

الگوریتم بهینه‌سازی حرکت کاتوره‌ای گازها: الگوریتم جدید الهام گرفته از حرکت مولکول‌های گاز

مرجان عبدچیری^۱، محمدرضا میبیدی^۲ و هلنا بهرامی^۱

^۱دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه آزاد اسلامی قزوین، ایران،
marjan.abdechiri@gmail.com, bahramihelena@yahoo.com

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

چکیده

در این مقاله روش بهینه‌سازی جدیدی با الهام از حرکت کاتوره‌ای مولکول‌های گاز در فضا پیشنهاد شده است. الگوریتم پیشنهادی، الگوریتم بهینه‌سازی حرکت کاتوره‌ای گازها یا Gases Brownian Motion Optimization (GBMO) نامیده می‌شود. ماهیت کاتوره‌ای در حرکت مولکول‌های گاز به آن‌ها این توانایی را می‌دهد که به سرعت فضایی که در آن قرار می‌گیرند را پیموده و در کل آن فضا انتشار یابند. الگوریتم پیشنهادی با استفاده از این خصوصیت مولکول‌های گاز و با مدلسازی حرکت جنبشی آن‌ها، روشی کارا برای جستجوی فضای مسائل بهینه‌سازی پیشنهاد شده است. نتایج بدست آمده از الگوریتم GBMO در مقایسه با نتایج حاصل از اجرای الگوریتم‌های ICA، PSO و GA نشان دهنده عملکرد بهتر و سرعت بالاتر این الگوریتم در یافتن در راه حل بهینه است.

کلمات کلیدی

حرکت کاتوره‌ای گازها، ارتعاش مولکول‌ها، الگوریتم بهینه‌سازی.

۱- مقدمه

با مدلسازی حرکت کاتوره‌ای مولکول‌های گاز در فضا ارائه شده است. الگوریتم پیشنهادی، الگوریتم بهینه‌سازی حرکت کاتوره‌ای گازها یا Gases Brownian Motion Optimization (GBMO) نامیده می‌شود. ماهیت کاتوره‌ای در حرکت مولکول‌های گاز به آن‌ها این توانایی را می‌دهد که به سرعت فضایی که در آن قرار می‌گیرند را پیموده و در کل آن فضا انتشار یابند. اساس کار الگوریتم پیشنهادی حرکت کاتوره‌ای و حرکت ارتعاشی^۳ ذرات در جای خود می‌باشد. الگوریتم پیشنهادی با استفاده از این خصوصیت مولکول‌های گاز و با مدلسازی حرکت جنبشی آن‌ها، روشی کارا برای جستجوی فضای مسائل بهینه‌سازی پیشنهاد شده است. جستجوی محلی و عمومی فضای مسئله به ترتیب با استفاده از حرکت کاتوره‌ای و ارتعاشی هر مولکول در طول فرایند انجام می‌شود. نتایج بدست آمده از الگوریتم GBMO در مقایسه با نتایج حاصل از اجرای الگوریتم‌های ICA، PSO و GA نشان دهنده عملکرد بهتر و سرعت بالاتر این الگوریتم در یافتن در راه حل بهینه است. در ادامه این مقاله به معرفی گازهای ایده‌آل و سینماتیک گازها و قوانین حاکم بر ذرات پرداخته شده است. سپس الگوریتم پیشنهادی GBMO ارائه شده است. در بخش چهارم، نتایج را مورد تحلیل و بررسی قرار داده شده و در بخش آخر به نتیجه‌گیری و جمع‌بندی پرداخته شده است.

مسائل بهینه‌سازی سراسری بطور گسترده در مهندسی و علوم ریاضی بکاربرده می‌شوند. تا کنون تلاش‌های بسیار زیادی برای حل مسائل بهینه‌سازی عمومی صورت گرفته است. تاکنون الگوریتم‌های تکاملی (EA) [1]، زیادی برای حل مسئله بهینه‌سازی عمومی ارائه شده‌اند. الگوریتم‌های تکاملی که تا کنون ارائه شده‌اند با مدل کردن فرآیند تکامل طبیعی، سعی در یافتن جواب بهینه برای مسئله بهینه‌سازی می‌نمایند. این موضوع از طریق تکامل دادن جمعیتی از راه‌حل‌های کاندید، مشابه فرآیند تکامل جمعیت بیولوژیکی انجام می‌شود که می‌تواند با تغییرات محیطی سازگار گردد. الگوریتم‌های تکاملی گوناگونی تاکنون برای بهینه‌سازی ارائه شده‌اند که از آن میان می‌توان به شبیه‌سازی حرارت [2,3]، جستجوی تابو [4]، الگوریتم ژنتیک [5,6]، بهینه‌سازی اجتماع ذرات [7]، الگوریتم تکامل تفاضلی [8,9]، سیستم ایمنی مصنوعی [10]، الگوریتم‌های تکامل فرهنگی [11] و الگوریتم رقابت استعماری^۱ [12] اشاره نمود. الگوریتم‌های بهینه‌سازی بیان شده از پدیده‌های طبیعی و یا از پدیده اجتماعی-انسانی الهام گرفته شده‌اند.

در این مقاله روش بهینه‌سازی تکاملی جدیدی با الهام از حرکت کاتوره‌ای^۲ مولکول‌ها در گازها پیشنهاد شده است. الگوریتم پیشنهادی

$$PV = \frac{1}{3} Nmv^2 = \left(\frac{2}{3}N\right) \left(\frac{1}{2}mv^2\right) = \frac{2}{3}N(KE) \quad (4)$$

که KE در آن میانگین انرژی جنبشی مولکولی گاز می باشد. و از آنجا که انرژی جنبشی یک گاز (بنابر نظریه جنبشی گازها) با دمای مطلق آن نسبت مستقیم دارد و همچنین $N \propto n$ ، پس:

$$N(KE) \propto nT \quad (5)$$

که با ضرب کردن عدد ثابتی مثل R، می توان تناسب را به تساوی تبدیل کرد.

$$PV = nRT \quad (6)$$

میانگین انرژی جنبشی در بین مولکول های گاز برابر است با

$$E = \frac{1}{2}mv^2 = \frac{3}{2}kT, \quad k = 1.38 \times 10^{-23} \quad (7)$$

پس می توان نوشت.

$$v = \sqrt{\frac{3kT}{m}} \quad (8)$$

بنابراین طبق فرمول های بالا هر مولکول از گاز دارای جرم m بر حسب دما دارای سرعت v می باشد که در راستای تصادفی باعث حرکت مولکول در هر زمان می شود. این حرکت های نامنظم و کاتوره ای بسته به دمای محیط تغییر می کند. در زمانی که دمای محیط به صفر برسد بنابراین سیستم به پایداری رسیده و سرعت حرکت هر مولکول به صفر می رسد. بنابراین پایداری در این سیستم ها در دمای $T=0$ ایجاد می شود.

مولکول های گاز علاوه بر حرکت کاتوره ای که در فضا دارای حرکت ارتعاشی در جای خود نیز می باشند. در الگوریتم پیشنهادی به مدلسازی این دو حرکت پرداخته و فضای جستجو را مورد بررسی قرار گرفته است.

۳- الگوریتم پیشنهادی

حرکت مولکولی در گاز طبیعت کاتوره ای دارد، راستای برتری برای سرعت مولکولی وجود ندارد. بلکه به طور نامنظم در همه راستاها توزیع شده است. در نتیجه برخورد مولکول ها، هم راستا و هم مقدار سرعت مولکول ها پیوسته تغییر می کند به این دلیل سرعت مولکول های گاز خیلی متفاوت اند. ماهیت کاتوره ای در حرکت مولکول های گاز به آن ها این توانایی را می دهد که به سرعت فضایی را که در آن قرار می گیرند پیموده و کل حجم مکانی که در آن انتشار می یابند را اشغال کنند.

در الگوریتم پیشنهادی بهینه سازی حرکت براونی گازها GBMO با الهام از ماهیت حرکت کاتوره ای مولکول ها در گازها، روشی برای جستجوی فضای مسائل بهینه سازی پیشنهاد شده است که کارایی آن در جستجوی فضای مسئله در مقایسه با روش های بهینه سازی پیشین قابل ملاحظه است.

۲- سینماتیک گازها و قوانین حاکم بر ذرات

وابستگی حرکت مولکول های ماده از یکدیگر در حالت گاز بسیار کمتر از حالت های جامد و یا مایع است. در حالت گاز فواصل مولکول ها از یکدیگر بسیار زیاد بوده و به همین دلیل نیروهای برهم کنش مولکولی در آن بسیار اندک هستند. در حالت گازی نیز مولکول ها به صورت کاتوره ای حرکت می کنند اما از آنجا که فواصل آن ها از یکدیگر زیاد است تعداد برخوردهای میان آن ها بسیار کمتر از حالت های دیگر ماده است [13-18].

۲-۱- قانون گازهای ایده آل

در دما و فشار ثابت حجم یک گاز با تعداد مول های آن نسبت مستقیم دارد. حجم یک مول گاز نصف حجم اشغال شده توسط ۲ مول گاز می باشد. گاز ایده آل یک تقریب از گازهای حقیقی است که برای مقاصد محاسباتی بکار می رود. گاز ایده آل به گازی گفته می شود که:

۱. بین ذرات آن نیرویی وجود نداشته باشد و تنها برهم کنش بین ذرات، برخورد صلب باشد.
 ۲. اندازه ذرات نسبت به مسیر آزاد میانگین ناچیز باشد. (در فاصله برخوردهای پی در پی، هر مولکول از گاز با سرعت ثابتی در طول یک خط راست حرکت می کند. فاصله متوسط بین این برخوردهای پی در پی را مسافت آزاد میانگین می نامند).
- گازهای حقیقی را در چگالی های پایین با تقریب خوبی می توان ایده آل فرض کرد. گازهای ایده آل در حالت تعادل داخلی از معادله گاز ایده آل پیروی می کنند:

$$PV=nRT$$

که در آن P فشار داخلی سیستم، V حجم سیستم، n تعداد مول های ذرات سیستم، R ثابت جهانی گازها و T دمای سیستم با یکای کلوین است.

۲-۲- قانون گازهای ایده آل توسط نظریه جنبشی گازها

با فرض اینکه سرعت میانگین هر مولکول گاز برابر v باشد، در هر ثانیه هر مولکول گاز به اندازه $\frac{v}{2a}$ برخورد دارد و در هر برخورد به اندازه $2mv$ اندازه حرکت آن تغییر می کند. پس در هر ثانیه هر مولکول گاز به اندازه زیر به سطح نیرو وارد می کند.

$$\left(\frac{v}{2a}\right)(2mv) = \frac{mv^2}{a} \quad (1)$$

از این رو برای تمام مولکول های گاز می توان نوشت.

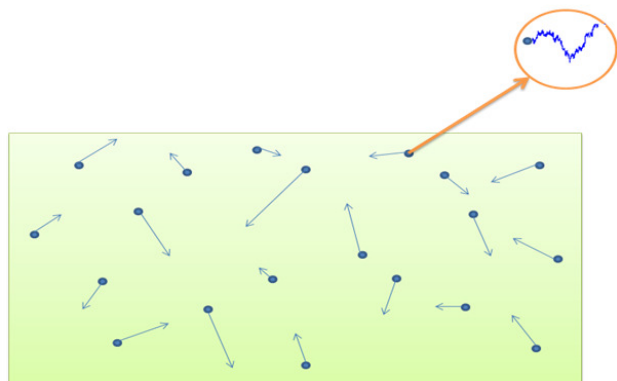
$$\left(\frac{N}{3}\right)\left(\frac{mv^2}{a}\right) \quad (2)$$

فشار عبارت است از نیرو بر سطح بنابراین داریم.

$$P = \frac{F}{A} = \frac{\frac{Nm v^2}{3a}}{a^2} = \frac{Nm v^2}{3a^3} = \frac{Nm v^2}{3V} \quad (3)$$

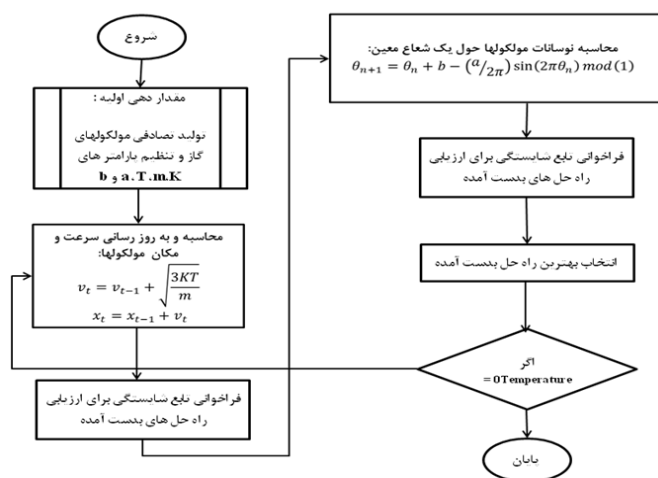
گام ۶: تابع شایستگی برای ارزیابی پاسخ‌های بدست آمده فراخوانی می‌شود. بهترین پاسخ‌ها برای مقایسه با نتایج بدست آمده نگهداری می‌شوند.

گام ۷: شرط خاتمه الگوریتم: دما بررسی می‌شود اگر به صفر رسیده بود الگوریتم متوقف می‌شود در غیر اینصورت جستجو ادامه می‌یابد. در این الگوریتم قابلیت جستجوی عمومی و محلی با حرکت‌های کاتوره‌ای و نوسانی مولکول‌ها در فضا پیاده‌سازی شده است. که در شکل ۲، این حرکات نشان داده شده است.



شکل ۲. حرکت کاتوره‌ای و ارتعاشی مولکول‌ها در فضای جستجوی مسأله.

با توجه به شکل ۲، مشاهده می‌شود که مولکول‌های گاز هر یک در راستای تصادفی و بصورت نامنظم حرکت می‌کنند و علاوه بر آن بصورت ارتعاشی در در جای خود نیز به جستجو می‌پردازند. در شکل ۳، فلوچارت الگوریتم پیشنهادی نشان داده شده است.



شکل ۳. فلوچارت الگوریتم GBMO.

گام ۱: در فضای جستجو یک سری مولکول گاز بطور تصادفی ایجاد می‌شود.

گام ۲: برای هر مولکول بصورت تصادفی شعاعی در بازه [0,1] در نظر گرفته می‌شود.

گام ۲: سپس دمای سیستم - که پارامتری برای تضمین همگرایی الگوریتم است- مقداری می‌شود.

مقدار دما در ابتدای جستجو زیاد است و باگذشت زمان دما کاهش می‌یابد. در ابتدا، فرآیند جستجو با توجه به زیاد بودن انرژی جنبشی و در نتیجه سرعت مولکول‌ها محدوده وسیع‌تری را جستجو می‌کنند (جستجوی عمومی). با گذشت زمان و کاهش دما و متعاقب آن کاهش انرژی جنبشی و سرعت حرکت مولکول‌ها، جستجوی محلی‌تری خواهند داشت.

گام ۳: سرعت و مکان مولکول‌ها با توجه به فرمول‌های زیر محاسبه و بروزرسانی می‌شوند.

$$v_t = v_{t-1} + \sqrt{\frac{3kT}{m}} \quad (9)$$

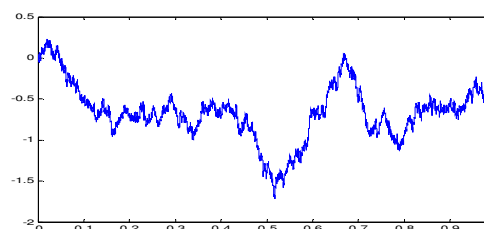
$$x_t = x_{t-1} + v_t \quad (10)$$

گام ۴: تابع شایستگی برای ارزیابی پاسخ‌های بدست آمده فراخوانی می‌شود. بهترین پاسخ‌ها برای مقایسه با نتایج بدست آمده نگهداری می‌شوند.

گام ۵: هر مولکول غیر از حرکت در جهت‌های مختلف در جای خود و در یکشعاع معینی نوسان (ارتعاش) می‌کند. این نوسان ابتدای فرایند جستجوی محلی‌تر و در گام‌های آخر جستجوی عمومی‌تر را ایجاد می‌کند.

$$\theta_{n+1} = \theta_n + b - (a/2\pi) \sin(2\pi\theta_n) \bmod(1) \quad (11)$$

نوسان مولکول‌ها را با استفاده از یک مولد رشته بی‌نظم [19] مدل‌سازی کردیم. در فرمول بالا $a=0.5$, $b=0.2$ در نظر گرفته می‌شود و مکان حرکت هر مولکول را نشان می‌دهد. نمودار حرکت نوسانی مولکول‌ها در گازها در شکل ۱، نشان داده شده است. این ارتعاش برای مولکول‌های مختلف متفاوت و در شعاع تعریف شده می‌باشد.



شکل ۱. حرکت ارتعاشی (نوسانی) مولکولی با شعاع یک.

۴- تحلیل و بررسی نتایج

در این مقاله برای ارزیابی عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی GBMO در یافتن بهینه‌عمومی، هشت تابع محک معروف که اغلب در روش‌های بهینه‌سازی تکاملی استفاده می‌شوند، مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند. توابع محک ذکر شده در جدول ۱، قابل مشاهده‌اند. برای بررسی نرخ همگرایی و کیفیت راه‌حل بهینه الگوریتم پیشنهادی GBMO، در مقایسه با الگوریتم‌های PSO، ICA و GA شبیه‌سازی‌هایی انجام شد که در آن‌ها همه توابع محک بطور جداگانه با ابعاد ۲۰، ۳۰ و ۱۰ و دو تابع Booth و Zakharov نیز با ۲ بعد مورد آزمایش قرار گرفتند. هر تابع ۲۰ بار اجرا شد و میانگین مقدار راه‌حل بهینه بدست آمد.

جدول ۱. توابع محک مورد استفاده برای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها.

نوع تابع	ابعاد	محدوده	نمایش ریاضی تابع	نام تابع
UM*	N	(-100,100)	$f1(x) = \sum_{i=1}^N x_i^2$	Sphere
MM*	N	(-10,10)	$f2(x) = \sum_{i=1}^N (x_i^2 - 10 \times \cos(2\pi x_i)) + 10$	Rastrigrin
UM	N	(-100,100)	$f3(x) = \sum_{i=1}^N (100 \times (x_{i+1} - x_i)^2 + (x_i - 1)^2)$	Rosenbrock
MM	N	(-600,600)	$f4(x) = \frac{1}{2000} \times \sum_{i=1}^N x_i^2 - \prod_{i=1}^N \cos(\frac{x_i}{\sqrt{2000}}) + 1$	Griewank
MM	N	(-32,32)	$f5(x) = -20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}) - \exp(\sum_{i=1}^N \cos(2\pi x_i)) + 20 + e$	Ackley
UM	2	(-10,10)	$f6 = (x_1 + 2x_2 - 7)^2 + (2x_1 + x_2 - 5)^2$	Booth
UM	2	(-5,10)	$f7 = z_n(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 + (\sum_{i=1}^n 0.5x_i)^2 + (\sum_{i=1}^n 0.5ix_i)^4$	Zakharov

پارامترهایی که باید در الگوریتم GBMO، ICA، PSO و GA تنظیم شوند همراه با مقادیرشان در جدول ۲ نشان داده شده‌اند. در الگوریتم PSO مورد استفاده برای مقایسه نتایج از تابع سوگنو بعنوان منحنی نزولی وزن اینرسی استفاده شده‌است [20].

جدول ۲. پارامترهای الگوریتم‌های ICA، GA، PSO و GBMO

الگوریتم	پارامترها
ICA	NumOfCountries = 80, NumOfInitialImperialists = 8, NumOfDecades = 1000, RevolutionRate = 0.3, AssimilationCoefficient = 2, Zeta = 0.02.
GA	PopSize = 80, MaxGenerations = 1000, CrossPercent = 50/100, MutationRate = 0.02; SelectionMode: Tournament
PSO	C1 = 1.5, C2 = 1.5, $\beta = \frac{iter}{iter_{max}}$, S = -0.5, ParticleSize = 80, MaxIter = 1000
GBMO	MoleculeSize = 80, Temperature = 100, a = 0.5, b = 0.2

در جداول ۳ تا ۶ به ترتیب میانگین مقدار بهینه برای ۲۰ بار اجرای تابع در ۳۰، ۲۰، ۱۰ و ۲ بعد مشاهده می‌شوند. بهترین مقادیر در جداول مذکور برجسته شده‌اند تا مقایسه آن‌ها آسان‌تر گردد.

جدول ۳. میانگین مقدار بهینه برای ۲۰ بار اجرا توابع در ۱۰ بعد.

	GA	PSO	ICA	GBMO
F1	0.2499	1.1405 $\times 10^{-17}$	6.2799 $\times 10^{-11}$	4 $\times 10^{-9}$
F2	1.0993 $\times 10^{-11}$	0	0	7.9357 $\times 10^{-9}$
F3	48.9673	0.0020	0.4466	8.0096
F4	-0.0972	-0.0987	-0.0987	-0.0987
F5	0.1016	0.0298	1.9386 $\times 10^{-7}$	1.7 $\times 10^{-11}$

در جدول ۳، همانطور که مشاهده می‌شود الگوریتم GBMO در دو تابع چند ریختی Ackley و Griewank بهتر از سایر الگوریتم‌ها عمل کرده است. اما در توابع تک ریختی Sphere و Rosenbrock و تابع چند ریختی Rastrigrin الگوریتم PSO گوی سبقت را در رقابت بین الگوریتم‌های GA، ICA و GBMO برده‌است.

جدول ۴. میانگین مقدار بهینه برای ۲۰ بار اجرا توابع در ۲۰ بعد.

	GA	PSO	ICA	GBMO
F1	3.2958	0.0143	0.0732	8 $\times 10^{-9}$
F2	0.6609	5.4021 $\times 10^{-4}$	8.4028 $\times 10^{-4}$	1.5871 $\times 10^{-8}$
F3	1.3182 $\times 10^3$	19.5173	1.9191 $\times 10^3$	18.3735
F4	-0.3373	-0.7114	-0.7206	-0.7225
F5	2.1664	0.2105	0.1205	2.5602 $\times 10^{-5}$

مقادیر جدول ۴ نشان می‌دهند که الگوریتم GBMO در هر ۵ تابع Ackley، Griewank، Sphere، Rosenbrock و Rastrigrin مقایسه با سه الگوریتم دیگر نتایج بهتری بدست آورده است.

جدول ۵. میانگین مقدار بهینه برای ۲۰ بار اجرا توابع در ۳۰ بعد.

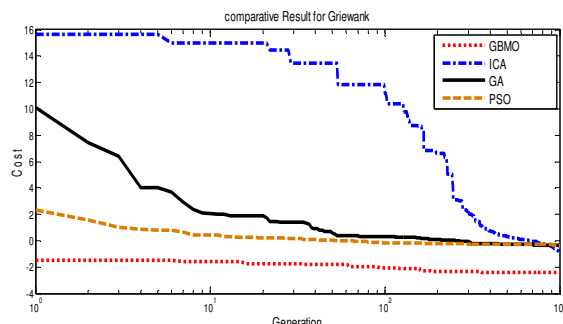
	GA	PSO	ICA	GBMO
F1	18.8398	9.0371	28.7678	1.2 $\times 10^{-8}$
F2	6.3023	0.0015	0.4128	2.3807 $\times 10^{-8}$
F3	9.8512 $\times 10^3$	28.7533	1.0179 $\times 10^6$	28.0826
F4	-0.3702	-0.3687	-0.8319	-2.3712
F5	3.0695	1.0289	19.9587	2.5602 $\times 10^{-5}$

همانطور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود الگوریتم پیشنهادی راه‌حل‌های بهتری را در توابع Ackley، Griewank، Sphere، Rosenbrock و Rastrigrin با ۳۰ بعد بدست آورد.

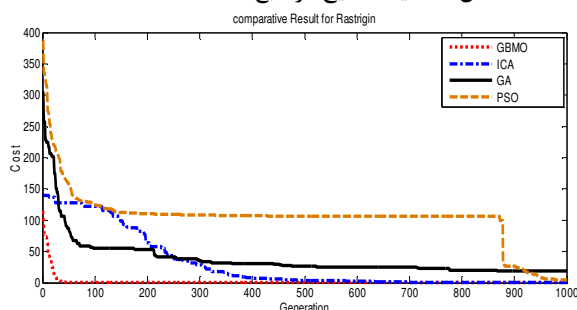
جدول ۶. میانگین مقدار بهینه برای ۲۰ بار اجرا توابع در ۲ بعد.

	GA	PSO	ICA	GBMO
F7	2.2516 $\times 10^{-9}$	0	7.8886 $\times 10^{-6}$	0.0085
F8	1.6432 $\times 10^{-10}$	3.9162 $\times 10^{-51}$	1.7 $\times 10^{-11}$	0

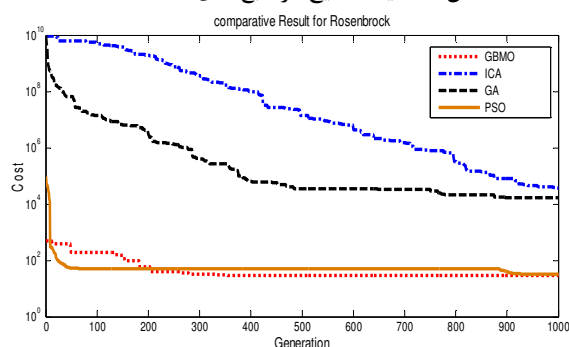
جدول ۶، مقادیر بهینه برای توابع دو بعدی Booth و Zakharov را نشان می‌دهد. در تابع Booth الگوریتم PSO به پاسخ بهینه‌تر دست یافته است و در تابع Zakharov الگوریتم GBMO از سایر الگوریتم‌ها بهتر عمل کرده‌است. از مقایسه مقادیری که برای این هشت تابع محک در ابعاد ۱۰، ۲۰، ۳۰ و ۲ بعد بدست آمده‌است می‌توان به این نتیجه رسید که الگوریتم پیشنهادی در ابعاد بالاتر نتایج بهتری کسب می‌کند.



شکل ۶. مقایسه نتایج در تابع Griewank.



شکل ۷. مقایسه نتایج در تابع Rastrigin.



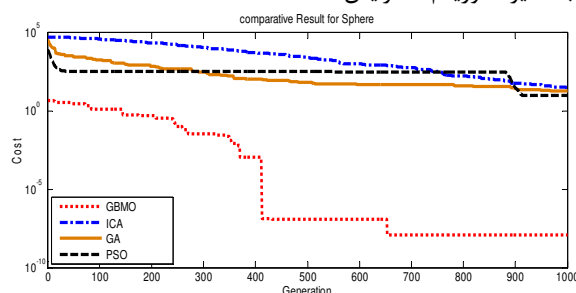
شکل ۸. مقایسه نتایج در تابع Rosenbrock.

در جدول ۷، مقایسه زمان اجرای الگوریتم‌های ICA، GA، PSO و GBMO نشان داده شده است. الگوریتم PSO سریع‌ترین الگوریتم است و بعد از آن الگوریتم GBMO دارای زمان اجرای بهتری است. یکی دیگر از مزیت‌های الگوریتم پیشنهادی پارامترهای کم و سادگی پیاده‌سازی آن است.

جدول ۷. مقایسه زمان اجرا در الگوریتم‌های ICA، GA، PSO و GBMO.

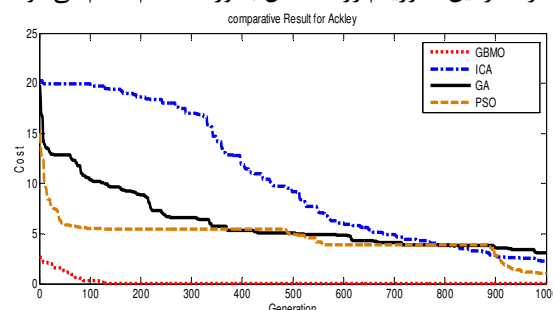
الگوریتم	زمان اجرا
ICA	40.533618s
GA	38.043467s
PSO	24.245529s
الگوریتم پیشنهادی GBMO	36.076119s

در ابعاد پایین‌تر این الگوریتم PSO است که نتایج مطلوب‌تری نسبت به الگوریتم‌های ICA، GA و GBMO بدست آورده است. الگوریتم GBMO تا انتهای فرآیند جستجو تعادل میان جستجوی عمومی و محلی را به شیوه‌ای مناسب حفظ می‌کند. به همین دلیل با افزایش ابعاد مسئله بهینه‌سازی الگوریتم پیشنهادی می‌تواند فضای مسئله را بطور موثرتر جستجو کرده و نتیجه بهتری نسبت به الگوریتم‌های ICA، GA و PSO کسب کند. به عبارت دیگر در الگوریتم پیشنهادی در ابتدای جستجو که دما زیاد است مولکول‌ها سرعت زیادتری دارند و جستجوی عمومی بهتری انجام می‌دهند و در عین حال با نوسان در یک شعاع معین بطور محلی فضای اطراف هر مولکول گاز نیز جستجو می‌شود. با گذشت زمان و کاهش دما سرعت حرکت مولکول‌ها کاهش می‌یابد و جستجوی فضای مسئله محلی‌تر می‌شود اما نوسانات مولکول‌ها باعث جستجوی عمومی‌تر نسبت به قبل می‌شوند. در شکل‌های ۴ تا ۸ که به ترتیب متعلق به توابع Ackley، Sphere، Griewank، Rastrigin و Rosenbrock با ۳۰ بعد است، روند عملکرد الگوریتم به خوبی قابل مشاهده است. همانطور که دیده می‌شود ماهیت بی‌نظم حرکت مولکول‌ها سرعت یافتن بهینه محلی را نسبت به سایر الگوریتم‌ها افزایش داده است.



شکل ۹. مقایسه نتایج در تابع Sphere.

همان‌طور که در نتایج نشان داده شده است، الگوریتم GBMO در ابتدای فرایند و در گام‌های پایین بهترین الگوریتم در یافتن بهینه محلی دارد. در این الگوریتم روند تکامل بصورت منظم انجام می‌شود.



شکل ۱۰. مقایسه نتایج در تابع Ackley.

۵- نتیجه گیری

در این مقاله روش بهینه‌سازی جدیدی با الهام از حرکت کاتوره‌ای مولکول‌های گاز در فضا پیشنهاد شد. در الگوریتم بهینه‌سازی حرکت کاتوره‌ای گازها یا GBMO با مدل‌سازی حرکت جنبشی مولکول‌های گاز روشی موثر برای جستجوی فضای مسائل بهینه‌سازی پیشنهاد گردید. نتایج بدست آمده از اعمال الگوریتم GBMO بر روی توابع محک با ابعاد ۱۰، ۲۰، ۳۰ و دو تابع دو بعدی، در مقایسه با نتایج حاصل از اجرای الگوریتم‌های PSO، ICA و GA نشان دهنده عملکرد بهتر و سرعت بالاتر این الگوریتم در یافتن راه‌حل بهینه است. الگوریتم پیشنهادی در ابعاد بالاتر نتایج بهتری بدست می‌آورد در ضمن اینکه زمان اجرای نسبتاً قابل قبولی دارد. دیگر مزیت این الگوریتم پارامترهای کم و ساده بودن پیاده‌سازی آن است. با تعیین استراتژی‌های مناسب برای کنترل جستجوی عمومی می‌توان در ابعاد کم نیز نتایج بهتری دریافت کرد که این موضوع می‌تواند زمینه تحقیقات آتی قرار گیرد.

مراجع

- [12] E. Atashpaz-Gargari and C. Lucas, "Imperialist Competitive Algorithm: An Algorithm for Optimization Inspired by Imperialistic Competition," IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2007), pp. 4661-4667, 2007.
- [13] J. Hirschfelder, "Molecular theory of Gases and Liquids," Wisconsin, John Wiley & Sons Inc., pp. 250-262, 1966.
- [14] C.A. Mugruza Vassallo, "Van der Waals and Ideal gas models for compressibility by means of pressure in pneumatic pipes from 1 to 100 Lpm". Electro electrónica, 22:pp. 07 - 11, 2004.
- [15] L. S. Ornstein, "On the Brownian motion," Proc. Royal Acad. Amsterdam 21:pp.96-108, 1917.
- [16] L. S. Ornstein and H. C. Burger, "On the theory of the Brownian motion", Proc. Royal Acad. Amst. 21:pp.922-931, 1919.
- [17] S. Chandrasekhar, "Stochastic problems in physics and astronomy" Rev. Modern Phys., 15: pp. 1-89, 1943.
- [18] G.E. Uhlenbeck, L.S. Ornstein, "On the theory of Brownian motion" Phys. Rev., 36:pp. 823-841, 1930.
- [19] W. Zheng, "Kneading plane of the circle map", Chaos, Solitons & Fractals, 4:1221, 1994.
- [20] K. Lei, Y. Qiu, and Y. He, A New Adaptive Well-Chosen Inertia Weight Strategy to Automatically Harmonize Global and Local Search Ability in Particle Swarm Optimization, ISSCAA, 2006.

¹ Imperialist Competitive Algorithm (ICA)

² Brownian Motion

³ Turbulent Motion

- [1] H. Sarimveis and A. Nikolakopoulos, "A Line Up Evolutionary Algorithm for Solving Nonlinear Constrained Optimization Problems", Computers & Operations Research, 32(6):pp.1499-1514, 2005.
- [2] L.A. Ingber, "Simulated annealing: practice versus theory", J. Math. Comput. Modell. 18 (11), pp.29-57, 1993.
- [3] S. Kirkpatrick and C. D. Gelatt and M. P. Vecchi, "Optimization by Simulated Annealing," Science, Vol 220, Number 4598, pp. 671-680, 1983.
- [4] A.R. Hedar, M. Fulushima, "Tabu Search Directed by Direct Search Methods for Nonlinear Global Optimization", European Journal of Operational Research, 2006, Vol. 170, Pp. 329-349, 2006.
- [5] M. Melanie, "An Introduction to Genetic Algorithms, Massachusetts's: MIT Press, 1999.
- [6] H. Mühlenbein, M. Schomisch, J. Born, "The Parallel Genetic Algorithm as Function Optimizer", Proceedings of The Fourth International Conference on Genetic Algorithms, University of California, San Diego, pp. 270-278, 1991.
- [7] J. Kennedy, R.C. Eberhart, "Particle Swarm Optimization," Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ, pp.1942-1948, 1995.
- [8] R. Storn, "Differential Evolution, A Simple and Efficient Heuristic Strategy for Global Optimization over Continuous Spaces", Journal of Global Optimization, Vol. 11, Dordrecht, pp. Springer Verlag, Heidelberg, 1997, 341-359, 1997.
- [9] K. Price, R. Storn, J. Lampinen, "Differential Evolution – A Practical Approach to Global Optimization", Springer, Berlin, 2005.
- [10] G. Maoguo, J. Licheng, Z. Xiangron, "A population-based artificial immune system for numerical optimization", Neurocomputing, Volume 72, Issue 1-3, Pages 149-161, December 2008.
- [11] B. Franklin and M. Bergerman, "Cultural Algorithms: Concepts and Experiments", In Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, volume 2, pp. 1245-1251, 2000.