

ارائه یک الگوریتم کرم شب تاب بهبود یافته برای بهینه سازی در محیط های ایستا

طاهره حسن زاده^۱، محمدرضا میبیدی^۲ و فریبرز محمودی^۳

چکیده

الگوریتم کرم شب تاب یک مدل تکاملی است که مبتنی بر الگوریتم های هوش جمعی و برگرفته شده از طبیعت می باشد. کاربرد عمده این الگوریتم در حل مسائل بهینه سازی می باشد. در این مقاله، برای افزایش قدرت جست و جو و دقت الگوریتم و بهبود نتیجه حاصل از آن، یک الگوریتم کرم شب تاب بهبود یافته از طریق تغییر چگونگی حرکت کرم های شب تاب و استفاده از بهینه سراسری در جست و جوی الگوریتم پیشنهاد شده است. بهینه سراسری با توجه به نوع عمل بهینه سازی می تواند ذره ای باشد که بیشترین و یا کمترین مقدار را دارد و مقدار این ذره در هر بار تکرار بروز می شود. در الگوریتم پیشنهادی، وقتی ذره ای با ذره دیگر مقایسه می شود، اگر ذره متناظر وضعیت بهتری نسبت به ذره مقایسه شونده داشته باشد برای حرکت و قرار گرفتن در مکان جدید یک برابری بین مکان ذره ای که وضعیت بهتری دارد و ذره بهینه سراسری بدست آمده و مکان جدید ذره با توجه به مکان این دو ذره مشخص می شود. همچنین برای بهبود نتایج پارامترهای الگوریتم کرم شب تاب نیز مورد بررسی قرار گرفته است. الگوریتم پیشنهادی می تواند جستجوی محلی و جستجوی سراسری الگوریتم را بهبود دهد. این الگوریتم برای بهینه سازی شش تابع استاندارد شناخته شده آکلی، اسفیر، راستریجین، ژین شی یانگ، روزنبروک و استپ در فضای ۱۰، ۲۰ و ۳۰ بعدی اجرا شده است. نتایج آزمایشات نشان می دهد که الگوریتم پیشنهادی از دقت بالایی برای یافتن نقطه بهینه برخوردار است و توانسته جست و جوی سراسری الگوریتم را افزایش دهد.

کلمات کلیدی

الگوریتم کرم شب تاب، بهینه سازی، جستجوی محلی، جستجوی سراسری.

An improved Firefly Algorithm for optimization in static environment

Tahereh Hassanzadeh; Mohammad Reza Meybodi; Fariborz Mahmoudi

ABSTRACT

Firefly Algorithm is an evolutionary algorithm based on collective intelligence and derived from nature. This algorithm is mainly used in solving optimization problems. In this paper, to increase the power and accuracy of the algorithm and to improve the results, an improved firefly algorithm by changing the movement of fireflies and using of global optima in fireflies movement is proposed. Global optima most choose Due to the problem and it can be a firefly that have maximum or minimum amount and the amount of this particle will be

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی، دانشگاه آزاد قزوین، دانشکده برق و رایانه فناوری اطلاعات

آدرس پست الکترونیک: t.hassanzadeh@qiau.ac.ir

^۲ عضو هیات علمی دانشگاه امیر کبیر تهران، دانشکده کامپیوتر

آدرس پست الکترونیک: mmeybodi@aut.ac.ir

^۳ عضو هیات علمی دانشگاه آزاد قزوین، دانشکده برق و رایانه فناوری اطلاعات

آدرس پست الکترونیک: mahmoudi@qiau.ac.ir

updated in each iteration. In the proposed algorithm, when a particle is compared with other particle, if the corresponding particle will be brighter, the new position of the firefly will be determined according the corresponding particle and global optima position. Also, to improve the FA result the FA parameters tuned. The proposed algorithm, can improv the local and global search of the firefly algorithm. In order to evaluate the proposed algorithm, we used six well known benchmark function, including: Ackly, Sphere, Rastrigin , Xin-she yang, rosenbrock and step functions in ۱۰ , ۲۰ and ۳۰ dimensional spaces. The experimental results show that our proposed method can be effective to find the global optima and can improve the global search and the exploration rate of the standard firefly algorithm.

۱. مقدمه

مفهوم بهینه سازی بدین صورت است که در بین پارامترهای یک تابع به دنبال مقادیری باشیم که تابع را کمینه یا بیشینه می نماید. کلیه مقادیر مناسب جهت این امر را، راه حل‌های ممکن و بهترین مقدار از این مقادیر را راه حل بهینه می نامند. الگوریتم های بهینه سازی هر دو نوع مسائل بیشینه سازی و کمینه سازی را پوشش می دهند. بهینه سازی کاربردهای زیادی دارد از جمله در تخصیص منابع، زمان بندی ها، تصمیم گیری ها و الگوریتم هایی از جمله الگوریتم های هوش جمعی تا حدی این مشکل را حل نموده اند. توسط این الگوریتم ها راه حل هایی پیدا می شوند که تقریباً به جواب نزدیکند.

هوش جمعی نوعی روش هوش مصنوعی است که مبتنی بر رفتارهای جمعی در سامانه های نامتمرکز و خود سازمانده بنیان شده است. این سامانه ها معمولاً از جمعیتی از عامل های ساده تشکیل شده اند که بطور محلی با یکدیگر و با محیط خود در تعامل هستند [۱]. موفق ترین روش های هوش جمعی که تاکنون بوجود آمده اند، روش بهینه سازی گروه مورچه ها [۲]، روش بهینه سازی دسته ذرات [۳]، بهینه سازی زنبور عسل [۴] و روش بهینه سازی کرم شب تاب^۴ هستند [۵]. کاربرد این الگوریتم ها در انواع زمینه های تحقیقات علمی نشان دهنده عملی بودن و ویژگی های مطلوب آنها است. کاربرد عمده این الگوریتم ها در حل مسائل بهینه سازی می باشد. الگوریتم کرم شب تاب گونه ای از الگوریتم های برگرفته شده از طبیعت و الگوریتم هوش جمعی می باشد که توسط دکتر یانگ در سال ۲۰۰۸ ارائه شده است. این الگوریتم یک تکنیک جدید مبتنی بر رفتارهای جمعی است که از رفتارهای اجتماعی کرم های شب تاب در طبیعت الهام گرفته شده است. این الگوریتم دارای ویژگی هایی مانند سرعت همگرایی بالا، غیر حساس بودن به مقادیر اولیه، انعطاف پذیری و تحمل پذیری خطای بالایی است. این الگوریتم در بهینه سازی چند وجهی^۵ [۶] و بهینه سازی توابع تست تصادفی [۷] به کار گرفته شده است. تاکنون دو نسخه متفاوت از این الگوریتم نیز برای حل مسائل بهینه سازی معرفی شده است از جمله الگوریتم کرم شب تاب گسسته^۶ [۸] و الگوریتم کرم شب تاب لوی^۷ که برای بهبود جست و جوی تصادفی از تابع توزیع لوی در آن استفاده شده است [۹]. با این وجود این الگوریتم دارای کاستی هایی می باشد، از جمله عدم استفاده از نقطه بهینه سراسری در جست و جو که این پدیده باعث عدم جستجوی مناسب فضای مسئله می شود که در این مقاله سعی شده با تغییر رویه جستجو این اشکال برطرف شوند. در این مقاله، یک الگوریتم کرم شب تاب بهبود یافته^۸ برای بهینه سازی در محیط های ایستا پیشنهاد می گردد که می تواند تا حدودی نتایج حاصل از الگوریتم کرم شب تاب را بهبود دهد. همچنین پارامترهای الگوریتم کرم شب تاب مورد بررسی قرار گرفته شده است.

ادامه این مقاله بدین صورت سازماندهی شده است: بخش دوم به معرفی الگوریتم کرم شب تاب می پردازد، در بخش سوم الگوریتم پیشنهادی شرح داده شده است، بخش چهارم نتایج آزمایشات را ارائه می کند و بخش پنجم به نتیجه گیری می پردازد و در بخش نهایی مراجع معرفی می شوند.

۲. الگوریتم کرم شب تاب

کرم های شب تاب نورهای ریتمیک و کوتاه تولید می کنند. الگوی نوری هر کدام از کرم های شب تاب با یکدیگر متفاوت می باشند. کرم های شب تاب از این نورها به دو منظور استفاده می کنند. ۱. پروسه جذب جفت

ها ۲. برای جذب شکار. بعلاوه این نورها می توانند به عنوان یک مکانیزم محافظتی برای کرم های شب تاب باشند. نور های ریتمیک^۹، نرخ تابیدن نور^{۱۰} و میزان فاصله زمانی که بین سیگنالهای نور وجود دارند باعث می شوند که دو جنس به یکدیگر جذب شوند. همچنین شدت نور در فاصله معین r از منبع نور، از قانون مجذور معکوس پیروی می کند. گفته می شود شدت نور I با افزایش فاصله r کاهش پیدا می کند. که اصطلاحاً آن را با $I \propto 1/r^2$ نشان می دهند. بعلاوه جذب نور هوا^{۱۱} با افزایش فاصله ضعیف و ضعیف تر میشود. نور می تواند به عنوان تابع هدف که قرار است بهینه شود فرموله شود و این می تواند به عنوان یک الگوریتم بهینه سازی جدید معرفی شود. برای ساده سازی تعریف الگوریتم کرم شب تاب سه فرض زیر برای پیاده سازی این الگوریتم در نظر گرفته شده است:

۱. همه کرم های شب تاب، تک جنسیتی هستند و عامل جذب جفت ها به یکدیگر بدون در نظر گرفتن جنسیت آنها می باشد.

۲. جذابیت به نسبت درخشندگی آنها می باشد. پس برای هر جفت کرم شب تاب، کرمی که نور کمتری دارد به سمت کرمی که نور بیشتری دارد جذب می شود. قدرت جذب به نسبت نور آنها است و با افزایش فاصله بین دو کرم، شدت نور نیز کاهش می یابد. اگر شب تابی از دیگری نورانی تر نباشد حرکت آنها به صورت تصادفی انجام می شود.

۳. درخشندگی کرم های شب تاب توسط مقدار تابع هدف تعیین می شود. برای مسئله بهینه سازی، شدت نور می تواند به سادگی توسط مقدار تابع هدف تعیین شود. روش دیگر تعیین شدت نور می تواند با استفاده از روش تعیین تابع برازش تعریف شده برای الگوریتم ژنتیک باشد. بر اساس این سه اصل، در شکل ۱ مراحل الگوریتم کرم شب تاب به صورت شبه کد نشان داده شده است.

Firefly algorithm

Initialize algorithm parameters:

MaxGen: the maximum number of generations

Objective function of $f(\mathbf{x})$, where $\mathbf{x}=(x_1, \dots, x_d)^T$

Generate initial population of fireflies or \mathbf{x}_i ($i=1, 2, \dots, n$)

Define light intensity of I_i at \mathbf{x}_i via $f(\mathbf{x}_i)$

While ($t < \text{MaxGen}$)

 For $i = 1$ to n (all n fireflies);

 For $j = 1$ to n (all n fireflies)

 If ($I_j > I_i$), move firefly i towards j ; end if

Attractiveness varies with distance r via $\text{Exp}[-\gamma r^2]$;

Evaluate new solutions and update light intensity;

 End for j ;

End for i ;

Rank the fireflies and find the current best;

End while;

Post process results and visualization;

End procedure;

شکل (۱) شبه کد الگوریتم کرم شب تاب

فاصله بین هر دو کرم شب تاب i و j در نقطه X_j و X_i می تواند به صورت فاصله کارترین زیر نشان داده شود.

$$r_{ij} = \|x_i - x_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad \text{رابطه (۱)}$$

به طوری که $x_{i,k}$ ، k امین بخش از مختصات فضایی (x_i) کرم شب تاب i می باشد. در حالت دو بعدی ما r_{ij} را به صورت زیر نشان می دهیم.

$$r_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad \text{رابطه (۲)}$$

حرکت کرم شب تاب و جذب آن به کرم شب تاب j که درخشان تر است به صورت زیر تعیین می شود.

$$x_i = x_i + \beta_0 e^{-\gamma_{ij}^2} (x_j - x_i) + \alpha (rand - 1/2) \quad \text{رابطه (۳)}$$

به طوری که جمله دوم نشان دهنده جذب و جمله سوم جمله تصادفی ساز است که توسط پارامتر تصادفی ساز α این کار انجام می گیرد. $rand$ یک عدد تصادفی می باشد. که با استفاده از توزیع یکنواخت بین $[0,1]$ بدست می آید. β_0 نشان دهنده میزان جذابیت در منبع نور می باشد. در بیشتر موارد در پیاده سازی می توانیم $\beta_0 = 1$ و $\alpha \in [0,1]$ در نظر بگیریم. پارامتر γ با توجه به تغییرات جذابیت تعیین می شود. این پارامتر در تعیین سرعت همگرایی و رفتار الگوریتم کرم شب تاب بسیار موثر می باشد. در حالت تئوری $\gamma \in [0, \infty)$ می باشد. بنابراین در بیشتر کاربردها مقداری بین 0.01 تا 100 می باشد. در این مقاله $\gamma = 1$ در نظر گرفته شده است.

۳. الگوریتم پیشنهادی

رویه جستجو در الگوریتم کرم شب تاب بدین صورت است که هر کرم شب تاب با تک تک کرم های شب تاب دیگر مقایسه می شود، اگر کرم شب تاب نور کمتری نسبت به کرم شب تاب مقایسه شونده داشته باشد به سمت کرم شب تاب با نور بیشتر (مسئله پیدا کردن نقطه ماکزیمم) با توجه به فرمول (۳) حرکت می کند. این عمل باعث می شود که ذرات به اطراف ذره ای که نور بیشتری دارد متمرکز شوند و اگر در تکرار بعدی الگوریتم، ذره ای با نور بهتر وجود داشته باشد ذرات دوباره به سمت ذره با نور بیشتر حرکت می کند. اشکال این روش این است که حرکات ذرات فقط با توجه به مقدار یک کرم شب تاب انجام می گیرد که در واقع همان بهینه محلی می باشد و بهینه سراسری تأثیری در روال جست و جوی الگوریتم ندارد به همین دلیل فضای مسئله به صورت بهینه مورد جستجو قرار نمی گیرد و به تعداد تکرارهای بیشتری برای رسیدن به نقطه بهینه نیاز است. برای رفع این مشکل و سهیم شدن ذرات دیگر در حرکت ذرات و بهبود عمل جستجوی الگوریتم روش جدیدی پیشنهاد شده است و نتایج بدست آمده اثبات می کند که روش جدید با دقت بهتری می تواند نقطه بهینه را در فضای جست و جو بیابد.

در روش پیشنهادی از ذره بهینه سراسری برای بهبود رویه جست و جو استفاده می شود. بهینه سراسری به توجه به نوع عمل بهینه سازی که انجام می گیرد می تواند ذره ای که بیشترین و یا کمترین مقدار را دارد باشد. مقدار این ذره در هر بار تکرار بروز می شود. در الگوریتم پیشنهادی وقتی ذره ای با ذره دیگر مقایسه می شود، اگر ذره متناظر وضعیت بهتری نسبت به ذره مقایسه شونده داشته باشد برای حرکت و قرار گرفتن در مکان جدید یک برابری بین مکان ذره ای که وضعیت بهتری دارد و ذره بهینه سراسری بدست آمده و مکان جدید ذره با توجه به مکان دو ذره مشخص می شود. در الگوریتم پیشنهادی فاصله هر ذره با ذرات مورد مقایسه از فرمول ۲ و از فرمول ۴ برای بدست آوردن فاصله هر ذره تا ذره بهینه سراسری استفاده می شود. همچنین برای بدست آوردن مکان جدید ذره از فرمول ۵ استفاده می شود. در این فرمول در واقع برابری بین ذره مورد مقایسه و ذره بهینه سراسری بدست می آید.

رابطه (۴)

$$r_{i,best} = \sqrt{(x_i - x_{gbest})^2 + (y_i - y_{gbest})^2}$$

$$x_i = x_i + \left(\beta_0 e^{-\mathcal{M}_{ij}^2} (x_j - x_i) + \beta_0 e^{-\mathcal{M}_{i,gbest}^2} (x_{gbest} - x_i) \right) + \alpha(rand - 1/2) \quad \text{رابطه (۵)}$$

Gbest ذره ای است که بهترین مقدار را با توجه به تابع بهینه سازی دارد و x_{gbest} مکان بهترین ذره می باشد. در واقع با تغییر رویه حرکت ذرات، حرکت گروهی ذرات بهبود یافته است و ذرات می توانند با دقت بیشتری محیط را مورد کاوش قرار دهند.

۴. نتایج آزمایشات

در این بخش، در ابتدا پارامترهای الگوریتم کرم شب تاب مورد بررسی قرار گرفته و سعی شده با تنظیم صحیح پارامترها، نتایج حاصل از الگوریتم بهبود داده شود. از مهمترین پارامترهای الگوریتم کرم شب تاب پارامتر α و β می باشند. که در این مقاله پارامتر α مورد بررسی قرار گرفته شده است. همانطور که در فرمول (۳) مشاهده می شود، میزان حرکات تصادفی ذرات با پارامتر α کنترل می شود. از نظر تئوری مقدار این پارامتر در محدوده [۰، ۱] است و مقدار پیشنهاد شده برای این پارامتر ۰،۲ می باشد [۵]. اما با توجه به اینکه ماهیت الگوریتم کرم شب تاب استخراج گر^{۱۲} می باشد برای بهبود حرکات تصادفی ذرات و ایجاد تعادل بین خصوصیات $exploit$ و $explore$ الگوریتم می توان مقدار این پارامتر را خارج از این محدوده نیز در نظر گرفت. در واقع با افزایش این پارامتر می توان خاصیت جست و جو و حرکات تصادفی ذرات را نیز بهبود بخشید. بدین منظور مقادیر مختلف این پارامتر برای یافتن نقطه بهینه توابع مختلف در ابعاد مختلف مورد بررسی قرار گرفت. به عنوان مثال، نتایج حاصل از ارزیابی پارامتر α بر روی تابع آکلی در فضای ده بعدی در جدول ۱ نشان داده شده است. برای این آزمایش تعداد ذرات ۶۰، تعداد ارزیابی ۲۰، مقدار پارامتر β ۱ و β اولیه نیز ۱ در نظر گرفته شده است. مقدار بهترین میانگین و انحراف استاندارد نتایج حاصل از ۲۰ بار اجرای الگوریتم نشان می دهد با افزایش میزان این پارامتر، نتایج بهبود یافته است. در واقع حرکت انفرادی ذرات با افزایش مقدار پارامتر α بهبود یافته است با توجه به آزمایشات انجام شده بهترین مقدار برای این پارامتر ۲۰ می باشد.

جدول ۱: نتایج بهترین، میانگین و انحراف استاندارد حاصل از بررسی پارامتر α بر روی تابع آکلی پس از ۲۰ بار اجرای الگوریتم.

انحراف استاندارد	میانگین	بهترین	مقدار α
۰،۵۸۰۴	۱۹،۵۳،۷	۱۷،۵۸۹۲	۰،۱
۰،۳۲۷۹	۱۹،۵۵۴۸	۱۸،۵۳۶۰	۰،۵
۰،۷۹۷۵	۱۹،۳۲۷۷	۱۶،۱۹۶۸	۱
۰،۰۱۴۶	۰،۰۱۶۹	۰،۰۰۱۹	۱۰
۰،۰۰۷۷	۰،۰۰۶۲	۳،۹۰۹۹e-۰۰۴	۲۰
۰،۰۰۶۳	۰،۰۰۶۰	۵،۳۳۰۴e-۰۰۴	۵۰
۰،۰۰۷۸	۰،۰۰۶۹	۹،۴۷۲۳e-۰۰۴	۱۰۰

آزمایشات برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی بر روی شش تابع استاندارد صورت گرفته است که معمولاً به عنوان معیار سنجش الگوریتم های بهینه سازی در فضاهای پیوسته ایستامورد استفاده قرار می گیرند. توابع استفاده شده عبارتند از: اسفیر، آکلی، رستریجن، ژین شی یانگ [۵]، روزنبروک و استپ که در جدول ۲ نشان داده شده اند. شایان ذکر است که مقدار بهینه تمام توابع برابر صفر می باشد. آزمایشات در فضای ۱۰، ۲۰ و ۳۰ بعدی انجام شده است. تعداد تکرار های داخلی الگوریتم ۲۰، تعداد ذرات در فضای ده بعدی ۶۰ و در فضای بیست بعدی ۸۰ و در فضای سی بعدی ۱۰۰ در نظر گرفته شده است و آزمایشات ۳۰ بار تکرار شده اند. بهترین و متوسط و بدترین نتایج حاصل از الگوریتم کرم شب تاب استاندارد و الگوریتم پیشنهادی بر روی توابع استاندارد در فضای ۱۰ بعدی در جدول ۳، در فضای ۲۰ بعدی در جدول ۴، و در

فضای ۳۰ بعدی در جدول ۵ نشان داده شده است. تمامی پارامترهای الگوریتم پیشنهادی به جز پارامتر آلفا مشابه الگوریتم کرم شب تاب استاندارد می باشد. مقدار گاما برابر ۱، مقدار اولیه بتا برابر ۱ و میزان آلفا برای الگوریتم استاندارد ۰,۲ و برای الگوریتم پیشنهادی با توجه به آزمایشات انجام شده ۲۰ در نظر گرفته شده است.

جدول (۲) توابع استاندارد اسفیر، آکلی، راستریجن، ژین شی یانگ، روزنبروک و استپ.

نام تابع	محدوده متغیرها	معادله تابع
اسفیر	± 100	
آکلی	± 32	$20 + e - 20e^{-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i^2}} - e^{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)}$
رستریجن	± 5.12	$\sum_{i=1}^D (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)$
ژین شی یانگ	$\pm 2\pi$	
روزنبروک	± 50	$\sum_{i=1}^D (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2)$
استپ	± 100	$\sum_{i=1}^D (\lfloor x_i + 0.5 \rfloor)^2$

جدول (۳) مقایسه نتایج FA و الگوریتم پیشنهادی برای توابع اسفیر، آکلی، رستریجن، ژین شی یانگ، روزنبروک و استپ در فضای ۱۰ بعدی.

نام تابع	معیار ارزیابی	FA استاندارد	FA پیشنهادی
اسفیر	بهترین	$8.4464e+003$	$1.2111e-007$
	میانگین	$1.3816e+004$	0.0207
	بدترین	$1.8274e+004$	0.3452
آکلی	بهترین	18.1092	$6.0045e-005$
	میانگین	19.5479	0.0057
	بدترین	20.2489	0.0161
راستریجن	بهترین	82.0684	$2.4625e-007$
	میانگین	96.7432	$2.8453e-004$
	بدترین	112.7496	0.0026
ژین شی یانگ	بهترین	0.0063	$1.3814e-004$
	میانگین	0.0115	$5.1935e-004$
	بدترین	0.0207	$5.6609e-004$
روزنبروک	بهترین	$7.2448e+007$	$9.9063e-007$
	میانگین	$2.1308e+008$	0.0054

بدترین	۳,۸۱۵۷e+۰۰۸	۰,۰۳۹۱
بهترین	۶۳۵۹	۰
میانگین	۱,۳۹۶۱e+۰۰۴	۰
بدترین	۱۹۴۷۵	۰
استپ		

بر طبق نتایج بدست آمده در جداول ۳، ۴ و ۵ مشاهده میشود که الگوریتم پیشنهادی توانسته با دقت بهتری نقطه بهینه را بیابد و نتایج بدست آمده فاصله زیادی با نتایج حاصل از الگوریتم کرم شب تاب استاندارد دارد. همانطور که مشاهده می شود با افزایش ابعاد نتایج حاصل از الگوریتم نیز افزایش می یابد. همچنین نتایج حاصل از اجرای الگوریتم FA و الگوریتم کرم شب تاب پیشنهادی روی تابع آکلی، راستریجن، روزنبروک و استپ در فضای ۱۰، ۲۰ و ۳۰ بعدی در شکل ۲ نشان داده شده است. در این ارزیابی الگوریتم های مورد اشاره ۳۰ بار اجرا شده و بهترین جواب های حاصل از این اجرا در نمودار های فوق نشان داده شده اند. همینطور که مشاهده می شود نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی بسیار بهتر از الگوریتم کرم شب تاب استاندارد می باشد و خطا کاهش یافته است.

جدول (۴) مقایسه نتایج FA و الگوریتم پیشنهادی برای توابع اسفیر، آکلی، رستریجن، ژین شی یانگ، روزنبروک و استپ در فضای ۲۰ بعدی.

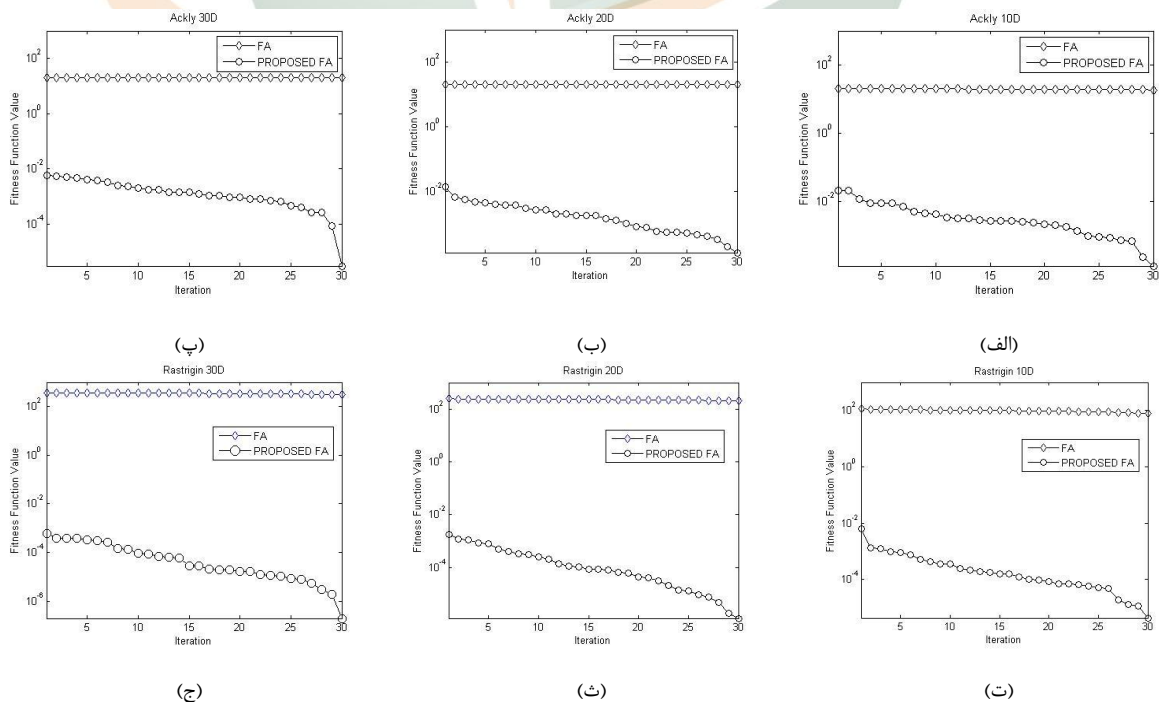
نام تابع	معیار ارزیابی	FA استاندارد	FA پیشنهادی
اسفیر	بهترین	۲,۷۳۵۱e+۰۰۴	۸,۴۷۵۰e-۰۰۶
	میانگین	۳,۵۸۳۵e+۰۰۴	۰,۰۰۳۷
	بدترین	۴,۵۱۳۸e+۰۰۴	۰,۰۵۱۸
آکلی	بهترین	۱۹,۶۳۷۷	۱,۲۸۷۱e-۰۰۵
	میانگین	۲۰,۲۱۹۷	۰,۰۰۲۶
	بدترین	۲۰,۴۱۹۲	۰,۰۰۹۷
راستریجن	بهترین	۱۹۹,۸۹۲۱	۱,۱۰۴۲e-۰۰۶
	میانگین	۲۳۱,۲۹۴۲	۱,۹۳۱۳e-۰۰۴
	بدترین	۲۵۲,۳۴۵۵	۰,۰۰۱۶
ژین شی یانگ	بهترین	۹,۱۱۵۷e-۰۰۶	۵,۱۵۲۳e-۰۰۸
	میانگین	۱,۰۴۹۷e-۰۰۴	۶,۳۱۳۰e-۰۰۸
	بدترین	۲,۷۳۷۱e-۰۰۴	۳,۹۹۴۴e-۰۰۷
روزنبروک	بهترین	۳,۹۵۸۰e+۰۰۸	۴,۷۲۴۱e-۰۰۶
	میانگین	۸,۱۸۱۹e+۰۰۸	۰,۰۰۸۳
	بدترین	۱,۱۸۷۹e+۰۰۹	۰,۰۴۹۵
استپ	بهترین	۲۳۲۵۳	۰
	میانگین	۳,۶۵۶۷e+۰۰۴	۰
	بدترین	۴۴۴۶۷	۰

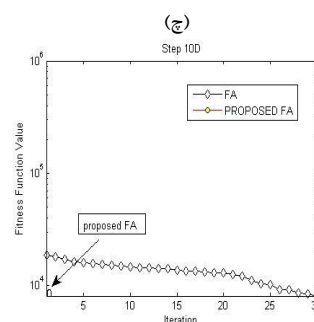
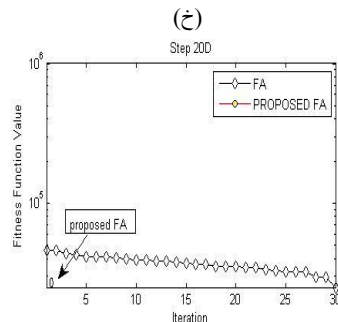
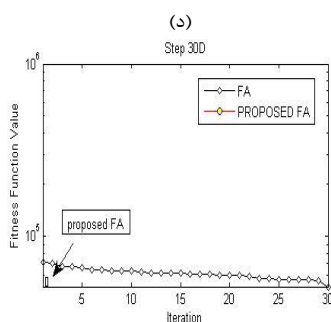
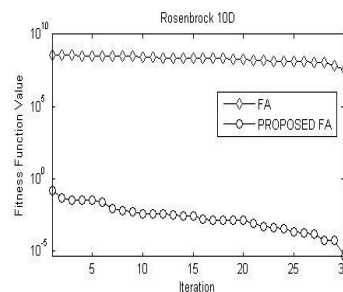
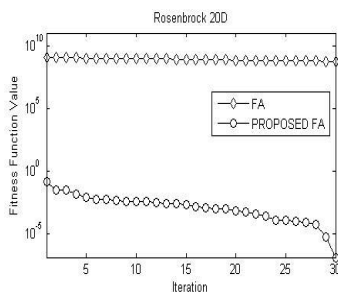
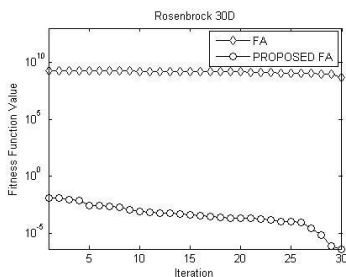
جدول (۵) مقایسه نتایج FA و الگوریتم پیشنهادی برای توابع اسفیر، آکلی، رستریجن، ژین شی یانگ، روزنبروک و استپ در فضای ۳۰ بعدی.

نام تابع	معیار	FA استاندارد	FA پیشنهادی
----------	-------	--------------	-------------

ارزیابی		
اسفیر	بهترین	۴,۱۸۸۴e+۰۰۴
	میانگین	۷,۶۶۳۸e-۰۰۴
	بدترین	۰,۰۰۶۶
آکلی	بهترین	۱۹,۸۲۵۹
	میانگین	۲۰,۳۸۸۰
	بدترین	۰,۰۰۵۹
راستریجن	بهترین	۳۱۰,۳۲۶۸
	میانگین	۳۴۸,۱۲۰۴
	بدترین	۶,۱۹۸۴e-۰۰۴
ژین شی یانگ	بهترین	۲,۵۷۸۲e-۰۰۸
	میانگین	۴,۸۲۷۷e-۰۰۷
	بدترین	۱,۵۹۶۱e-۰۰۶
روزنبروک	بهترین	۴,۴۱۸۲e+۰۰۸
	میانگین	۱,۴۸۰۳e+۰۰۹
	بدترین	۱,۹۸۰۰e+۰۰۹
استپ	بهترین	۵۱۱۷۳
	میانگین	۶,۱۱۰۷e+۰۰۴
	بدترین	۷۱۳۶۸

شکل (۲) نمودار نتایج حاصل از بهترین مقادیر بدست آمده از FA و الگوریتم پیشنهادی در ۳۰ بار اجرای الگوریتم برای توابع آکلی، راستریجن، روزنبروک و استپ در فضای ۲۰،۱۰ و ۳۰.





۵. نتیجه گیری

در این مقاله، یک الگوریتم کرم شب تاب با تغییر رویه حرکت کرم های شب تاب پیشنهاد گردید. در الگوریتم پیشنهاد شده به جای اینکه حرکت کرم های شب تاب فقط با مقایسه با کرم شب تابی که مقدار بهتری دارد (بهینه محلی) انجام شود، ابتدا یک کرم شب تاب را که بهترین مقدار را داشته به عنوان بهینه سراسری در نظر می گیریم، سپس برای جابجا شدن کرم های شب تاب برابندی از موقعیت مکانی بهترین کرم شب تاب و کرم شب تابی که مورد مقایسه می باشد بدست می آوریم، در این حالت فضای جستجو با دقت بیشتری مورد کاوش قرار می گیرد. همچنین مقدار مناسب پارامتر آلفا برای الگوریتم فوق مورد بررسی قرار گرفت و بهترین مقدار برای این پارامتر بدست آمد. برای اثبات کارایی الگوریتم پیشنهادی، نتایج الگوریتم فوق با الگوریتم کرم شب تاب استاندارد بر روی ۶ تابع استاندارد در فضای ۱۰، ۲۰ و ۳۰ بعدی انجام شد. به طور کلی با اعمال تغییرات ذکر شده الگوریتم پیشنهادی توانسته حرکت جمعی و انفرادی ذرات را بهبود دهد. نتایج آزمایشات نشان می دهند که روش پیشنهادی دارای عملکرد بهتری نسبت به FA استاندارد می باشد و با دقت بالاتری قادر به پیدا کردن نقطه بهینه می باشد و توانسته است خطا را کاهش دهد.

۶. مراجع

- [1] Li u, Y.; Passi no, K. M; "Swarm Intelligence: A Survey", In Proc. of 4th International Conference of Swarm Intelligence, 2005.
- [2] Dari go, M; Bi rattari, M; St utzle, T.; "Ant Colony Optimization". In: IEEE Computational Intelligent Magazine, Vol. 1. pp. 28-39, 2006.

- [3] Kennedy, J.; Eberhart, R. C.; "Particle Swarm Optimization". In: IEEE International Conference on Neural network, pp. 1942-194, 1995.
- [4] Pham D.T.; Ghanbarzadeh, A.; Koc, E.; Ari, S.; Rahim S.; Zaidi, M.; "The Bees Algorithm - A Novel Tool for Complex Optimisation Problems", Proceedings of IPROMS 2006 Conference, pp. 454-461, 2006.
- [5] Yang, X. S.; "Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms". Luni ver Press, 2008.
- [6] Yang, X. S.; "Firefly algorithm for multimodal optimization", in: stochastic Algorithms: foundations and applications (SAGA) lecture notes in computer science, 2009.
- [7] Yang, X. S.; "Firefly algorithm stochastic Test Functions and Design Optimization" (Int. J. bio-inspired computation, 2010).
- [8] Sayadi, M. K.; Ramezani, R.; Ghaffari-Nasb, N.; "A discrete firefly meta-heuristic with local search for makespan minimization in permutation flow shop scheduling problems", International Journal of Industrial Engineering Computations, PP. 1-10, 2010.
- [9] Yang, X. S.; "Firefly algorithm levy flight and global optimization" in: research and development in intelligent system XXII (Eds M. Brammer, R. Ellis, M. Petridis), Springer London, pp. 209-218, 2010.

¹ Ant colony optimization (ACO)

² Particle swarm optimization (PSO)

³ Bee colony optimization (BCO)

⁴ Firefly algorithm (FA)

⁵ Multimodal optimization

⁶ Discrete Firefly algorithm

⁷ Levy Firefly algorithm

⁸ Improved Firefly algorithm

⁹ Rhythmic flash

¹⁰ Rate of flashing

¹¹ Air absorbing light

¹² Exploitive

کنفرانس داده کاوی ایران