری می‌باشد.

## اتماتای یادگیر سلولی CLA

اتماتای یادگیر سلولی ترکیبی از اتماتای یادگیر و اتماتای سلولی می‌باشد. اتماتای سلولی [15] یک مدل ریاضی برای سیستمهای است که در آنها چندین مؤلفه ساده (سلول) برای تولید الگوهای پیچیده با هم همکاری می‌کنند. این سلولها به صورت همگام و در زمانهای گسسته بر طبق یک قانون محلی بهنگام‌رسانی می‌شوند. اتماتای یادگیر ماشینی است که میتواند تعدادی عمل متناهی را انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط یک محیط احتمالی ارزیابی می‌شود و نتیجه ارزیابی در قالب سیگنالی مثبت یا منفی به اتماتا داده می‌شود و اتماتا از این پاسخ در انتخاب عمل بعدی تاثیر می‌گیرد. هدف نهایی این است که اتماتا یادگیر تا از بین اعمال خود، عملی را که احتمال دریافت پاداش از محیط را به حداقل می‌رساند انتخاب نماید. کارکرد اتماتای یادگیر در تعامل با محیط، در شکل ۱ مشاهده می‌شود. [14] اتماتای یادگیر با ساختار متغیر را می‌توان توسط چهارتایی  $\{\alpha, \beta, p, T\}$  نشان داد که  $\alpha$  مجموعه عملهای اتماتا،  $\beta$  مجموعه ورودیهای اتماتا،  $p$  بردار احتمال انتخاب هریک از عملها و  $T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$  الگوریتم یادگیری می‌باشد. ورودی محیط یکی از ۲ عمل انتخاب شده اتماتا است. خروجی (پاسخ) محیط به هر عمل  $i$  توسط  $\beta_i$  مشخص می‌شود. اگر  $i$  یک پاسخ دودویی باشد، محیط مدل P نامیده می‌شود.



شکل ۱: ارتباط بین اتماتای یادگیر و محیط

الگوریتم زیریک نمونه از الگوریتمهای یادگیری خطی است. فرض کنید عمل  $i$  در مرحله  $n$  ام انتخاب شود.  
- پاسخ مطلوب

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= p_i(n) + a[1 - p_i(n)] \\ p_j(n+1) &= (1-a)p_j(n) \quad \forall j \neq i \end{aligned} \quad (1)$$

- پاسخ نامطلوب

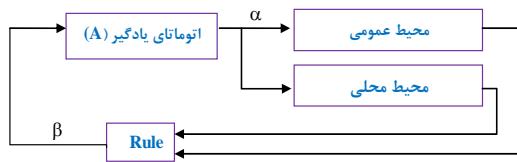
$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= (1-b)p_i(n) \\ p_j(n+1) &= (b/r - 1) + (1-b)p_j(n) \quad \forall j \neq i \end{aligned} \quad (2)$$

در روابط (۱) و (۲)،  $a$  پارامتر پاداش و  $b$  پارامتر جرمیه می‌باشند. با توجه به مقادیر  $a$  و  $b$  سه حالت زیر را می‌توان در نظر گرفت.

زمانیکه  $a$  و  $b$  با هم برابر باشند، الگوریتم را  $L_{RP}$  می‌نامیم، زمانیکه  $b$  از  $a$  خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم را  $L_{R\&P}$  می‌نامیم. و زمانیکه  $b$  مساوی صفر باشد الگوریتم را  $L_{RI}$  مینامیم [14]. قدرت اصلی اتماتای یادگیر زمانی آشکار می‌شود که آنها به صورت دسته جمعی بکار روند. با توجه به این مساله و ضعفهای عنوان شده اتماتای سلولی، در [15] با ترکیب این دو مدل، مدل اتماتای یادگیر سلولی پیشنهاد گردید [16] [8]. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلولها را می‌توان به عنوان همسایه در نظر گرفت. در هر لحظه هر اتماتای یادگیر در اتماتای یادگیر سلولی بر اساس مشاهدات قبلی و یا به صورت تصادفی یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب می‌کند، با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلولهای همسایه و قانون حاکم بر اتماتای یادگیر سلولی، به عمل انتخاب شده پاداش داده و یا جرمیه می‌شود. با توجه به پاداش و یا جرمیه، اتماتا رفتار خود را تصحیح کرده و ساختار داخلی اتماتا بهنگام می‌گردد. بعد از بروزرسانی، هر اتماتای یادگیر در اتماتای یادگیر سلولی دوباره یک

<sup>3</sup> Open Cellular Learning Automata

عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب کرده و انجام می‌دهد. فرآیند انتخاب عمل و دادن پاداش و یا جریمه تا زمانی که سیستم به حالت پایدار برسد و یا یک معیار از قبل تعریف شده برقرار شود، ادامه می‌یابد. اتماتای یادگیر سلولی استاندارد، اصطلاحاً بسته خوانده می‌شود زیرا هیچگونه ارتباطی با دنیای خارج برای آن در نظر گرفته نشده است. اگر در اتماتای سلولی یادگیر تمامی سلولها بطور همزمان بروز شود آن را اتماتای یادگیر سلولی همگام و در غیر این صورت اتماتای سلولی ناهمگام نامیده می‌شود [19]. نوع دیگر اتماتای یادگیر سلولی، اتماتای یادگیر OCLA سلولی باز (OCLA) می‌باشد. در OCLA علاوه بر محیط محلی یک محیط سراسری نیز برای آن در نظر گرفته شده است (شکل ۲). در OCLA دادن جریمه و یا پاداش به عمل انتخاب شده توسعه یک سلول علاوه بر اعمال انتخابی توسعه همسایگانش به پاسخ محیط سراسری نیز بستگی دارد. در [16] اثبات شده است این مدل همانند CLA بسته، برای قوانین جابجایی‌پذیر، می‌تواند به نقاط بهینه محلی همگرا شود.



شکل ۲: ارتباط بین یک اتماتای یادگیر در اتماتای سلولی باز با محیط‌های محلی و سراسری

### بهینه سازی گروه ذرات

بهینه سازی گروه ذرات الگوریتمی است که از رفتار اجتماعی موجوداتی که به صورت انبوه زندگی می‌کنند، الهام گرفته است. هر ذره در فضای  $D$  بعدی به عنوان یک راه حل از مساله محسوب می‌شود. ذره  $\text{آم}$  از گروه موقعیت  $X_i^d$  و سرعت  $V_i^d$  را در بعد  $d$ ام از فضای جستجو دارد. معادله به روز نمودن سرعت و موقعیت ذره در (۳) و (۴) نمایش داده شده است.

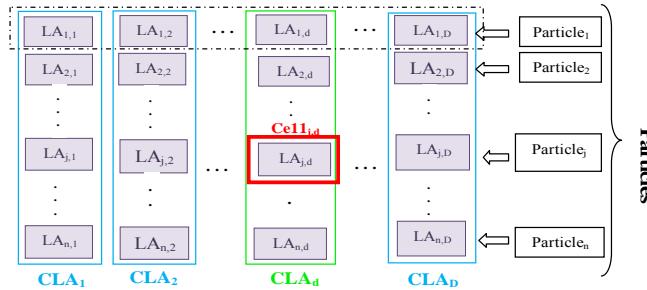
$$V_i^d(t+1) = wV_i^d(t) + c_1rand1_i^d(t)(pbest_i^d(t) - X_i^d(t)) + c_2rand2_i^d(t)(gbest(t) - X_i^d(t)) \quad (3)$$

$$X_i^d(t+1) = X_i^d(t) + V_i^d(t+1) \quad (4)$$

موقعیت ذره  $\text{آم}$  و  $V_i$  سرعت ذره  $\text{آم}$  می‌باشند. بهترین موقعیت ملاقات شده توسعه ذره  $\text{آم}$   $pbest_i$  و بهترین موقعیت ملاقات شده توسعه کل گروه  $gbest$  است. ضرایب مولفه‌های شناختی و اجتماعی می‌باشند. سرعت هر ذره توسعه  $V_{max}$  محدود شده است.  $rand2_i^d$  و  $rand1_i^d$  دو عدد تصادفی در بازه  $[0,1]$  می‌باشند.

### مدل پیشنهادی OCLAPSO

این مدل ترکیبی از اتماتای یادگیر سلولی باز و بهینه سازی گروه ذرات است. همانند مدل بهینه سازی گروه ذرات، دارای ۱۱ ذره است که هر یک از ذرات دارای یک بردار موقعیت و یک بردار سرعت هستند. فضای جستجویی که ذرات در آن قرار دارند  $D$  بعدی است. به تعداد ابعاد فضای جستجو یک اتماتای یادگیر سلولی وجود دارد. نحوه قرار گرفتن اتماتاهای یادگیر سلولی در شکل ۳ نمایش داده شده است. در این مدل هر سلول اتماتای یادگیر سلولی دارای یک بعد از یک ذره می‌باشد. به هر بعد از ذره یک اتماتای یادگیر اختصاص داده شده است. بنابراین در هر سلول یک اتماتای یادگیر وجود دارد. همسایگی که در بین سلولها در نظر گرفته شده است همسایگی مور می‌باشد. هر یک از اتماتاهای یادگیر در هر سلول دارای دو عمل «دنباله روی» و «ادامه مسیر فعلی» می‌باشند. وظیفه تنظیم رفتار بعد خاصی از ذره به این معنی است که با استفاده از اتماتای یادگیر در هر گام تعیین می‌گردد که ذرات به مسیر فعلی ادامه دهند و یا به دنباله روی از بهترین ذرات پیدا شده تا کنون بپردازند.



شکل ۳: ساختار مدل OCLAPSO

در صورت انتخاب عمل «دنباله روی»، تنها دنبال کردن بهترین تجربه شخصی و بهترین تجربه گروهی، در به روز نمودن سرعت یک بعد خاص از ذره مدد نظر قرار خواهد گرفت. و از سرعت فعلی ذرات صرف نظر می‌شود. در صورت انتخاب عمل «ادامه مسیر فعلی»، در محاسبه سرعت جدید ذره، سرعت قبلی آن نیز در نظر گرفته می‌شود. اتماتای یادگیر سلولی که در این مدل استفاده شده است از نوع اتماتای یادگیر سلولی با متغیر سراسری می‌باشد. پاسخ سراسری که به تمام اتماتاهای یادگیر داده می‌شود بدین نحو محاسبه می‌گردد که در صورتیکه موقعیت ذره در یک گام نسبت به موقعیت قبلی ذره بهبود یابد، عمل انتخاب شده توسط تمام اتماتاهای یادگیر اختصاص داده شده به ابعاد ذره مثبت ارزیابی می‌شود و در غیر اینصورت عمل انتخاب شده منفی ارزیابی خواهد شد. این پاسخ سراسری  $\beta g$  نامیده می‌شود پاسخ محلی یا  $\beta l$  که یک اتماتای یادگیر از انتخاب عمل خود دریافت می‌نماید به صورت زیر محاسبه می‌گردد. جهت ارزیابی عمل انتخابی، واریانس موقعیت سلولهای همسایه محاسبه می‌شود. هر گاه این واریانس از حد خاصی کمتر باشد به این مفهوم است که ذرات در آن بعد خاص به یکدیگر نزدیکند و به سمت همگرایی پیش می‌روند، برای جلوگیری از همگرایی زود رس ذرات باید ذره به عمل دنباله روی ادامه ندهد. و ذرات باید به ادامه مسیر فعلی بپردازنند. در چنین شرایطی اگر عمل انتخابی توسط اتماتای یادگیر «دنباله روی» باشد، منفی ارزیابی می‌گردد و اگر عمل انتخابی «ادامه مسیر فعلی» باشد، مثبت ارزیابی می‌گردد. هر گاه واریانس بین ذرات از حد خاصی بیشتر باشد بدین مفهوم است که تنوع بین ذرات زیاد است و عمل انتخابی باعث همگرایی زودرس بین ذرات نمی‌گردد بدین جهت «عمل دنباله روی» مثبت ارزیابی می‌گردد و عمل «ادامه مسیر فعلی» منفی ارزیابی می‌گردد. یکی از مشکلات عمدی در الگوریتم بهینه سازی گروه ذرات همگرایی زودرس است. در صورتیکه تنوع بین ذرات حتی در یک بعد خاص کاهش الگوریتم این مدل پیشنهادی به صورت زیر است:

۱. ذرات با یک موقعیت و سرعت اولیه به صورت تصادفی در فضای جستجو قرار داده می‌شوند.
۲. به هر بعد از ذره یک اتماتای یادگیر اختصاص داده می‌شود.
۳. بردار احتمالات انتخاب اعمال اتماتاهای یادگیر هر ذره مقداردهی اولیه می‌شوند.
۴. تا زمانیکه حداکثر تعداد گامها انجام گردد و یا هدف مورد نظر حاصل شود، مراحل ۵ تا ۱۰ تکرار می‌شوند:
۵. اتماتای یادگیر مربوط به هر ذره یکی از اعمالش را بر طبق بردار احتمال اعمالش، انتخاب می‌کند.
۶. اگر اتماتای یادگیر تخصیص داده شده به بعد از ذره ۱۰ ام عمل «دنباله روی» را انتخاب کرده باشد سرعت ذره به صورت فرمول(۵) به روز می‌شود(اینرسی سرعت ذره را صفر درنظر می‌گیریم).

$V_i^d(t+1) = c_1 rand_1(t)(pbest_i(t) - X_i^d(t)) + c_2 rand_2(t)(gbest_i(t) - X_i^d(t)) \quad d \in 1, \dots, N_d$	(۵)
--	-----

در صورت انتخاب عمل «ادامه مسیر فعلی»، سرعت جدید ذره به صورت معادله(۶) به روز می‌گردد.

$$\begin{aligned}
 w(t) &= w_0 - \frac{t * w_1}{MaxGen} \\
 V_i^d(t+1) &= w(t) * V_i^d(t) + \\
 &c_1 * rand_{1_i}^d * (pbest_i^d(t) - X_i^d(t)) + \\
 &c_2 * rand_{2_i}^d * (gbest_i^d(t) - X_i^d(t))
 \end{aligned} \quad (6)$$

جهت جلوگیری از هر گونه همگرایی زود رس در بین ذرات هنگامیکه سرعت ذرات در یک بعد خاص از یک حدآستانه ای کمتر شد و ذره شروع به ایستادن نمود دوباره سرعت ذره طبق رابطه (۷) مقدار دهی اولیه گردد.

$$V_{i+1}^d = \begin{cases} V_{i+1}^d & \text{if } |V_{i+1}^d| \geq Vc \\ u(-1,1)V \max/\rho & \text{if } |V_{i+1}^d| < Vc \end{cases} \quad (7)$$

پاسخ سراسری که اتماتای یادگیر از محیط دریافت می نماید به صورت فرمول (۸) محاسبه می گردد .۷

$$\beta g_i = \begin{cases} 0 & \text{if } fitness(X_i(t+1)) < fitness(X_i(t)) \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

پاسخ محلی که اتماتای یادگیر از محیط دریافت می نماید به صورت فرمول (۹) محاسبه می گردد .۸

$$\begin{aligned} \text{if } variance(\text{neighbor}(X_i^d(t+1))) &< vThreshold \\ \text{if } LA_i^d.action = 1 \\ \beta l_i^d &= 1 \\ \text{else} \\ \beta l_i^d &= 0; \\ \text{else} \\ \text{if } LA_i^d.action = 1 \\ \beta l_i^d &= 0 \\ \text{else} \\ \beta l_i^d &= 1; \\ \text{end} \end{aligned} \quad (9)$$

پاداش و یا جریمه اتماتای یادگیر در هر بعد بر اساس پاسخ سراسری و محلی طبق فرمول (۱۰) ارزیابی می گردد .۹

$$\beta_i^d = \begin{cases} \beta l_i^d & \text{if } \beta g_i = 1 \\ 0 & \text{if } \beta g_i = 0 \end{cases} \quad (10)$$

بردار احتمال انتخاب اعمال اتماتای یادگیر اصلاح میشود .۱۰

## نتایج شبیه سازیها

آزمایشات بر روی هشت تابع استاندارد صورت گرفته است که معمولاً به عنوان معیار سنجش الگوریتمهای بهینه سازی مورد استفاده قرار میگیرند. توابع استفاده شده به همراه محدوده مقدار دهی اولیه ذرات و محدوده فضای جستجوی در جدول ۲ و جدول ۱ آورده شده است. می نیم عمومی کلیه این توابع صفر می باشد.

جدول ۱: توابع تست

	Equation
sephere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$
Rosenbrock	$f_2(x) = \sum_{i=1}^{D-1} (100(x_i^2 - x_{i+1}^2)^2 + (x_i^2 - 1)^2)$
Ackley	$f_3(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$
Greiwank	$f_4(x) = \sum_{i=1}^D \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$

Weierstrass	$f_5(x) = \sum_{i=1}^D \left[ \sum_{k=0}^{k \ max} [a^k \cos(2\pi b^k (x_i + 0.5))] \right] - D \sum_{k=0}^{k \ max} [a^k \cos(2\pi b^k 0.5)] ; a = 0.5, b = 3, k \ max = 20.$
Rastrigin	$f_6(x) = \sum_{i=1}^D (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$
NonContinuous Rastrigin	$f_7(x) = \sum_{i=1}^D (y_i^2 - 10 \cos(2\pi y_i) + 10),$ $y_i = \begin{cases} x_i &  x_i  < 1/2 \\ \frac{\text{round}(2x_i)}{2} &  x_i  \geq 1/2 \end{cases}$ $\text{for } i = 1, 2, \dots, D$
Schwefel	$f_8(x) = 418.9829 * D - \sum_{i=1}^D x_i \sin\left(\left x_i\right ^{\frac{1}{2}}\right)$

الگوریتم پیشنهادی با الگوریتمهای PSO با وزن اینترسی (PSOw) و PSO با فاکتور انقباض (PSO cf) و CLA-PSO مقایسه شده است. هر کدام از این الگوریتم‌ها پارامترهایی دارند که باید قبل از اجرای الگوریتم به صورت دستی تنظیم شوند در جدول ۳ آورده شده است.

جدول ۲: مقادیر اولیه توابع تست

F	X*	Search Range	Initialization Range
<b>F1</b>	[0,0,...,0]	[-100,100] <sup>D</sup>	<b>[-100,50]<sup>D</sup></b>
<b>F2</b>	[1,1,...,1]	[-2.048, 2.048] <sup>D</sup>	<b>[-2.048, 2.048]<sup>D</sup></b>
<b>F3</b>	[0,0,...0]	[-32.76, 32.76] <sup>D</sup>	<b>[-32.768, 16]<sup>D</sup></b>
<b>F4</b>	[0,0,...0]	[-600, 600] <sup>D</sup>	<b>[-600, 200]<sup>D</sup></b>
<b>F5</b>	[0,0,...0]	[-0.5, 0.5] <sup>D</sup>	<b>[-0.5, 0.2]<sup>D</sup></b>
<b>F6</b>	[0,0,...0]	[-5.12, 5.12] <sup>D</sup>	<b>[-5.12, 2]<sup>D</sup></b>
<b>F7</b>	[0,0,...0]	[-5.12, 5.12] <sup>D</sup>	<b>[-5.12, 2]<sup>D</sup></b>
<b>F8</b>	[420.96,... 420.96]	[-500,500] <sup>D</sup>	<b>[-500,500]<sup>D</sup></b>

جدول ۳: تنظیمات پارامترهای الگوریتم‌ها

	W0	W1	C1,c2	V	LA LRP	LA_LRe P
PSO w	0.9	0.4	2			
PSO cf	0.75	0.75	1.49			
CLA-PSO	0.9	0.4	1.45		$\alpha=0.01$	$\alpha=0.001$ $\beta=0.01$
OCLAPSO	0.9	0.4	2	1e-50	$\alpha=0.01$	$\alpha=0.001$ $\beta=0.01$

دو نمونه آزمایش بر روی ۸ تابع مذکور صورت گرفته است. آزمایش اول بر روی ۸ تابع در ۱۰ بعد با ۱۰ ذره و ۱۰۰۰۰ تکرار صورت گرفته است که در جدول ۴ نتیجه آن آورده شده است. (نتایج مندرج در جداول میانگین و واریانس ۳۰ بار اجرای الگوریتم می‌باشد). همانطور که از نتایج مشخص است. همانطور که از نتایج مشخص است. در توابع تک قله ای مانند تابع ۱و ۲ الگوریتم PSOcf و PSOw سریعتر همگرا می‌شوند و دارای پاسخ بهتری نسبت به الگوریتم‌های پیشنهادی می‌باشند. زیرا الگوریتم‌های پیشنهادی محدوده بیشتری از فضای جستجو را مورد بررسی قرار می‌دهند. اما سایر توابع چند قله ای (توابع ۶، ۵، ۴، ۳ و ۷) الگوریتم OCLAPSO دارای راندمان بالاتری نسبت به سایر الگوریتم‌های مقایسه شده است. اما در مورد تابع ۸ کمکان هیچ کدام از الگوریتم‌ها پاسخ مناسبی برای این تابع نیافته اند. در کل الگوریتم‌های پیشنهادی راندمان بالاتری در توابع چند قله ای دارند. بهترین موقعیت ملاقات شده بر حسب تکرار در الگوریتم‌های مختلف برای ۸ تابع در شکل ۴ نمایش داده شده است. با توجه به این نمودارها منحنی الگوریتم PSOcf و PSOw در توابع ۱و ۲ بسیار سریع همگرامی شود. اما در توابع چند قله ای منحنی این الگوریتم‌ها ثابت می‌مانند که مشخص کننده قرار گرفتن ذرات در مینیمم محلی است. در توابع چند قله ای منحنی الگوریتم‌های پیشنهادی سیر نزولی دارند و ثابت نمی‌مانند که نشان دهنده قرار نگرفتن این ذرات در مینیمم محلی

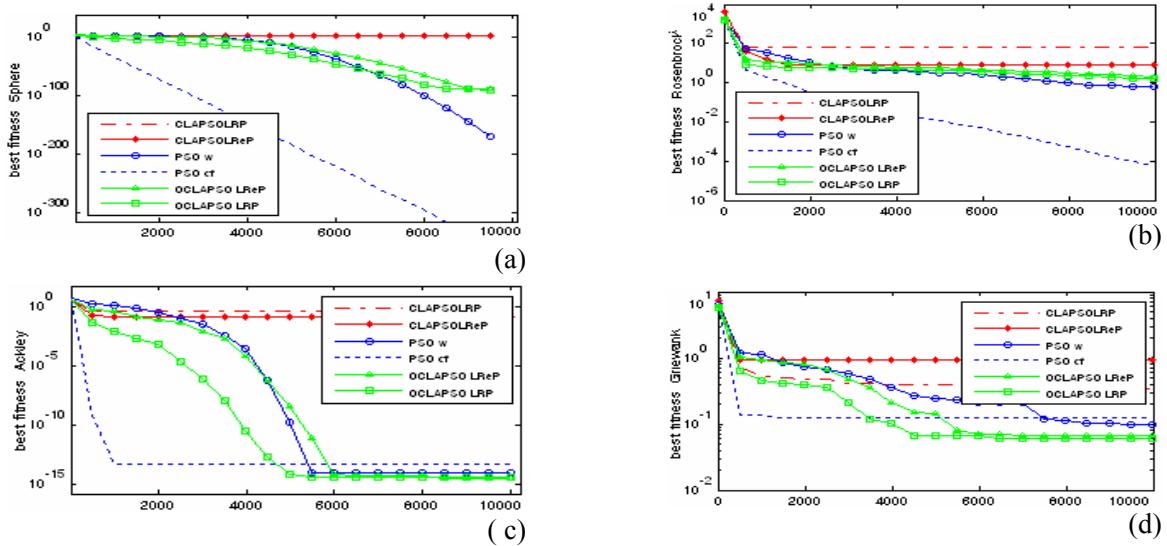
است. آزمایش دوم بر روی ۸ تابع در ۳۰ بعد با ۲۰ ذره و ۳۰۰۰۰ تکرار صورت گرفته است که در جدول ۵ نتیجه آن آورده شده است. با توجه به جدول می‌توان متوجه شد که نتایج همانند نتایج موجود در آزمایش با ۱۰ بعد می‌باشد. با این تفاوت که رسیدن به پاسخ بهینه در کلیه الگوریتم‌ها به علت بعد بالا کند تر می‌باشد. در توابع چند قله ای راندمان الگوریتم‌های پیشنهادی نسبت به سایر الگوریتم‌های اولیه CLA-PSO و PSOcf، PSOw نمایش داده است. با توجه به این نمودارها در توابع چند قله ای منحنی این الگوریتم‌ها سیر نزولی دارند و ثابت نمی‌مانند که نشان دهنده فوار این ذرات در مینیمم محلی است.

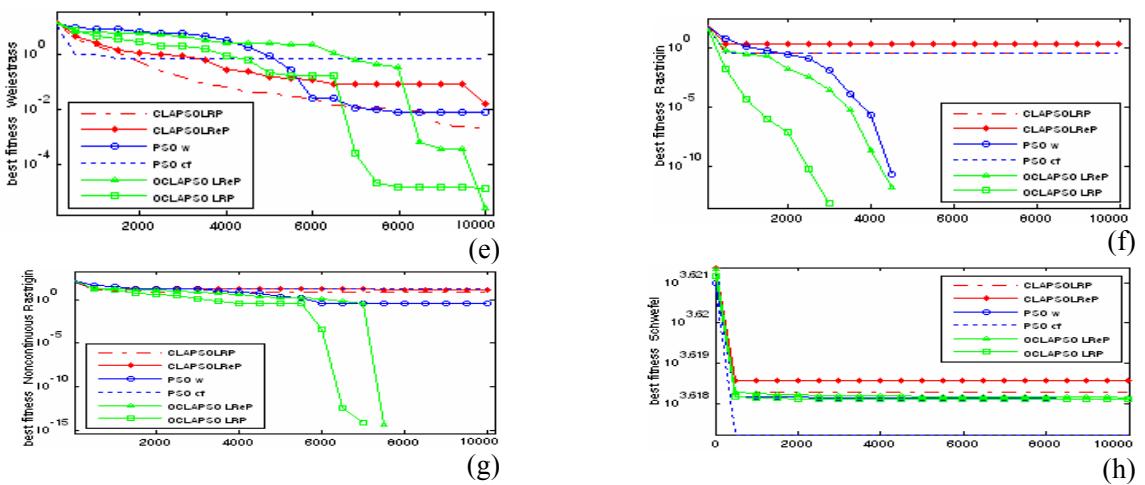
## نتیجه گیری

در این مقاله الگوریتم بهینه‌سازی جدیدی به نام OCLAPSO ارائه شده است که ترکیبی از اتماتاتی یادگیر سلوالی و بهینه سازی گروه ذرات است. در این مدل تلاش بر ایجاد تنوع در بین ذرات است تا ذرات در همگرایی زودرس قرار نگیرند. در این مدل به ازای هر بعد از فضای جستجو یک اتماتاتی یادگیر سلوالی در نظر گرفته شده که هر سلوال آن یک بعد از ذره می‌باشد. هر سلوال از اتماتاتی یادگیر سلوالی مجذب به یک اتماتاتی یادگیر است. اتماتاتی یادگیر موجود در هر بعد از ذرات به عنوان مغز آن بعد خاص از ذره عمل می‌نماید و وظیفه آن جلوگیری از قرار گرفتن آن بعد خاص از ذره می‌باشد. بدین نحو که هر سلوال به سلوالهای اطراف خود نگاه می‌کند. اگر موقعیت ذرات در سلوالهای همسایه فاصله بگیرد و به جستجوی مکافهای بپردازد. با توجه به نتایج OCLAPSO نسبت به الگوریتم PSO با وزن اینرسی (PSOw) و PSO با فاکتور انقباض (PSO cf) و CLA-PSO در توابع چند قله ای سریعتر همگرا می‌شود.

جدول ۴ مقایسه الگوریتم پیشنهادی و سایر الگوریتم‌ها در ۸ تابع ۱۰ بعدی

	F1	F2	F3	F4
CLA PSO LRP	10.6405±43.8358	69.7548±5.0995e+003	0.3907±0.0618	0.3437±0.2561
CLA PSO LReP	5.3374±5.3085	8.0874±15.4584	0.1371± 0.0087	0.9247±0.3847
PSOw	7.2191e-196±1e-205	0.6376±0.4400	9.23715-015±2.2719e-029	0.0964±5.4310e-004
PSO cf	0±0	<b>5.7089e-005±3.1120e-009</b>	4.6896e-014±4.4012e-027	0.1255± 0.0021
OCLA_PSO LReP	2.7695e-091±8.4184e-182	2.0036±0.1788	<b>3.5527e-015±0</b>	0.068±3.9992e-004
OCLA_PSO LRP	5.3799e-092±2.7713e-183	1.5181±0.5399	4.737e-015±4.2073e-030	<b>0.0607±0.0014</b>
F5	F6	F7	F8	
PSO cf	0.0023±6.0964e-006	0.3792±0.12	8.5156±16.6647	4152.2213±0.1074
PSO w	0.017±8.2864e-004	1.8675±4.6386	14.0509±60.2519	4154.9992±29.7794
CLA_PSO LRP	0.0081±2.5273e-004	<b>0±0</b>	0.4±0.3000	4150.6897±0.0039
CLA_PSO LReP	0.7241±0.4802	0.398±0.2970	15.8±47.2000	4142.3208±121.6576
OCLA_PSO LRP	<b>2.6265e-006±2.0663e-011</b>	<b>0±0</b>	<b>0±0</b>	4151.0751± 0.0062
OCLA PSO LReP	1.4305e-005±2.9563e-010	<b>0±0</b>	<b>0±0</b>	4150.6312±0.0048

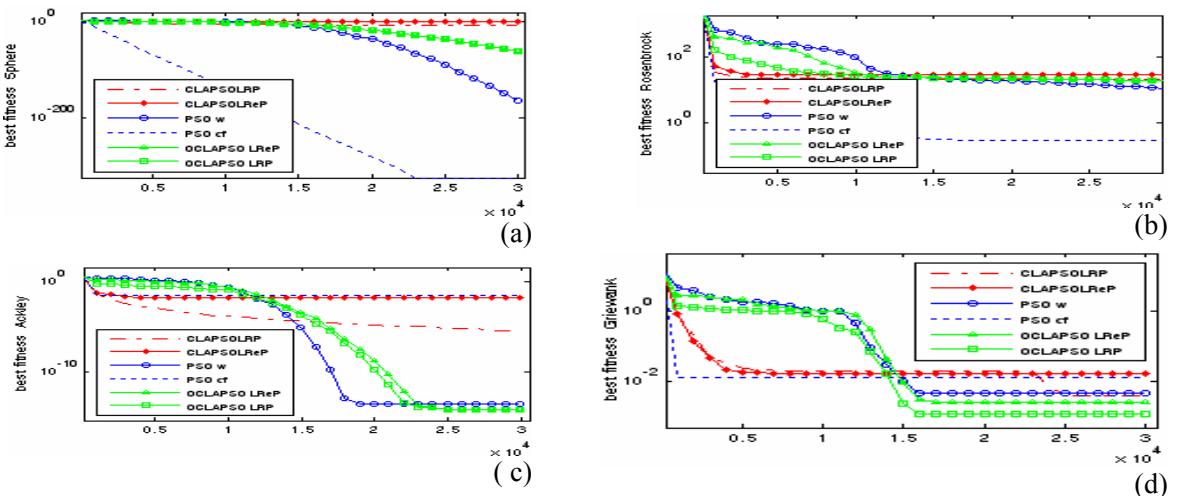


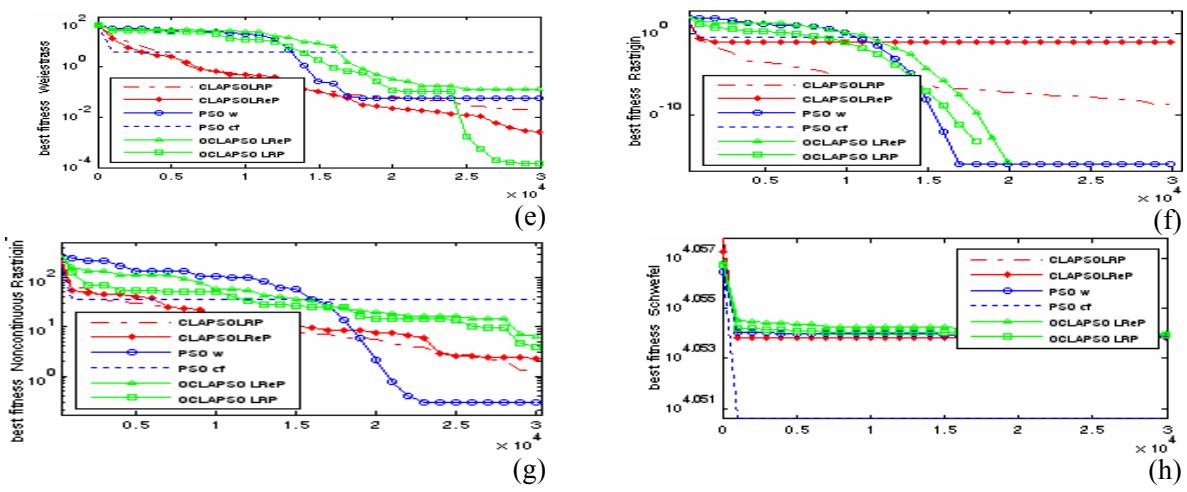


شکل ۴: میانگین بهترین تابع شاپستگی ذرات نسبت به تعداد تکرارهای الگوریتم در ۱۰ برابر ۱۰۰۰۰ تکرار ۸ تابع(a) Sphere (b) . Noncontinuous Rastrigin(g). Rastrigin (f) ، Weierstrass (e) . Greiwank (d) ، Ackley (c).Rosenbrock Schwefel(h)

جدول ۵. مقایسه الگوریتم پیشنهادی و سایر الگوریتم ها در ۸ تابع ۳۰ بعدی

	F1	F2	F3	F4
CLA PSO LRP	10.6405±43.8358	69.7548±5.0995e+003	0.3907±0.0618	0.3437±0.2561
CLA PSO LReP	5.3374±5.3085	8.0874±15.4584	0.1371±0.0087	0.9247±0.3847
PSOw	7.2191e-196±1e-205	0.6376±0.4400	9.23715-015±2.2719e-029	0.0964±5.4310e-004
PSO cf	<b>0±0</b>	<b>5.7089e-005±3.1120e-009</b>	4.6896e-014±4.4012e-027	0.1255±0.0021
OCLA_PSO LReP	2.7695e-091±8.4184e-182	2.0036±0.1788	<b>3.5527e-015±0</b>	0.068±3.9992e-004
OCLA_PSO LRP	5.3799e-092±2.7713e-183	1.5181±0.5399	4.737e-015±4.2073e-030	<b>0.0607±0.0014</b>
	F5	F6	F7	F8
CLA PSO LRP	0.0023±6.0964e-006	0.3792±0.12	8.5156±16.6647	4152.2213±0.1074
CLA PSO LReP	0.017±8.2864e-004	1.8675±4.6386	14.0509±60.2519	4154.9992±29.7794
PSOw	0.0081±2.5273e-004	<b>0±0</b>	0.4±0.3000	4150.6897±0.0039
PSO cf	0.7241±0.4802	0.398±0.2970	15.8±47.2000	4142.3208±121.6576
OCLA_PSO LReP	<b>2.6265e-006±2.0663e-011</b>	<b>0±0</b>	<b>0±0</b>	4151.0751± 0.0062
OCLA_PSO LRP	1.4305e-005±2.9563e-010	<b>0±0</b>	<b>0±0</b>	4150.6312±0.0048





شکل ۵: میانگین بهترین تابع شایستگی ذرات نسبت به تعداد تکرارهای الگوریتم در ۱۰ تکرار، ۵ ذره، ۱۰۰۰۰ تکرار ۸ تابع (Sphere (a) ، Noncontinuous Rastrigin(g) ، Rastrigin (f) ، Weierstrass (e) ، Greiwank (d) ، Ackley (c) ، Rosenbrock (b) ، Schwefel(h))

## منابع

- [1] J. Kennedy and R. C. Eberhart, "Particle Swarm Optimization", Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ, pp. 1942-1948, 1995.
- [2] A. Ratnaweera, S. Halgamuge, and H. Watson, "Particle Swarm Optimization with Self-Adaptive Acceleration Coefficients", Proceedings of the First International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, pages 2411-2418 December 2003.
- [3] Y. Zheng, L. Ma, L. Zhang, and Qian, "Emperical Study of Particle Swarm Optimizer with Increasing Inertia Weight", Proceeding of IEEE Congress on Evolutionary Computation, Pages221-226. IEEE Press,2003
- [4] J. Kennedy, "Small Worlds and Mega-Minds: Effects of Neighborhood Topology on Particle Swarm Performance Proceeding s of The IEEECongress on Evolutionary Computation , vol. 3, pp. 1931-1938 , July 1999.
- [5] F. Van den Bergh and A.P. Engelbrecht, "Effects of Swarm Size on Cooperative Particle Swarm Optimizers", Proceedings of the Genetic andEvolutionary Computation Conference- San Francisco- USA, pp. 899-893, 2001.
- [6] A. Silva, A. Neves, and E. Costa, "An Empirical Comparison of Particle Swarm and Predator Prey Optimization", Proceedings of the Thirteenth Irish Conference onErificial Intelligence and Cognitive Science , Lecture Notes in Artificial Intelligence , volume 2464,pages 103-110 , Springer \_Verlag,2002.
- [7] J.S. Vesterstrom , J. Gaget, and T. Krink, "Division of Labor in Particle Swarm Optimization", Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp. 1570-1575 IEEE press, 2002.
- [8] M. Løvberg, T. Rasmussen and T. Krink, "Hybrid Particle Swarm Optimizer with Breeding and Subpopulation", Proceedings of the Third Genetic and Evolutionary Computation Conference, vol. 1, pp. 476-469, 2001.
- [9] H. Beigy and M. R. Meybodi, "A Mathematical Framework for Cellular Learning Automata", Advances on Complex Systems, Vol. 7, Nos. 3-4, pp. 295-320, 2004.
- [10] M. Sheybani, and M.R. Meybodi, "PSO-LA: A New Model for Optimization", Proceedings of 12th Annual CSI Computer Conference of Iran, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran, pp. 1162-1169, Feb. 20-22, 2007.
- [11] M. Sheybani and M. R. Meybodi, "CLAPSO: A New Model for Optimization", Proceedings of 15th Conference on Electrical Engineering (15th ICEE), Volume on Computer, Telecommunication Research Center, Tehran, Iran, May 17, 2007
- [12] N. Jafarpour and M.R. Meybodi, "A Hybrid Method for Optimization (Discrete PSO + CLA)", Proceedings of International Conference on Intelligence and Advance Systems(ICIAS2007), Kuala Lumpur, Malaysia, Nov. 25-28, 2007
- [13] R. Rastegar, M. R. Meybodi and K. Badie, "A New Discrete Binary Particle Swarm Optimization based on Learning Automata", Proceedings of International Conference on Machine Learning and Applications(ICMLA2004),16-18December 2004, pp.456-462,USA, IEEE Press,, 2004.
- [14] K. S. Narendra and M. A. L Thathachar., Learning Automata: An Introduction, Prentice-Hall Inc, 1989
- [15] S. Wolfram, "Cellular Automata", Los Alamos Science, vol. 9, pp. 2-21, Fall 1983.
- [16] M. R. Meybodi and H. Beigy, "A Note on Learning Automata Based Schemes for Adaptation of BP Parameters", Journal of Neurocomputing, Vol. 48, No. 4, pp. 957-974, October 2005.
- [17] H. Beigy, and M. R. Meybodi, "Open Synchronous Cellular Learning Automata", Proceedings of the 8th World Multi-Conference on Systemics, Cybernetics and Informatics(SCI2004), pp. 9-15, Orlando, Florida, USA. July 18-21, 2004.

- [18] H. Beigy and M. R Meybodi, "Asynchronous Cellular Learning Automata", Automatica, Journal of International Federation of Automatic Control, 2007, Vol. 44, No. 5, May 2008.
- [19] H. Beigy and M. R. Meybodi, "A Learning Automata Based Algorithm for Determination of Minimum Number of Hidden Units for Three Layers Neural Networks", Journal of Amirkabir, Vol. 12, No. 46, pp. 111-136, 2001.