تغییر همسایگی در مدل ترکیبی گروه ذرات بهینه ساز و اتوماتای یادگیر سلولی

زهرا افصحی
دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد
قزوین
Afsahi_ai@yahoo.com

محمدرضا میبدی
دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی
امیرکبیر
mmeybodi@aut.ac.ir

چکیده: در این مقاله یک مدل جدید ترکیبی از الگوریتم گروه بهینه-ساز ذرات و اتوماتای یادگیر سلولی ارائه شده است. در این مدل اتوماتای یادگیری که در هر سلول قرار دارد، وظیفه تنظیم رفتار ذرات و برقراری تعادل بین جستجوی محلی و سراسری را بر عهده می‌گیرد. ارائه یک همسایگی مناسب می‌تواند در جلوگیری از همگرایی زودرس و قرار گرفتن در بهینه‌های محلی به الگوریتم کمک کند. در این مقاله همسایگی بر اساس ساختار یک توپ انتخاب می‌شود. نتایج آزمایشها بر روی مسایل نمونه نشان می‌دهد که روش ارائه شده از عملکرد بهتری در مقایسه با مدل PSO استاندارد، CLA-PSO مبتنی بر همسایگی مور برخوردار است، مختصر اشاره شود.

واژه های کلیدی: گروه ذرات بهینه ساز و اتوماتای یادگیر سلولی.

۱- مقدمه

گروه ذرات بهینه‌ساز یکی از تکنیک‌های بهینه‌سازی می‌باشد که از زندگی جانورانی که به صورت انبوه زندگی می کنند الهام گرفته است[1,2]. از مهمترین معایب این روش می‌توان به قرار گرفتن در بهینه‌های محلی اشاره کرد. در[3] مدل PSO باینری بر پایه اتوماتای یادگیر ارائه شده است. در این روش از یک اتواتای یادگیر در هر بعد ذره استفاده شده است. هر کدام از این اتوماتاهای یادگیر دارای دو عمل ۰ و ۱ میباشد و به عنوان مغز متفکر ذره عمل میکند و حرکت آن را در فضای حالت محدود به ۰ و ۱ کنترل و راهبری مینماید. در[5] گونه جدیدی از PSO مبتنی برCLA ارائه شده است که مانند الگوریتم PSO باینری بر پایه اتوماتای یادگیر بوده با این تفاوت که هر ذره از گروه به عنوان یک سلول از اتوماتای یادگیر سلولی در نظر گرفته شده است. در[6] مدل جدیدی به نام PSO_LA در فضای پیوسته پیشنهاد شده است که از یک اتوماتای یادگیر برای تنظیم رفتار ذرات استفاده شده است. در[4] الگوریتم CLA-PSO پیشنهاد شده است که ترکیبی از CLAو مدل بهینه سازی گروه ذرات میباشد. اتوماتای یادگیر هر سلول، وظیفه تنظیم رفتار ذرات در آن سلول را بر عهده دارد. در این مقاله الگوریتم CLA-PSO ارائه شده است که در آن هر سلول یک بعد از ذره و همسایگی ذرات بر اساس ساختار یک توپ می‌باشد. در ادامه و در بخش دوم مختصری در مورد الگوریتم اتوماتای یادگیر سلولی ارائه می‌شود. در بخش سوم به ارائه مدل پیشنهادی پرداخته می‌شود. بخش چهارم اختصاص به ارایه نتایج شبیه سازیها دارد و بخش پایانی نتیجه گیری می‌باشد.

۲- اتوماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی، یک مدل ریاضی برای سیستمهایی با اجزای ساده است، که رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته‌اش تعیین می‌شود[7]. هر اتوماتای یادگیر سلولی، از یک اتوماتای سلولی [9] تشکیل شده است که هر سلول آن به یک یا چند اتوماتای یادگیر[8] مجهز می‌باشد. در هر لحظه هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی یک عمل از مجموعه اعمال خود انتخاب میکند. این عمل می تواند بر اساس تجربیات مراحل قبلی و یا به صورت تصادفی انتخاب شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلولهای همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی پاداش داده یا جریمه می شود. هدف نهایی این است که اتوماتا یاد بگیرد تا از بین اعمال خود، عملی را که احتمال دریافت پاداش از محیط را به حداکثر می رساند انتخاب نماید. در اتوماتای یادگیر سلولی می‌توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. الگوریتم CLA-PSO پیشنهادی با تغیر نوع همسایگی در بخش بعدی ارائه شده است.

۲-۱ الگوریتم پیشنهادی ۱ :CLA-PSO-C6 و CLA-PSO-C3

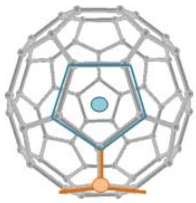
مقالات در این مدل هر سلول اتوماتای یادگیر سلولی دارای یک بعد از یک ذره می باشد. بنابراین در هر سلول یک اتوماتای یادگیر وجود دارد. ساختار همسایگی در الگوریتم پیشنهادی همانطور که در شکل ۱ (ج)دیده می‌شود، برای هر سلول ساختاری شبیه به یک توپ دارد. بر این اساس در فضای جستجو نیز ذرات ابتدایی و انتهایی با یکدیگر همسایه می‌شوند، در نتیجه باعث حفظ تنوع در ذرات می‌شود. هر یک از اتوماتاهای یادگیر در هر سلول دارای دو عمل «دنباله روی» و «ادامه مسیر فعلی» میباشند. عملی که اتوماتای یادگیر مربوط به هر سلول در هر گام برمیگزینند، تعیین کننده شیوه بروز کردن سرعت بعد خاصی از ذره ، در آن گام میباشند.

$c_{i-1,j-1}$	$c_{i-1,j}$	$c_{i-1,j+1}$
$c_{i,j-1}$	$c_{i,j}$	$c_{i,j+1}$
$c_{i+1,j-1}$	$c_{i+1,j}$	$c_{i+1,j+1}$

(الف)

$c_{i-1,j-1}$	$c_{i-1,j}$	$c_{i-1,j+1}$
$c_{i,j-1}$	$c_{i,j}$	$c_{i,j+1}$
$c_{i+1,j-1}$	$c_{i+1,j}$	$c_{i+1,j+1}$

(ب)



(ج)

شکل۱ : (الف) همسایگی سه همسایه (C3) و (ب) همسایگی شش همسایه (C6) و (ج) الگوی استفاده از توپ.

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 مد نظر قرار خواهد گرفت. و از سرعت فعلی ذرات صرفنظر میشود. در صورت انتخاب عمل «ادامه مسیر فعلی»، در محاسبه سرعت جدید ذره، سرعت قبلی آن نیز در نظر گرفته می شود. جهت ارزیابی عمل انتخابی، واریانس موقعیت سلولهای همسایه محاسبه می شود. 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 زودرس ذرات باید ذره به عمل دنباله روی ادامه ندهد. و ذرات باید به ادامه مسیر فعلی بپردازند. در چنین شرایطی اگر عمل انتخابی توسط اتوماتای یادگیر «دنباله روی» باشد، منفی ارزیابی می گردد 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 نمی گردد بدین جهت «عمل دنباله روی » مثبت ارزیابی می گردد و عمل «ادامه مسیر فعلی» منفی ارزیابی میگردد. اگر اتوماتای یادگیر تخصیص داده شده به بعد d از ذره iام عمل «دنباله روی» را انتخاب کرده باشد سرعت ذره به صورت

$$V_i^d(t+1) = c_1 rand_1(t)(pbest_i(t) - X_i^d(t)) + c_2 rand_2(t)(gbest_i(t) - X_i^d(t)) \quad (۱)$$
$$d \in 1,\dots,N_d$$

معادله ۱ به روز می شود(اینرسی سرعت ذره را صفر درنظر می گیریم). در صورت انتخاب عمل «ادامه مسیر فعلی»، سرعت جدید ذره به صورت معادله ۲ به روز می گردد. پاسخ محلی که اتوماتای یادگیر از محیط دریافت می نماید محاسبه می گردد. بردار احتمال انتخاب اعمال اتوماتای یادگیر با توجه به آن اصلاح میشود.

$$w(t) = w0 - \frac{t * w1}{MaxGen} \quad (۲)$$
$$V_i^d(t+1) = w(t) * V_i^d(t) + c1 * rand1_i^d * (pbest_i^d(t) - X_i^d(t)) + c2 * rand2_i^d * (gbest^d(t) - X_i^d(t))$$

۲-۲ الگوریتم پیشنهادی۲ :-CLA-PSO Hybrid(C6,C3)

در این الگوریتم ساختار همسایگی در شکل ۱ (الف) و (ب) با هم ترکیب می‌شوند. در الگوریتم پیشنهادی ۲ برای فرار از این همگرایی و بالا بردن واریانس مکانی در همسایگی هر سلول، ساختار همسایگی را تغییر می‌دهیم. ساختار این الگوریتم همانند ساختار الگوریتم پیشنهادی ۱ می‌باشد با این تفاوت که: در گام هفتم علاوه بر تعیین عمل اتوماتای یادگیر، ساختار همسایگی نیز تغییر می‌کند. در تعداد ابعاد پایین عملکرد الگوریتم CLA_PSO_C3 در برخی از توابع تست بهتر از الگوریتم CLA_PSO_C6 می‌باشد. و این به خاطر تعداد بالای سلول‌های همسایه در مدل CLA_PSO_C6 است. به همین علت ترکیب این دو مدل از همسایگی می‌تواند به الگوریتم در رسیدن به جواب بهینه‌تر کمک کند. نحوه کار بدین شکل است که هرگاه واریانس از حد خاصی کمتر باشد همسایگی از C6 به C3 تغییر می‌کند. این امر باعث بالا رفتن تنوع به خاطر تعداد همسایگی کمتر می‌شود و به الگوریتم اجازه می‌دهد تا فضای جستجوی خود را تا حدی تغییر دهد. زیرا همانطور که در شکل ۱ (الف) و (ب) دیده می‌شود د و همسایگی فقط در یک سلول با هم مشترک هستند. این ساختار همانطور که در شکل ۱(ج) دیده می‌شود بر اساس ساختار یک توپ است.

۳- ارزیابی الگوریتم پیشنهادی

آزمایشات بر روی هشت تابع استاندارد صورت گرفته است. نتایج به دست آمده از این آزمایشات در جدول ۱ نشان داده شده است. این نتایج میانگین ۲۵ بار اجرای الگوریتم و در هر بار اجرا در آزمایشات ۳۰ بعدی ۳۵۰۰۰ بار تکرار است. (نتایج مندرج در جدول میانگین و واریانس ۲۵ بار اجرای الگوریتم می باشد). لازم به ذکر است که الگوریتم‌های پیشنهادی با الگوریتمهای PSO استاندارد و CLA-PSO با همسایگی مور مقایسه شده است. پارامترهای w1 و w2 در الگوریتم های ترکیبی CLA_PSO به ترتیب ۰.۹ و ۰.۴ و ضرایب c1 و c2 برابر ۱.۴۵ در نظر گرفته شده است. همگی این توابع دارای بهینه سراسری با مقدار ۰ هستند همانطور که در شکل ۲ دیده می‌شود الگوریتم پیشنهادی ۲ در بیشتر توابع تست، در تکرار ۳۵۰۰۰ نیز هنوز به همگرایی کامل نرسیده است و این به علت تغییر همسایگی در بین ذرات است که باعث حفظ تنوع در جمعیت ذرات شده است. این الگوریتم در توابع F2، F4، F5، F7 وF8 به بهترین جواب در مقایسه با روش‌های دیگر دست پیدا کرده است. نتایج در مورد این الگوریتم راضی

کننده می‌باشد. الگوریتم‌های پیشنهادی با ۶ همسایه و ۳ همسایه به ترتیب در توابع F1 و F3 به نتایج خوبی رسیده‌اند و هردو در تابع F6 به صفر همگرا شده‌اند. الگوریتم CLA_PSO_Moore نیز قابل رقابت با این روش‌ها است. اما با بالا رفتن تعداد ابعاد بهینه‌ترین جواب‌ها متعلق به الگوریتم‌های پیشنهادی می‌باشند.

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله الگوریتم بهینه‌سازی ترکیبی CLA-PSO با تعریف همسایگی جدید ارائه شد. در این مدل همسایگی بر اساس ساختار یک توپ است و با توجه به اینکه اگر موقعیت ذرات در سلولهای همجوار به موقعیت ذره بسیار نزدیک باشد اتوماتای یادگیر آن سلول، به گونه ای پاداش داده می‌شود که از ذرات موجود در سلولهای همسایه فاصله بگیرد و به جستجوی مکاشفهای بپردازد. به همین منظور در این فصل تلاش شده تا با تعریف یک همسایگی جدید و متاسب تنوع بین ذرات را حفظ و در نتیجه از همگرایی زودرس جلوگیری کند. در این مدل علاوه بر ارائه یک همسایگی جدید، به ازای هر بعد از فضای جستجو یک اتوماتای یادگیر سلولی در نظر گرفته شده که هر سلول آن یک بعد از ذره می باشد. هر سلول از اتوماتای یادگیر سلولی مجهز به یک اتوماتای یادگیر است. اتوماتای 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 می باشد.

مراجع

[1] Kennedy, J., Eberhart, R. C., "Particle swarm optimization", *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, pp. 1942-1948, 1995.

[2] Bergh, F. V., *An analysis of particle swarms optimizers*, Survey, November, 2001.

[3] Rastegar, R., Meybodi, M. R., Badie, K., "A new discrete binary particle swarm optimization based on learning automata", *Proceedings of the International Conference on Machine Learning and Application*, ICMLA '04, pp. 456-462, 2004.

[4] Sheybani, M., Meybodi, M. R., "CLAPSO: A new model for optimization", *Proceedings of 15th Conference on Electrical Engineering* (15th ICEE), May 17, 2007.

[5] Jafarpour, N., Meybodi, M.R., "A hybrid method for optimization (Discrete PSO + CLA)", *Proceedings of International Conference on Intelligence and Advance Systems* (ICIAS2007), November 2007.

[6] Sheybani, M., Meybodi, M. R., "PSO-LA: A new model for optimization," *Proceedings of 12th Annual CSI Computer Conference of Iran*, pp. 1162-1169, Feb 20, 2007.

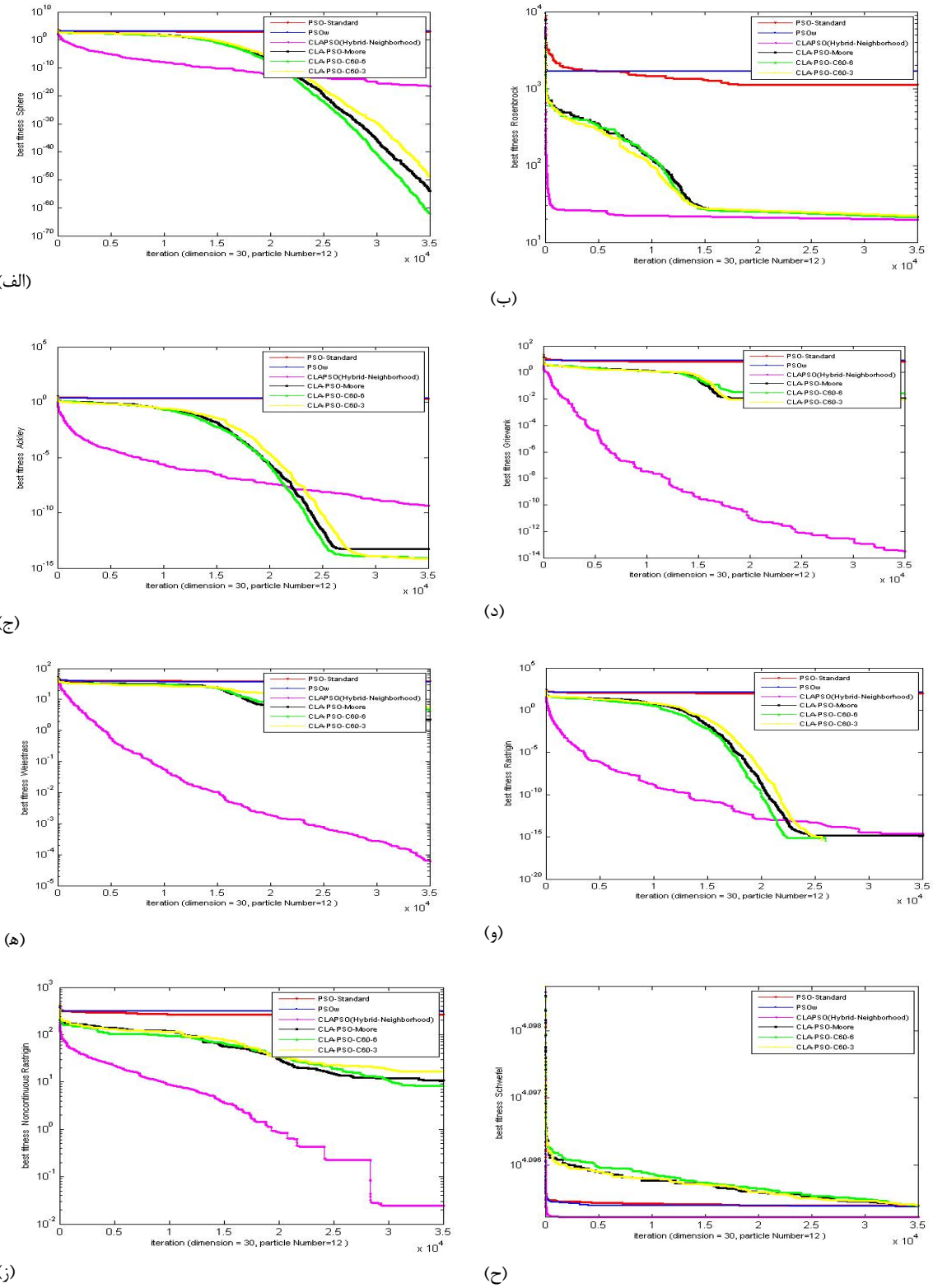
[7] Meybodi, M. R., Beigy, H., Taherkhani, M., "Cellular learning automata and its applications," *Journal of Science and Technology, University of Sharif*, No. 25, pp. 54-77, 2003.

[8] Narendra, K. S., Thathachar, M. A., "Learning Automata: An Introduction", *Prentice-Hall Inc*, 1989.

[9] Wolfram, S., "Cellular Automata", *Los Alamos Science*, vol. 9, pp. 2-21, 1983.

جدول ۲ : نتایج حاصل از مقایسه الگوریتم‌های PSO استاندارد،PSOw خطی ، CLA-PSO با همسایگی مور و الگوریتمهای پیشنهادی در ۳۰ بعد

30D	F1	F2	F3	F4
PSO-Standard	868.09±1812.1	1164.9±5412.3	2.0777±0.0015077	6.767±0.38169
PSOw	753.1±1.6632e+005	1237.4± 3.7665e+005	1.8086±0.11923	9.2272±1.8241
CLA-PSO-Moore	1.644e-058±6.2405e-108	22.184±0.063906	2.8422e-014±1.0691e-027	4.022156e-002± 0.000122287
CLA-PSO-c6	**2.187e-065±7.1338e-124**	21.953±0.94397	**7.1054e-015± 1.0097e-029**	7.40218e-002± 0.00050117
CLA-PSO-c3	3.9852e-053±1.869e-097	22.598±0.45261	7.1054e-015±0	3.3307e-002± 0.0003899
CLA-PSO-Hybrid	3.4003e-018±1.2213e-033	**21.568±38.446**	6.6333e-011±1.8265e-019	**4.4409e-013±3.0246e-027**
30D	**F5**	**F6**	**F7**	**F8**
PSO-Standard	38.275±1.5736	88.555±2.6325	270.29±119.48	12456±0.094991
PSOw	35.073±1.1368	115.99±1058.8	314.23±707.02	12456±0.086015
CLA-PSO-Moore	2.7626±0.94402	1.0081e-015± 1.0097e-029	23±100.07	12456±0.94533
CLA-PSO-c6	3.5507±15.368	**0±0**	3.1974± 74.214	12458±0.62061
CLA-PSO-c3	4.7273±55.04	**0±0**	32.027±137.55	12457±0.3243
CLA-PSO-Hybrid	**1.4726e-004±2.6074e-009**	1.7764e-015±2.5244e-030	**4.8441e-002± 0.0029036**	**12451±0.00021729**



شکل ۲: میانگین بهترین تابع شایستگی ذرات نسبت به تعداد تکرارهای الگوریتم در۲۵ تکرار، ۱۲ ذره،۳۰بعد،۳۵۰۰۰تکرار ۸ تابع(الف) Sphere (ب) Rosenbrock ، (ج)Ackley ، (د) Greiwank ، (ه) Weierstrass،(و) Rastrigin ، (ز) Noncontinuous Rastrigin و (ح) Schwefel