

یک الگوریتم جدید: الگوریتم کلونی موش‌های وحشی

صمد نجاتیان^۱، استادیار، روح اله امیدوار^۲، مربی؛ حمید پروین^۳، استادیار؛ وحیده رضایی^۴، استادیار؛ میلاد یثربی^۵، کارشناسی ارشد

۱- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه آزاد اسلامی - یاسوج - ایران - samad.nejatian.ir@ieee.org

۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه آزاد اسلامی - یاسوج - ایران - omidvar@iauyasooj.ac.ir

۳- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه آزاد اسلامی - نورآباد ممسنی - ایران - parvin@iust.ac.ir

۴- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه آزاد اسلامی - یاسوج - ایران - v.rezaie@iauyasooj.ac.ir

۵- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه آزاد اسلامی - شیراز - ایران - miladyasrebi@gmail.com

چکیده: بهینه‌سازی یک فعالیت مهم و تعیین‌کننده در طراحی ساختاری است. بسیاری از مسائل بهینه‌سازی در مهندسی، طبیعتاً پیچیده‌تر و مشکل‌تر از آن هستند که با روش‌های مرسوم بهینه‌سازی نظیر روش برنامه‌ریزی ریاضی و نظایر آن قابل‌حل باشند. طبیعت پایه بسیاری از الگوریتم‌های بهینه‌سازی می‌باشد، لذا محققان الگوی رفتاری پدیده‌ها و جانداران موجود در طبیعت در قالب یک ساختار رو به هدف قرار داده‌اند. در این مقاله یک الگوریتم فراابتکاری جدید بر پایه الگوی رفتاری موش‌های وحشی ارائه گردیده است. با مطالعه رفتارهای هدفمند و سودمند موش‌های وحشی در قالب کلونی‌ها این انگیزه را ایجاد کرد که این رفتارهای هدفمند می‌تواند الگویی برای حرکت به سمت حل یک مسئله پیچیده غیرقطعی باشد. در این تحقیق براساس نتایج آزمایشگاهی که بر روی این جانور انجام گرفته رفتار موش‌ها در فازهای تولید جمعیت، جفت‌گیری، مبارزه بقا پیاده‌سازی شده است. موش‌ها در چند کلونی سازماندهی شده که بر پایه فرماندهی یک سرکلونی نخبه برای بقا مبارزه خواهند کرد. ضمناً الگوی حرکتی موش‌ها براساس مکان سرکلونی و دیگر اعضای کلونی تعریف شده که در یک جستجوی بهینه در فضای مسئله مؤثر بوده است. الگوی رفتاری این جاندار در یک محیط شبیه‌ساز پیاده‌سازی گردید و نتایج نشان داد که الگوریتم حاصل یک الگویی مناسب برای یافتن پاسخی بهینه جهت مسائل پیچیده می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم، بهینه‌سازی، موش‌های وحشی، کلونی، تابع هزینه، رفتار.

A New Algorithm: Wild Mice Colony Algorithm (WMC)

S. Nejatian¹, Assistant Professor; R. Omidvar², MSc; H. Parvin³, Assistant Professor; V. Rezaei⁴, Assistant Professor; M. Yasrebi⁵, MSc

1- Department of Computer Engineering, Yasooj Branch, Islamic Azad University, Yasooj, Iran, Email: samad.nejatian.ir@ieee.org

2- Department of Computer Engineering, Yasooj Branch, Islamic Azad University, Yasooj, Iran, Email: omidvar@iauyasooj.ac.ir

3- Department of Computer Engineering, Nourabad Mamasani Branch, Islamic Azad University, Email: Iran, parvin@iust.ac.ir

4- Department of Computer Engineering, Yasooj Branch, Islamic Azad University, Yasooj, Iran, Email: v.rezaie@iauyasooj.ac.ir

5- Department of Computer Engineering, Islamic Azad University, Shiraz, Iran, Email: miladyasrebi@gmail.com

Abstract: Optimization is an important and determinant task in structural design. Better designs will be achieved if designers be able to reduce design time and cost using optimization methods. Many optimization problems in engineering are naturally more complicated and difficult to be solved by conventional optimization methods such as mathematical programming. Nature is a basis of many optimizations algorithms, so researchers focus on behavioral patterns of organisms and events in nature by considering a structure toward a target. In this study, a new optimization algorithm is proposed based on the behavioral pattern of wild mice. Studying targeted and beneficial behaviors of wild mice in colony motivates these kinds of behaviors could be a pattern for solving an uncertain complex problem. In this research, based on the experimental results on this animal, the behavior of the mice in the production phases of the population, mating, struggle for survival has been implemented. The mice are organized in several colonies that will fight for survival based on the command of a colony head that is elite. Also, the motor pattern of the mice was defined based on the colony-head location and the average colony members that were effective in an optimal search in the problem space. The behavioral pattern of this living organism was implemented in the simulation environment and results show that the proposed algorithm is a suitable pattern to find an optimal solution for complicated problems.

Keywords: Algorithm, optimization, wild Mice, colony, cost function, behavior.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۶/۰۵/۰۱

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۶/۰۷/۳۰

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۱۲/۲۰

نام نویسنده مسئول: حمید پروین

نشانی نویسنده مسئول: ایران - نورآباد ممسنی فارس - دانشگاه آزاد اسلامی - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر.

۱- مقدمه

بهینه‌سازی ابزاری ریاضی است که برای یافتن پاسخ بسیاری از پرسش‌ها در خصوص چگونگی راه‌حل مسائل مختلف به‌کار می‌رود [۱]. در بهینه‌سازی از یافتن بهترین پاسخ برای یک مسئله صحبت به میان می‌آید. بهترین اثر هنری، زیباترین منظره و گوش‌نوازترین قطعه موسیقی از مثال‌هایی هستند که می‌توان برای این‌گونه مسائل بیان کرد [۲، ۳، ۴]. الگوریتم‌های بهینه‌سازی می‌تواند قطعی یا احتمالی در طبیعت باشد. روش‌های سابق برای حل مشکلات بهینه‌سازی نیاز به تلاش بسیار زیاد محاسباتی داشتند، که وقتی اندازه مسائل افزایش می‌یافت به شکست منجر می‌شد. این انگیزه‌ای شد برای به‌کارگیری الگوریتم‌های بهینه‌سازی تصادفی الهام‌گرفته از طبیعت به‌عنوان جایگزین برای روش‌های محاسباتی قطعی [۵]. در این مقاله یک الگوریتم بهینه‌سازی جدید ارائه شده که از رفتار اجتماعی-فردی موش‌های وحشی در داخل و بیرون کلونی‌ها الهام گرفته شده است. موش‌های وحشی در داخل کلونی‌ها سازماندهی می‌شوند و هریک در داخل این کلونی دارای یک طبقه و وظیفه خاصی می‌باشند. هر کلونی دارای یک موش سرکلونی می‌باشد که وظیفه تشکیل کلونی و زاد و ولد را جستجوی بیرون کلونی را برعهده دارند. مکانیزم این الگوریتم به‌تفصیل در بخش مربوطه آمده است. این الگوریتم رفتارهای موش‌ها را شبیه‌سازی می‌کند و دارای نوآوری‌هایی می‌باشد که الگوریتم‌های گذشته در این حوزه از آن بهره‌مند نبوده‌اند. مکانیزمی که این الگوریتم دارد استفاده از کلونی‌ها می‌باشد که این باعث تلاش جمعی کلونی‌ها برای یافتن پاسخ‌های بهینه می‌شود و همچنین هر کلونی در داخل خود دارای مکانیزم رفتاری خاصی است که الگوریتم را به سمت یافتن جواب‌های بهینه می‌برد. برای یافتن جواب بهینه این الگوریتم فازهای متفاوتی را ارائه می‌دهد که تنوع راه‌های رسیدن به سمت جواب را بالا برده است. این الگوریتم به‌دلیل استفاده از ابزارهای روبه هدف زیادی که دارد دارای پویایی بالایی می‌باشد. بزرگ‌ترین نوآوری این الگوریتم استفاده از الگوی رفتاری یک جاندار در طبیعت می‌باشد که تا الان مورد توجه نبوده است. ساختار این مقاله به این شرح است :

جدول ۱: ساختار مقاله

ردیف	عنوان	شرح
۱	مقدمه	توضیح مقدماتی از موضوع
۲	کارهای گذشته	شرح مختصری از تحقیقات کار شده در این حوزه
۳	روش پیشنهادی	توضیح مفصل الگوریتم پیشنهادی
۴	شبیه‌سازی و نتایج	نمایش و تحلیل نتایج به‌دست آمده از شبیه‌سازی
۵	پیشنهادهای	نتیجه‌گیری کلی از روش پیشنهاد شده و پیشنهادات در مورد آینده این الگوریتم

۲- کارهای پیشین

در سال ۱۹۷۹ براساس سیستم ژنتیکی موجودات زنده الگوریتم ژنتیک [۵] ارائه گردید که تا امروزه نیز از الگوریتم‌های پرکاربرد می‌باشد. ماهیت جستجوی تصادفی این الگوریتم در فضای مسئله، به‌نوعی یک جستجوی موازی محسوب می‌شود. زیرا هرکدام از

کروموزوم‌های تصادفی تولید شده به‌وسیله الگوریتم، یک نقطه شروع جدید برای جستجوی بخشی از فضای حالت مسئله به‌حساب آمده و جستجو در تمام آن‌ها به‌شکل هم‌زمان صورت می‌گیرد. به‌دلیل وسعت و پراکندگی نقاطی که مورد جستجو قرار می‌گیرند، در مسائلی که فضای جستجوی بزرگی داشته باشند نتیجه مطلوبی کسب می‌کند. پیاده‌سازی آن ساده بوده و نیازی به روال‌های پیچیده حل مسئله ندارد. باوجود تمام مزایا، مهم‌ترین مشکل الگوریتم ژنتیک بالا بودن هزینه اجرایی آن است. چرا که معمولاً برای حل مسائل، نیاز به نگهداری چندصد کروموزوم در حافظه و اجرای الگوریتم تا چند هزار نسل خواهد بود. الگوریتم توده ذرات با الهام‌گرفتن از حرکت دسته‌جمعی پرندگان در هنگام پرواز به‌وجود آمد [۶]. این الگوریتم بسیار مورد استفاده محققان بوده که دلیل آن را می‌توان سادگی پیاده‌سازی آن دانست. این الگوریتم دارای سرعت مطلوبی می‌باشد و تعداد محاسبات کمی دارد ولی در رسیدن به جواب بهینه سرعت مناسبی ندارد. الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی براساس رفتار اجتماعی زنبورها شکل گرفت [۷] که دارای سه مرحله اصلی می‌باشد. سه دسته زنبور تعریف شده در یافتن غذای مناسب چارچوبی را برای یافتن راه‌حل یک مسئله ایجاد کرده است. از مزایای این الگوریتم به جستجوی با وسعت بالا در فضای مسئله می‌باشد و از معایب این الگوریتم تعداد محاسبات زیاد و پیچیدگی پیاده‌سازی آن می‌باشد. الگوریتم دیگری [۸] براساس رفتار جمعی مورچه‌ها در سال ۱۹۹۲ ارائه گردید که از رفتار همکارانه مورچگان برای حل مسائل بهینه‌سازی استفاده می‌کرد. در این روش، مورچه‌های مصنوعی به‌وسیله حرکت بر روی نمودار مسئله و با باقی‌گذاشتن نشانه‌هایی بر روی نمودار، همچون مورچه‌های واقعی که در مسیر حرکت خود نشانه‌های باقی می‌گذارند، باعث می‌شوند که مورچه‌های مصنوعی بعدی بتوانند راه‌حل‌های بهتری را برای مسئله فراهم نمایند. الگوریتم‌های دیگری نیز مانند شبیه‌سازی پخت [۹]، الگوریتم جستجوی تابو [۱۰]، الگوریتم زنبورها [۱۱]، الگوریتم رقابت استعماری [۱۲] نیز برای حل مسائل غیرقطعی از جانب محققان ارائه شدند. الگوریتم رقابت استعماری از فرآیند استعمار کشورهای دیگر توسط استعمارگران الهام گرفته و روندی را برای یافتن جواب بهینه از این طریق ایجاد می‌کند. این الگوریتم جستجوی مناسبی در فضای مسئله انجام می‌دهد ولی سرعت اجرای پایینی دارد. الگوریتم جستجوی هارمونی براساس یک بهینه‌سازی الهام‌گرفته از نت‌های موسیقی شکل گرفت [۱۳]. این الگوریتم نیز دارای سرعت پایین محاسبات می‌باشد. الگوریتمی به‌عنوان سیستم محاسبه‌گر کوانتوم ارائه گردید [۱۴]، و بعداً به‌کمک الگوریتم ژنتیک توسعه یافت [۱۶]. یک الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر منطق فازی برای تنظیمات سیستم قدرت ارائه گردید [۱۷] ارائه گردید. الگوریتم QSE [۱۸] یک الگوریتم SE مبتنی بر کوانتوم بود. الگوریتمی به‌نام ماشین الکترومگنتیسم ارائه گردید [۱۹]. الگوریتمی براساس نظریه انفجار بزرگ به‌نام BB-BC نیز ارائه گردید [۲۰]. برخی الگوریتم‌هایی نیز

اساسی پیشنهاد شده است. یکی روش خوشه‌بندی استفاده شده که هم جمعیت اصلی و هم جمعیت حافظه را خوشه‌بندی می‌کند و دیگری راهکار مناسبی است که برای به‌روزرسانی حافظه استفاده شده است [۴۳].

۳- الگوریتم پیشنهادی

در سال ۱۹۷۰ کالهن [۳۵] در یک محیط آزمایشگاهی تحقیقی بر روی کلونی موش‌ها انجام داد و نتایج نشان از حرکات هدفمند موش‌ها در قالب کلونی‌ها جهت تطبیق با طبیعت و حرکت در سمت بقا داشت. ما در این مقاله نتایج به‌دست‌آمده از رفتار موش‌ها را در قالب یک الگوریتم تحت نام همین جاندار سازماندهی کرده و چارچوبی برای حل مسائل پیچیده غیرقطعی از آن به‌وجود آورده‌ایم. ابتدا پارامترهایی که برای الگوریتم پیشنهادی مورد نیاز است را تعریف خواهیم کرد.

۳-۱- تعریف پارامترها:

- تعداد کلونی = دلخواه.
- تعداد موش نر = تعداد کلونی * ۴
- تعداد موش ماده = تعداد کلونی * ۸
- مقدار هنجار موش = با مقدار اولیه ۰٫۱
- سن موش‌ها = با مقدار اولیه ۰٫۱
- پذیرش موش ماده = با مقدار اولیه ۰
- نوع موش = یا سرکلونی (Colony Head) که با علامت CH مشخص می‌شود، یا عضو کلونی (Colony Member) که با علامت CM مشخص می‌شود.
- جنسیت موش = نر با علامت M و ماده با علامت F.
- کلونی رزرو = یک آرایه خالی.

۳-۲- تولید جمعیت اولیه:

به‌طور تصادفی و در فضای مسئله به تعداد (تعداد کلونی * ۱۲) ذره تولید می‌شود. از این تعداد جمعیت براساس پارامتر اولیه تعریف‌شده موش‌های ماده و موش‌های نر تعدادشان مشخص خواهد شد. از این تعداد موش‌های نر و ماده تصادفی و براساس تعداد تعیین‌شده تصادفی تعیین می‌شوند.

For $i = 1$ to n_{Colony} * $colonyNumber$
 $Mice(i).position = xmin + (xmax - xmin) * rand(1, nvar);$
 $Mice(i).sec = m;$
 For $i = 1$ to n_{Colony} * $8Mice(i).position = xmin + (xmax - xmin) * rand(1, nvar); Mice(i).sec = f;$ (۱)

۳-۳- ارزیابی اولیه:

جهت ارزیابی اولیه جمعیت تصادفی تولیدشده، جمعیت اولیه در تابع هزینه قرار می‌گیرند و مقدار شایستگی آن‌ها تعیین می‌شود.

$Mice(i).cost = Fitness(Mice(i).position);$ (۲)

بودند که با کمک الگوریتم ژنتیک ارائه شدند نظیر: الگوریتم RQGA که برای برطرف کردن مشکلات الگوریتم ژنتیک مبتنی بر کوانتوم به‌وجود آمد [۲۱]، الگوریتم ترکیبی QGA و GA [۲۲] و الگوریتم دیگری از ترکیب QGA و ژنتیک واقعی [۲۳]. در پژوهشی یک الگوریتم توده ذرات مبتنی بر وزن‌دهی پویا جهت کاهش هدر رفتن توان ارائه گردید [۲۴].

در سال ۲۰۱۵ یک الگوریتم بهینه‌سازی براساس رفتار غریزی شیر به همین نام توسط [۲۵] ارائه گردید. در این الگوریتم از نحوه شکار دیگر جانوران توسط شیر الهام‌گیری شده و چارچوبی برای رسیدن به نقطه مطلوب ارائه می‌دهد. الگوریتمی برحسب مکانیزم علف‌های هرز مهاجم به نام IWO [۲۶] ارائه گردید. الگوریتمی به نام BBO مبتنی بر جغرافیای حیاتی به‌وسیله [۲۷] ارائه گردید. همچنین BAT Algorithm به‌وسیله [۲۸] معرفی شد. الگوریتمی مبتنی بر رفتار موج آب به نام WWO [۲۹] ارائه گردید. در سال ۲۰۱۶ یک الگوریتم cuckoo search بهبودیافته به نام ICS ارائه گردید [۳۰]. در سال ۲۰۱۶ یک الگوریتم توده ذرات بهبودیافته برای حل مسائل بهینه‌سازی عمومی توسط [۳۱] ارائه گردید. در سال ۲۰۱۵ یک الگوریتم جستجوی هارمونی چندهدفه برای طراحی پایدار سکونت‌گاه‌های شناور ارائه گردید [۳۲]. در سال ۲۰۱۶ یک الگوریتم مبتنی بر جمعیت براساس رفتار سوسک برای حل مسائل بهینه‌سازی ترکیبی ارائه گردید [۳۳]. در سال ۲۰۱۶ یک الگوریتم ترکیبی مگس میوه و کرم شب‌تاب برای حل مسائل برنامه‌ریزی غیرخطی ارائه گردید [۳۴].

در مقاله‌ای روشی برای بهینه‌سازی چندهدفه با جبهه‌های مغلوب‌نشده براساس الگوریتم جستجوی گرانشی معرفی شده که از مفاهیم جبهه‌های مغلوب نشده برای تخصیص شایستگی و فاصله ازدحامی راه‌حل‌ها برای حفظ تنوع جمعیت استفاده شده است [۴۱].

در روشی ضمن استفاده از روش متداول تبدیل مسئله مکان‌یابی به مسئله بهینه‌سازی، از الگوریتم نوظهور رقابت استعماری استفاده شده و با معرفی مفهومی جدید بنام نماینده، روند تولید جواب‌های جدید و بررسی فضای جستجو هدفمند شده است [۴۲].

در تحقیق دیگر یک الگوریتم ژنتیک آشوب‌گونه مبتنی بر خوشه‌بندی و حافظه برای حل مسائل پویا ارائه شده است. یک سیستم آشوب‌گونه پیش‌بینی دقیق‌تری از آینده نسبت به یک سیستم تصادفی دارد و میزان همگرایی را در الگوریتم افزایش می‌دهد. به‌طور معمول استفاده از اطلاعات گذشته اجازه می‌دهد الگوریتم به‌سرعت بعد از تغییر محیط به سازگاری در شرایط محیطی جدید برسد، بنابراین ایده موردنظر در این زمینه، استفاده از یک حافظه است که با استراتژی مناسبی اطلاعات مفید گذشته را ذخیره نموده و برای استفاده مجدد آن‌ها را بازیابی می‌نماید. خوشه‌بندی در حافظه و جمعیت اصلی، تنوع را در حین اجرای الگوریتم با تبادل اطلاعات میان خوشه‌های متناظر (خوشه‌ها با برچسب شبیه به هم) در حافظه و جمعیت اصلی حفظ می‌نماید. در این روش پیشنهادی دو جنبه نوآوری

$For\ i = 1 to CH\ For\ j = 1 to CM$
 $if\ mice(j).sec = f$
 $ColonyMember(i) = j$
 $ColonyMmember(i).Fcount = ColonyMmember(i).Fcount + 1$
 $if\ ColonyMember(i).Fcount \geq fNumber$

بر طبق نتایج به دست آمده از رفتارشناسی موش ها مشخص گردید سن موش ها در مراودات اجتماعی آن ها مهم می باشد، لذا سن موش ها تنظیم خواهد شد. سن موش ها در هر تکرار (ارزیابی) یک واحد اضافه می گردد:

$For\ i = 1 to iteration$
 $mice(i).age = mice(i).age + 1$

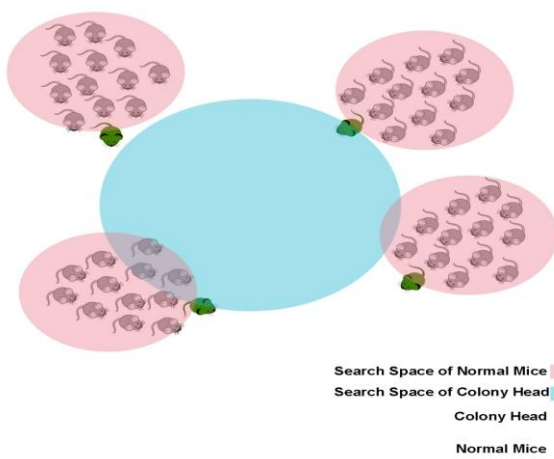
درجه هنجار با تراکم کلونی تغییر می کند. هر چه تراکم کلونی زیاد باشد درجه هنجار موش های آن کلونی پایین می آید.

$for\ i = 1 to nColony$
 $for\ j = 1 to n$
 $if\ (Std \sum_{j=1}^n (mice(j).Position)) < Treshhold$ (۹)
 $mice(i).Norm = mice(i).Norm - 1;$

۳-۸- حرکت موش ها

برای تنظیم مکان هر موش در هر بار ارزیابی به دو روش مختلف برای اعضای عادی هر کلونی و سرکلونی ها عمل شده است. حرکت موش های عضو هر کلونی براساس یک حرکت تصادفی و میانگین مکان موش های همان کلونی بوده است.

$mice(i).position_{Normal\ Mice} = mice(i).position + rand$
 $*((mean(\sum_{j=1}^{ColonyMember} mice(j).position - mice(i).position))$ (۱۰)



شکل ۱: محدوده فضای حرکتی سرکلونی ها و اعضای کلونی ها

حرکت سرکلونی ها براساس یک حرکت تصادفی و بهترین سرکلونی دیگر بوده است. در شکل ۱ محدوده ای که جمعیت ها طبق آن باید جستجو و حرکت کنند مشخص شده است.

۳-۴- تعیین هنجارترین موش های نر برای ساخت کلونی ها:

در آزمایش صورت گرفته بر موش ها یک اصل در موش ها دیده شد که تحت عنوان هنجار موش ها معرفی شد. موش ها براساس این هنجار اولویت طبقاتی خود را خواهد شناخت. درواقع موش های با هنجار بالا در موقعیت بهتری نسبت به دیگر موش ها می توانند اقدام به ساخت کلونی یا جفت گیری و غیر شوند. جمعیت اولیه براساس تابع هزینه مرتب می شوند و به میزان تعداد کلونی از اول این آرایه مرتب شده موش های نر مشخص می شوند تا کلونی یا قلمرو خود را بسازند. پارامتر نوع این موش ها به CH تغییر می کند.

$BestArray = Sort(Mice(i).cost)$
 $For\ i = BestArray(1) to BestArray(nColony)$
 $if\ mice(i).sec = m$ (۳)
 $mice(i).Norm = mice(i).Norm + 1;$
 $mice(i).type = CH;$

این موش ها از میان موش های نر ۳ عدد و از میان موش های ماده ۸ عدد را تصادفی انتخاب و جزو کلونی خود قرار می دهد.

$if\ mice(i).type = CH \rightarrow Create[Colony(i)]$ (۴)

۳-۵- تعیین اعضای کلونی ها:

برای هر کلونی از جمعیت تولیدی اولیه به صورت تصادفی عضوگیری صورت خواهد گرفت:

$[Colony(i).index] = rand[(mice.sec = m) : mNumber]$ (۵)
 $\& rand[(mice.sec = f) : fNumber]$

۳-۶- تعیین اعضای نر کلونی ها:

طبق آزمایش کالهن اعضا نر هر کلونی ۴ عدد خواهد بود.

$For\ i = 1 to CH\ For\ j = 1 to CM$
 $if\ mice(j).sec = m\ ColonyMember(i) = j$
 $ColonyMember(i).Mcount = ColonyMember(i).Mcount + 1;$ (۶)
 $If\ ColonyMember(i).Mcount \geq ColonyNumberExit$

ابتدا از بین جمعیت هر کلونی تعدادی به عنوان اعضای نر مشخص خواهد شد.

۳-۷- تعیین اعضای ماده کلونی ها:

همچنین اعضای ماده هر کلونی به تعداد ۸ عضو از ۱۲ عضو هر کلونی مشخص خواهند شد.

```
for i = 1 to mice.m
for j = 1 to mice.f
if mice(i).Norm = Max & mice(j).sec = f & mice(j).accept
= 1 & mice(j).age ≥ agetreshhold & mice(j).Marriage ≥ 2
mice(i).Marriage = mice(j).index
mice(j).Marriage = mice(j).Marriage + 1
mice(j).accept = 0;
```

موش‌های تولیدشده توسط عملگر کراس‌اور دو درجه دوم غیرخطی طبیعی مکان خود را می‌یابند.

```
for i = 1 to (rand(5,15))

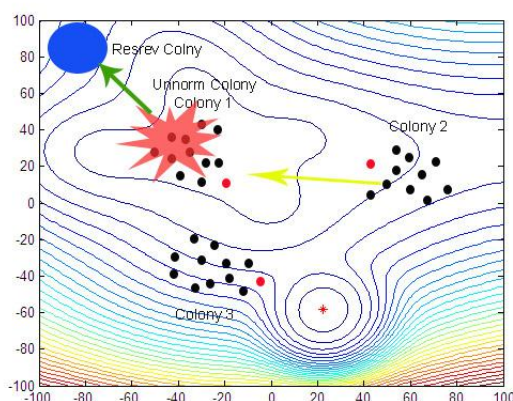
$$x^i = \frac{1}{2}x$$
 (۱۴)
```

$$\frac{(m^i - f^i) \times f(p) + (f^i - p^i) \times f(m) + (p^i - m^i) \times f(f)}{(m^i - f^i) \times f(p) + (f^i - p^i) \times f(m) + (p^i - m^i) \times f(f)}$$

سپس فرزندان تولیدشده با جمعیت جوان همان کلونی مبارزه می‌کنند و نصف جمعیت (نصف جمعیتی که باهم مبارزه می‌کنند) ضعیف از کلونی اخراج می‌شوند. (جمعیت کشته‌شده به کلونی رزرو می‌روند).

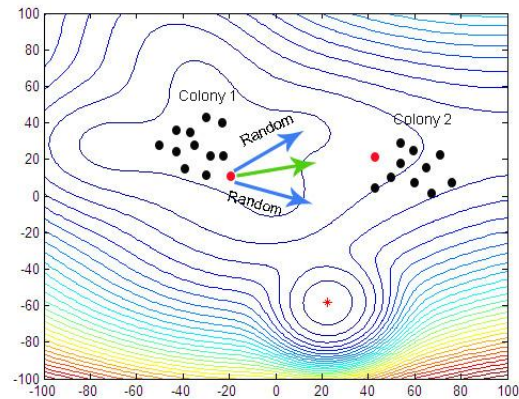
```
for i = 1 to ncolony
for j = 1 to n
delete  $\frac{1}{2} * (\text{sort}_{j=1}^n (\text{mice}(j).cost) : \text{end}$  (۱۵)
 $\epsilon$  mice(j).age ≥ agetheshhold
```

در شکل ۳ مشخص است که عضو دوم یک کلونی به‌عنوان هنجارترین موش بعد از سرکلونی به ناهنجارترین کلونی از لحاظ مکانی حمله کرده و نصف جمعیت ناهنجار موش‌های کلونی را کشته و بعد اقدام به تشکیل یک کلونی می‌نماید.



شکل ۳: نحوه حمله هنجارترین موش بعد از سرکلونی به بدترین کلونی و کشتن نصف موش‌های آن کلونی

$$\text{mice}(i).\text{position}_{\text{Colony Head}} = \text{mice}(i).\text{position} + \text{rand} * ((\text{best}(CH) - \text{mice}(i).\text{position})) \quad (۱۱)$$



شکل ۲: نحوه حرکت سرکلونی شماره ۱

در شکل ۲ روند حرکتی هر سرکلونی مشخص شده است. برای آنکه عمل جفت‌گیری انجام گیرد بهترین موش سرکلونی کاندید می‌شود و با موش ماده‌ای که پارامتر پذیرش آن یک باشد جفت‌گیری می‌کند. پارامتر پذیرش موش‌های ماده بدین‌صورت یک می‌شود که: بهترین موش ماده کلونی اگر در راند جفت‌گیری قرار داشت در آن راند پارامتر پذیرش یک خواهد شد. ۳ بار در سال جفت‌گیری انجام می‌شود. بنابراین با تقسیم تعداد تکرار بر عدد ۳ عدد اولیه *MatingRound* به دست می‌آید. بعد با خود این عدد هر بار جمع می‌شود تا زمان جفت‌گیری بعدی مشخص شود.

$$\text{MatingRound} = \frac{\text{Iteration}}{3}$$

```
for i = 1 to ncolony
for j = 1 to mice.f
if iteration = MatingRound
mice(j).accept = 1;
```

(۱۲)

$$\text{MatingRound} = \text{MatingRound} + \frac{\text{Iteration}}{3}$$

۳-۹-جفت‌گیری موش نر و ماده :

موش‌های سرکلونی از میان موش‌های ماده به‌طور تصادفی و با داشتن سه شرط ازدواج کرده و بین ۵ تا ۱۵ موش‌های جدید تولید می‌کنند. میزان نر یا ماده بودن جمعیت متولدشده تصادفی تعیین می‌شود.

(۱۳)

```

[Colony(i).index]
    = rand[mice.sec = m]
    : ۳] & rand[mice.sec = f]: ۸]

//Generate of Colony
Male/Female Members of Colony Definition
Mice(age)= Mice(age)+۱
if (Std  $\sum_{j=1}^n$  (mice(j).Position) < Threshold
mice(i).Norm = mice(i).Norm - ۱;
//Determine of Colony Norm
mice(i).positionNormal Mice
    = mice(i).position + rand
        ColonyMember
    * ((mean( $\sum_{j=1}^n$  mice(j).position
        - mice(i).position)
//Position Equation of Normal Mice
mice(i).positionColony Head
    = mice(i).position + rand * ((best(CH)
    - mice(i).position)
//Position Equation of Colony Head
MatingRound =  $\frac{Iteration}{۳}$ 
for i = ۱ to ncolony
    for j = ۱ to mice.f
        if iteration = MatingRound
            mice(j).accept = ۱;
            MatingRound = MatingRound +  $\frac{Iteration}{۳}$ 
        end
        end
        end
//Determine of Mating Accept Parameter for Female Mice
for i = ۱ to mice.m
    for j = ۱ to mice.f
        if mice(i).Norm = Max & mice(j).sec = f & mice(j).accept
            = ۱ & mice(j).age
            ≥ age threshold & mice(j).Marriage ≥ ۲
            mice(i).Marriage = mice(j).index
            mice(j).Marriage = mice(j).Marriage + ۱
            mice(j).accept = ۰;

//Act of Mating From Male Mice and Female Mice
for i = ۱ to ncolony
    for j = ۱ to n
        delete  $\frac{۱}{۳}$  * (sort  $\sum_{j=1}^n$  (mice(j).cost) : end  $\epsilon$  mice(j).age ≥ agetreshold
        //Fight of Born Mice for Survival
        for newCH → Create[NewColony]
            [NewColony.index] = in Reservation [(mice.sec = m)
            : ۳] & in Reservation [(mice.sec = f): ۸]
        //Create New Colony by Invader Mice
        ColonyGBest = min (mice(i).cost)
        //Determine of Global Best of any Colony
        GBest = min (ColonyGBest)
        //Determine of Global Best of Total Colony

```

شکل ۴- شبیه‌کد الگوریتم کلونی موش‌های وحشی

۴- شبیه‌سازی و نتایج

برای ارزیابی عملکرد الگوریتم کلونی موش‌های وحشی از یک مجموعه کامل بنچمارک شامل ۲۲ تست به نام مجموعه CEC ۲۰۱۴ [۳۵] که توابعی تک‌هدفه عددی می‌باشد استفاده شده است. در همه موارد تعداد جمعیت را روی ۵۰، تعداد ابعاد را ۳۰، و تعداد ارزیابی‌های را

بعد از آن جمعیت آن کلونی مرتب‌سازی شده و جمعیت نر دوم بعد از سرکلونی از کلونی جدا شده و با حمله به ناهنجارترین سرکلونی نصف جمعیت جوان آن کلونی را می‌کشد بقیه و به‌اضافه اعضای مازاد کلونی که در آن متولد شده را در کلونی رزرو قرار خواهد داد. سپس شروع به ساختن کلونی جدید می‌کند.

for i = 1 to ncolony
for j = 1 to n
$$NewCH = (sort \sum_{j=1}^n (mice(j).cost) : index 2) \quad (16)$$

جهت ایجاد کلونی جدید توسط موش حمله‌ور از میان کلونی رزرو، ۸ ماده و ۳ نر برای عضوهای کلونی جدید تعیین می‌شوند. اگر این تعداد وجود نداشت کلونی با تعداد کم باقی می‌ماند تا در تکرار بعد هر کلونی اگر جمعیت کمی داشت از کلونی رزرو برای عضوگیری کمک بخواهد. این کمک و تقاضا در صورت کمبود نیرو در هر تکرار انجام خواهد گرفت.

for newCH → Create [NewColony] [NewColony.index]
= in Reservation [(mice.sec = m) : 3]
& in Reservation [(mice.sec = f) : 8] (17)

کلونی رزرو هیچ فعالیتی در فضای مسئله نخواهد داشت. در هر تکرار کلونی‌ها در صورت کمبود نیرو از کلونی رزرو نیرو استخدام می‌کند.

for i = 1 to ncolony if Colony (i).Member (mice.sec = m)
!3 & Colony (i).Member (mice.sec = f) = 18
Colony (i).Recruitment (rand [(3 - mice.sec = m)]) from Reservation
Colony (i).Recruitment (rand [(8 - mice.sec = f)]) from Reservation (18)

بعد از عمل جفت‌گیری و حرکت جدید و در هر تکرار بهترین بهینه عمومی هر کلونی تعیین می‌شود.

for i = 1 to ncolony
ColonyGBest = min (mice(i).cost) (19)

در مرحله بعد بهینه عمومی کل جمعیت تعیین می‌شود.

for i = 1 to ncolony
GBest = min (ColonyGBest) (20)

در پایان تکرار آخر تعیین‌شده بهینه عمومی کل به‌عنوان بهترین جواب تعیین می‌شود. در شکل ۴ روندنمای الگوریتم پیشنهادی آمده است که در آن ترتیب اجرای الگوریتم ذکر شده است.

WMC ALGORITHM
Random(population)
//Initialize of initial population
Cost=Fitness Function(population)
//Evaluation of initial population
Best array=sort(Cost)
//Colony Head Election

۱۵۰۰۰۰ تنظیم کرده‌ایم. برای مقایسه، الگوریتم پیشنهادی با ۱۲ الگوریتم مشابه در دو قسمت الگوریتم‌های قبل از سال ۲۰۱۴ و الگوریتم‌های بعد از سال ۲۰۱۴ مقایسه شده است. برای الگوریتم‌های قبل از سال ۲۰۱۴ الگوریتم‌های WWO [۲۹]، الگوریتم GBSA [۳۷]، الگوریتم IGOA [۳۸]، الگوریتم CQACO [۳۹]، الگوریتم ECFO [۴۰]، الگوریتم BAT [۲۸] و برای الگوریتم‌های بعد از سال ۲۰۱۴

جدول ۲: نتایج روی مجموعه توابع Unimodal برای روش پیشنهادی و الگوریتم‌های ارائه شده قبل از سال ۲۰۱۴

		WWO	GBSA	IGOA	CQACO	ECFO	BAT	WMC
F1	Best Cost	۶/۲۶E+۰.۵	۷/۰۱E+۰.۵	۶/۱۱E+۰.۵	۴/۹۱E+۰.۵	۸/۴۵E+۰.۵	۶/۹۹E+۰.۵	۱/۲۳E+۰.۵
	STD	۳/۴۵E+۰.۵	۳/۳۳E+۰.۵	۴/۱۳E+۰.۵	۴/۵۳E+۰.۵	۷/۵۵E+۰.۵	۲/۱۳E+۰.۵	۱/۱۲E+۰.۵
F2	Best Cost	۵/۶۸E+۰.۲	۶/۲۱E+۰.۲	۴/۶۱E+۰.۲	۴/۸۷E+۰.۲	۵/۴۳E+۰.۲	۵/۷۱E+۰.۲	۴/۱۳E+۰.۲
	STD	۲/۰۲E+۰.۲	۳/۰۰E+۰.۲	۶/۵۰E+۰.۲	۳/۶۰E+۰.۲	۳/۹۸E+۰.۲	۴/۶۰E+۰.۲	۳/۳۶E+۰.۲
F3	Best Cost	۴/۸۷E+۰.۲	۵/۱۱E+۰.۲	۶/۴۳E+۰.۲	۴/۷۵E+۰.۲	۴/۶۱E+۰.۲	۴/۱۵E+۰.۲	۳/۶۶E+۰.۲
	STD	۱/۸۵E+۰.۲	۲/۲۸E+۰.۲	۴/۶۸E+۰.۲	۳/۶۸E+۰.۲	۳/۶۸E+۰.۲	۴/۸۸E+۰.۲	۲/۴۹E+۰.۲

جدول ۳: نتایج روی مجموعه توابع Unimodal برای روش پیشنهادی و الگوریتم‌های ارائه شده بعد از سال ۲۰۱۴

		LOA	ICS	NPSO	MOHS	BCSO	FFFA	WMC
F1	Best Cost	۱/۴۵E+۰.۵	۲/۰۶E+۰.۵	۱/۶۸E+۰.۵	۴/۰۱E+۰.۵	۶/۳۰E+۰.۵	۴/۱۰E+۰.۵	۱/۲۳E+۰.۵
	STD	۱/۳۴E+۰.۵	۲/۱۲E+۰.۵	۱/۷۴E+۰.۵	۳/۲۱E+۰.۵	۴/۴۴E+۰.۵	۲/۱۹E+۰.۵	۱/۱۲E+۰.۵
F2	Best Cost	۶/۸۳E+۰.۲	۶/۹۸E+۰.۲	۵/۳۷E+۰.۲	۵/۶۹E+۰.۲	۷/۱۲E+۰.۲	۶/۲۳E+۰.۲	۴/۱۳E+۰.۲
	STD	۴/۹۶E+۰.۲	۴/۵۰E+۰.۲	۳/۵۴E+۰.۲	۳/۷۷E+۰.۲	۴/۴۶E+۰.۲	۴/۷۰E+۰.۲	۳/۳۶E+۰.۲
F3	Best Cost	۵/۲۹E+۰.۲	۵/۳۴E+۰.۲	۴/۴۰E+۰.۲	۵/۷۹E+۰.۲	۶/۸۴E+۰.۲	۵/۷۷E+۰.۲	۳/۶۶E+۰.۲
	STD	۳/۲۰E+۰.۲	۳/۴۸E+۰.۲	۲/۴۴E+۰.۲	۴/۷۸E+۰.۲	۶/۷۷E+۰.۲	۶/۷۸E+۰.۲	۲/۴۹E+۰.۲

در تابع F1 چون میزان پیچیدگی تابع ریاضی کمتر است، روش پیشنهادی در پایان تعداد ارزیابی موردنظر با اختلاف بالایی به نقطه بهینه در فضای مسئله برسد. در هر سه تابع روش پیشنهادی دارای انحراف استاندارد پایینی بوده و این نشان می‌دهد که روش پیشنهادی از آغاز شروع ارزیابی دارای انحراف استاندارد بالایی بوده و در زمان رسیدن به جواب بهینه به‌سوی نقطه جواب همگرا شده و دارای انحراف کمی در آخر ارزیابی الگوریتم شده است. استفاده روش پیشنهادی از کلونی‌ها که اعضا را موظف به حرکت در فضاهای مشخصی براساس میانگین مکان اعضا و سرکلونی می‌نماید، در میزان تنوع حرکت موش‌ها مؤثر بوده است.

نتایج آمده از مجموعه Unimodal که شامل ۳ تابع می‌باشد نشان داد که روش پیشنهادی توانسته در میزان ارزیابی تعیین شده به جواب بهینه‌تری نسبت به هر ۱۲ الگوریتم برسد. در میان الگوریتم‌های قبل از سال ۲۰۱۴ بعد از روش پیشنهادی عملکرد دیگر روش‌ها دارای نوساناتی بوده و در هر تابع یک الگوریتم عملکرد بهتری داشته است. در میان الگوریتم‌های ۲ سال اخیر روش LOA و NPSO بعد از روش پیشنهادی دارای عملکرد بهتری نسبت به دیگر روش‌ها بوده‌اند. در این بخش روش پیشنهادی در تابع F1 دارای بهترین بوده است، در تابع F2 دارای بهترین هزینه بوده و در تابع F3 نیز هزینه مناسبی را داشته است. روش پیشنهادی در این بخش به‌دلیل استفاده از فرآیند انتخاب اعضای کلونی‌ها براساس شایستگی و حرکت اعضای آن‌ها براساس میانگین مکان اعضا و سرکلونی توانسته زودتر به نقطه بهینه‌تر برسد.

جدول ۴: نتایج روی مجموعه توابع Multimodal برای روش پیشنهادی و الگوریتم‌های ارائه شده قبل از سال ۲۰۱۴

		WWO	GBSA	IGOA	CQACO	ECFO	BAT	WMC
F4	Best Cost	۴/۰۷E+۰.۳	۴/۲۳E+۰.۳	۴/۰۹E+۰.۳	۴/۱۲E+۰.۳	۴/۰۱E+۰.۳	۴/۰۲E+۰.۳	۳/۶۸E+۰.۳
	STD	۲/۸۳E+۰.۳	۲/۷۸E+۰.۳	۲/۸۵E+۰.۳	۳/۸۸E+۰.۳	۲/۱۹E+۰.۳	۲/۶۴E+۰.۳	۴/۵۵E+۰.۳
F5	Best Cost	۵/۱۲E+۰.۲	۵/۱۶E+۰.۲	۵/۱۵E+۰.۲	۵/۱۸E+۰.۲	۵/۱۰E+۰.۲	۵/۲۰E+۰.۲	۴/۱۳E+۰.۲
	STD	۴/۰۱E+۰.۲	۴/۹۳E+۰.۲	۴/۰۳E+۰.۲	۶/۹۰E+۰.۲	۴/۶۶E+۰.۲	۶/۹۸E+۰.۲	۳/۴۷E+۰.۲
F6	Best Cost	۶/۱۴E+۰.۲	۶/۸۹E+۰.۲	۶/۱۶E+۰.۲	۶/۳۶E+۰.۲	۶/۱۰E+۰.۲	۶/۰۶E+۰.۲	۵/۴۶E+۰.۲
	STD	۳/۴۰E+۰.۲	۳/۲۵E+۰.۲	۳/۲۲E+۰.۲	۲/۱۴E+۰.۲	۳/۴۸E+۰.۲	۲/۶۲E+۰.۲	۱/۸۹E+۰.۲
F7	Best Cost	۷/۱۰E+۰.۲	۷/۱۴E+۰.۲	۷/۱۲E+۰.۲	۷/۱۲E+۰.۲	۷/۰۸E+۰.۲	۷/۰۰E+۰.۲	۶/۲۳E+۰.۲
	STD	۵/۱۶E+۰.۲	۵/۳۳E+۰.۲	۵/۱۸E+۰.۲	۶/۱۹E+۰.۲	۵/۱۴E+۰.۲	۶/۲۶E+۰.۲	۷/۶۷E+۰.۲
F8	Best Cost	۱/۰۳E+۰.۳	۱/۱۶E+۰.۳	۱/۰۵E+۰.۳	۸/۰۱E+۰.۳	۱/۰۱E+۰.۳	۸/۰۰E+۰.۳	۷/۶۲E+۰.۳
	STD	۴/۵۷E+۰.۱	۴/۹۲E+۰.۱	۴/۵۹E+۰.۱	۴/۵۵E+۰.۱	۲/۴۴E+۰.۱	۲/۳۴E+۰.۱	۲/۷۷E+۰.۱
F9	Best Cost	۱/۰۸E+۰.۳	۱/۱۸E+۰.۳	۱/۰۱E+۰.۳	۸/۹۱E+۰.۳	۱/۰۶E+۰.۳	۹/۶۱E+۰.۳	۸/۷۶E+۰.۳
	STD	۵/۳۳E+۰.۱	۵/۶۶E+۰.۱	۵/۳۵E+۰.۱	۱/۴۹E+۰.۱	۵/۳۱E+۰.۱	۱/۱۱E+۰.۱	۲/۹۱E+۰.۱
F10	Best Cost	۲/۰۲E+۰.۳	۲/۳۲E+۰.۳	۲/۰۵E+۰.۳	۱/۱۱E+۰.۳	۲/۰۰E+۰.۳	۱/۴۹E+۰.۳	۰/۷۱E+۰.۳
	STD	۴/۱۸E+۰.۲	۴/۳۹E+۰.۲	۴/۰۰E+۰.۲	۳/۶۲E+۰.۲	۴/۱۶E+۰.۲	۲/۶۲E+۰.۲	۸/۴۷E+۰.۲
F11	Best Cost	۳/۱۳E+۰.۳	۶/۵۱E+۰.۳	۳/۱۵E+۰.۳	۳/۲۰E+۰.۳	۳/۱۱E+۰.۳	۳/۲۸E+۰.۳	۱/۰۲E+۰.۳
	STD	۳/۷۵E+۰.۲	۳/۲۹E+۰.۲	۳/۷۷E+۰.۲	۲/۹۹E+۰.۲	۳/۷۳E+۰.۲	۲/۸۹E+۰.۲	۲/۶۵E+۰.۲
F12	Best Cost	۲/۱۷E+۰.۳	۲/۶۰E+۰.۳	۲/۱۹E+۰.۳	۱/۲۶E+۰.۳	۲/۱۵E+۰.۳	۱/۲۰E+۰.۳	۱/۰۸E+۰.۳
	STD	۳/۶۳E+۰.۱	۳/۴۴E+۰.۱	۵/۱۶E+۰.۱	۵/۶۱E+۰.۱	۵/۶۱E+۰.۱	۵/۶۱E+۰.۱	۲/۷۸E+۰.۱
F13	Best Cost	۲/۰۸E+۰.۳	۲/۱۲E+۰.۳	۲/۱۰E+۰.۳	۱/۹۰E+۰.۳	۲/۰۶E+۰.۳	۱/۳۰E+۰.۳	۱/۰۶E+۰.۳

	STD	۴/۱۰E-۰۱	۴/۱۱E-۰۱	۴/۱۲E-۰۱	۶/۱۷E-۰۲	۴/۰۸E-۰۱	۶/۴۱E-۰۲	۰/۰۰E+۰۰
F۱۴	Best Cost	۱/۸۹E+۰۳	۳/۰۳E+۰۳	۱/۹۱E+۰۳	۱/۵۲E+۰۳	۱/۸۷E+۰۳	۱/۴۰E+۰۳	۱/۱۱E+۰۳
	STD	۳/۷۱E-۰۱	۳/۶۰E-۰۱	۳/۷۲E-۰۱	۴/۱۹E-۰۱	۳/۶۹E-۰۱	۴/۴۱E-۰۲	۰/۰۰E+۰۰
F۱۵	Best Cost	۲/۰۸E+۰۵	۲/۱۹E+۰۵	۲/۱۰E+۰۵	۱/۷۷E+۰۳	۲/۰۶E+۰۵	۱/۵۰E+۰۳	۱/۱۶E+۰۳
	STD	۳/۵۱E+۰۵	۳/۴۶E+۰۵	۳/۵۳E+۰۵	۷/۰۰E-۰۱	۳/۴۹E+۰۵	۷/۷۵E-۰۱	۳/۳۳E+۰۰
F۱۶	Best Cost	۲/۰۳E+۰۳	۲/۰۶E+۰۳	۲/۰۵E+۰۳	۱/۸۹E+۰۳	۲/۰۱E+۰۳	۱/۶۱E+۰۳	۱/۲۲E+۰۳
	STD	۳/۴۶E-۰۱	۳/۷۰E-۰۱	۳/۴۸E-۰۱	۴/۰۳E-۰۱	۳/۴۴E-۰۱	۶/۶۷E-۰۱	۱/۴۸E+۰۰

جدول ۵: نتایج روی مجموعه توابع Multimodal برای روش پیشنهادی و الگوریتم‌های ارائه‌شده بعد از سال ۲۰۱۴

		LOA	ICS	NPSO	MOHS	BCSO	FFFA	WMC
F۴	Best Cost	۴/۲۶E+۰۲	۴/۳۰E+۰۲	۴/۲۲E+۰۲	۴/۲۴E+۰۲	۴/۴۶E+۰۲	۴/۲۱E+۰۲	۴/۶۸E+۰۲
	STD	۴/۸۱E+۰۱	۴/۸۵E+۰۱	۴/۸۸E+۰۱	۴/۹۳E+۰۱	۴/۹۵E+۰۱	۴/۷۴E+۰۱	۴/۵۵E+۰۱
F۵	Best Cost	۵/۰۳E+۰۲	۵/۰۷E+۰۲	۵/۰۰E+۰۲	۵/۲۳E+۰۲	۵/۱۹E+۰۲	۴/۹۸E+۰۲	۴/۷۳E+۰۲
	STD	۳/۷۳E+۰۰	۳/۷۷E+۰۰	۳/۷۰E+۰۰	۳/۸۶E+۰۰	۳/۸۲E+۰۰	۳/۶۸E+۰۰	۳/۴۷E+۰۰
F۶	Best Cost	۶/۰۱E+۰۲	۶/۰۴E+۰۲	۵/۱۹E+۰۲	۶/۱۸E+۰۲	۶/۱۴E+۰۲	۵/۹۰E+۰۲	۵/۴۶E+۰۲
	STD	۲/۱۷E+۰۰	۲/۲۳E+۰۰	۲/۱۵E+۰۰	۲/۴۷E+۰۰	۲/۴۳E+۰۰	۲/۱۱E+۰۰	۱/۸۹E+۰۰
F۷	Best Cost	۷/۰۰E+۰۲	۷/۰۶E+۰۲	۶/۹۷E+۰۲	۷/۲۰E+۰۲	۷/۲۱E+۰۲	۶/۷۷E+۰۲	۶/۲۳E+۰۲
	STD	۸/۵۵E-۰۴	۸/۵۹E-۰۴	۸/۵۱E-۰۴	۸/۷۳E-۰۴	۸/۷۱E-۰۴	۸/۴۰E-۰۴	۷/۶۷E-۰۴
F۸	Best Cost	۸/۰۲E+۰۲	۸/۰۶E+۰۲	۷/۹۸E+۰۲	۸/۲۰E+۰۲	۸/۱۶E+۰۲	۷/۹۹E+۰۲	۷/۶۳E+۰۲
	STD	۳/۸۱E+۰۰	۳/۸۷E+۰۰	۳/۸۷E+۰۰	۳/۹۱E+۰۰	۳/۸۷E+۰۰	۳/۳۰E+۰۰	۳/۷۷E+۰۰
F۹	Best Cost	۹/۰۳E+۰۲	۹/۱۱E+۰۲	۹/۰۰E+۰۲	۹/۲۵E+۰۲	۹/۲۱E+۰۲	۹/۰۰E+۰۲	۸/۰۶E+۰۲
	STD	۳/۷۸E+۰۰	۳/۸۱E+۰۰	۳/۷۵E+۰۰	۳/۹۵E+۰۰	۳/۹۱E+۰۰	۳/۱۴E+۰۰	۳/۹۱E+۰۰
F۱۰	Best Cost	۱/۰۰E+۰۳	۱/۰۷E+۰۳	۱/۵۵E+۰۳	۱/۰۱E+۰۳	۱/۰۱E+۰۳	۱/۰۱E+۰۳	۰/۷۱E+۰۳
	STD	۹/۰۰E-۰۲	۹/۰۴E-۰۲	۹/۴۶E-۰۲	۹/۱۸E-۰۲	۹/۲۰E-۰۲	۸/۵۵E-۰۲	۸/۲۷E-۰۲
F۱۱	Best Cost	۱/۱۱E+۰۳	۱/۱۶E+۰۳	۱/۰۸E+۰۳	۱/۲۰E+۰۳	۱/۳۰E+۰۳	۱/۱۰E+۰۳	۱/۰۲E+۰۳
	STD	۳/۸۴E+۰۰	۳/۹۱E+۰۰	۳/۸۱E+۰۰	۴/۱۲E+۰۰	۴/۱۴E+۰۰	۳/۱۰E+۰۲	۲/۶۵E+۰۰
F۱۲	Best Cost	۱/۲۰E+۰۳	۱/۲۷E+۰۳	۱/۲۷E+۰۳	۱/۴۷E+۰۳	۱/۴۶E+۰۳	۱/۴۴E+۰۳	۱/۰۸E+۰۳
	STD	۲/۳۰E-۰۲	۲/۲۶E-۰۲	۲/۲۷E-۰۲	۲/۴۰E-۰۲	۲/۴۸E-۰۲	۲/۸۶E-۰۲	۲/۷۸E-۰۲
F۱۳	Best Cost	۱/۲۰E+۰۳	۱/۳۶E+۰۳	۱/۲۷E+۰۳	۱/۴۳E+۰۳	۱/۴۷E+۰۳	۱/۶۷E+۰۳	۱/۰۶E+۰۳
	STD	۰/۰۰E+۰۰	۱/۰۲E+۰۲	۰/۰۰E+۰۰	۲/۹۷E+۰۲	۳/۲۲E+۰۲	۱/۱۲E+۰۲	۰/۰۰E+۰۰
F۱۴	Best Cost	۱/۴۰E+۰۳	۱/۴۷E+۰۳	۱/۵۵E+۰۳	۱/۶۹E+۰۳	۱/۶۹E+۰۳	۱/۴۷E+۰۳	۱/۱۱E+۰۳
	STD	۰/۰۰E+۰۰	۰/۰۰E+۰۰	۰/۰۰E+۰۰	۰/۰۰E+۰۰	۶/۰۸E+۰۲	۳/۷۴E+۰۲	۰/۰۰E+۰۰
F۱۵	Best Cost	۱/۵۰E+۰۳	۱/۵۷E+۰۳	۱/۲۷E+۰۳	۲/۱۱E+۰۳	۲/۲۲E+۰۳	۱/۸۶E+۰۳	۱/۱۶E+۰۳
	STD	۳/۵۱E+۰۰	۳/۵۶E+۰۰	۳/۴۸E+۰۰	۳/۶۹E+۰۰	۳/۶۰E+۰۰	۳/۵۰E+۰۲	۳/۳۳E+۰۰
F۱۶	Best Cost	۱/۶۰E+۰۳	۱/۶۷E+۰۳	۱/۵۷E+۰۳	۱/۷۶E+۰۳	۱/۹۲E+۰۳	۱/۷۱E+۰۳	۱/۲۲E+۰۳
	STD	۱/۷۹E+۰۰	۱/۸۲E+۰۰	۱/۷۰E+۰۰	۱/۸۸E+۰۰	۱/۸۴E+۰۲	۱/۸۹E+۰۲	۱/۴۸E+۰۰

نتایج در بخش توابع Multimodal نشان داد که روش پیشنهادی بهترین عملکرد را در یافتن بهینه‌ترین جواب در ۱۳ تابع موجود در این قسمت را داشته است. روش پیشنهادی در میان الگوریتم‌های سال‌های کمتر از ۲۰۱۴ تفاوت عملکرد زیادی داشته و توانسته با فاصله زیادی از این الگوریتم‌ها جواب بهینه را تولید نماید. گرچه فاصله جواب بهترین هزینه در میان الگوریتم‌های بعد از ۲۰۱۴ کمتر بوده ولی همچنان نتایج آن چنان می‌باشد که می‌تواند قابلیت اطمینان روش پیشنهادی را در حل مسائل عددی پیچیده تک‌جوابه نشان دهد. مجموعه توابع فوق چون از پیچیدگی مسئله برخوردار هستند

الگوریتم‌هایی را به‌عنوان حلال مسئله طلب می‌کنند که بتوانند در مراحل مختلف جمعیت را در فضای مسئله طی یک الگوی مشخص و روبه هدف حرکت دهند. الگوریتم پیشنهادی به‌دلیلی استفاده از مراحل چندگانه و پلان‌های گوناگون توانسته اعضا را در فضای مسئله طبق الگوی حرکتی کلونی‌ها با سرعت بالاتری به‌سمت بهینه‌ترین نقاط سوق دهد. الگوریتم پیشنهادی در هر اغلب ۱۳ تابع این بخش دارای انحراف استاندارد پایینی بوده که ناشی از الگوی خاص حرکت اعضای کلونی بوده و این حکایت از همگرایی ذرات در لحظه یافتن جواب بهینه داشته است.

جدول ۶: نتایج روی مجموعه توابع Hybrid برای روش پیشنهادی و الگوریتم‌های ارائه‌شده قبل از سال ۲۰۱۴

		WWO	GBSA	IGOA	CQACO	ECFO	BAT	WMC
F۱۷	Best Cost	۲/۶۱E+۰۳	۴/۱۹E+۰۳	۳/۱۸E+۰۳	۳/۷۶E+۰۳	۲/۹۰E+۰۳	۲/۰۲E+۰۳	۱/۰۶E+۰۳
	STD	۱/۲۴E+۰۱	۲/۰۰E+۰۳	۳/۸۴E+۰۳	۳/۱۰E+۰۱	۲/۱۲E+۰۳	۳/۱۱E+۰۱	۲/۵۶E+۰۱
F۱۸	Best Cost	۲/۰۱E+۰۳	۴/۶۶E+۰۳	۴/۰۵E+۰۳	۳/۱۸E+۰۳	۲/۷۹E+۰۲	۲/۲۸E+۰۳	۱/۱۶E+۰۳
	STD	۱/۲۵E+۰۲	۴/۰۳E-۰۲	۳/۱۱E+۰۲	۴/۰۰E-۰۴	۳/۳۱E-۰۲	۴/۰۸E-۰۴	۱/۵۵E+۰۱
F۱۹	Best Cost	۱/۹۱E+۰۳	۶/۸۰E+۰۳	۵/۵۲E+۰۳	۵/۰۰E+۰۳	۲/۱۰E+۰۲	۲/۰۰E+۰۳	۱/۷۴E+۰۳
	STD	۱/۲۸E+۰۰	۲/۲۶E+۰۰	۲/۱۵E+۰۰	۳/۱۴E+۰۰	۲/۰۶E+۰۰	۲/۹۲E+۰۰	۳/۶۶E+۰۰
F۲۰	Best Cost	۴/۲۵E+۰۳	۸/۱۰E+۰۳	۶/۰۲E+۰۳	۳/۱۰E+۰۳	۲/۰۸E+۰۲	۲/۰۶E+۰۳	۱/۳۲E+۰۳
	STD	۳/۱۸E+۰۳	۴/۲۹E-۰۱	۲/۱۸E-۰۱	۳/۹۰E-۰۳	۳/۱۴E-۰۱	۳/۲۶E-۰۳	۲/۲۲E-۰۱
F۲۱	Best Cost	۲/۹۲E+۰۳	۲/۱۶E+۰۳	۲/۹۰E+۰۳	۳/۱۲E+۰۳	۲/۲۶E+۰۳	۳/۳۱E+۰۳	۱/۳۸E+۰۳
	STD	۳/۵۰E+۰۰	۳/۹۱E+۰۰	۳/۴۳E+۰۰	۳/۴۳E+۰۰	۳/۵۵E+۰۰	۳/۱۷E+۰۰	۱/۴۴E+۰۰
F۲۲	Best Cost	۲/۴۸E+۰۳	۳/۰۸E+۰۳	۲/۰۶E+۰۳	۳/۰۱E+۰۳	۲/۰۶E+۰۳	۲/۶۱E+۰۳	۱/۹۸E+۰۳
	STD	۱/۴۲E+۰۲	۵/۱۶E+۰۱	۵/۰۵E+۰۱	۲/۰۹E+۰۱	۵/۰۰E+۰۱	۱/۰۱E+۰۱	۳/۵۵E-۰۱

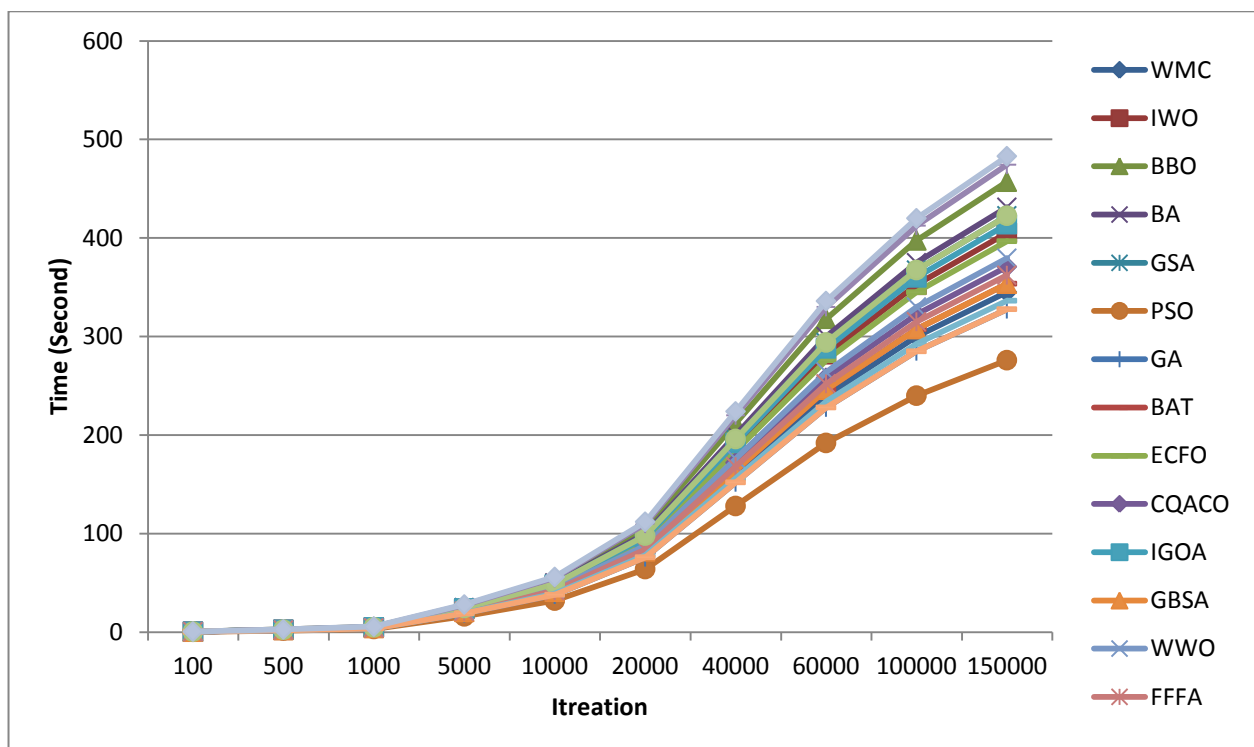
جدول ۷: نتایج روی مجموعه توابع Hybrid برای روش پیشنهادی و الگوریتم‌های ارائه‌شده بعد از سال ۲۰۱۴

		LOA	ICS	NPSO	MOHS	BCSO	FFFA	WMC
F۱۷	Best Cost	۱/۷۳E+۰۳	۲/۱۲E+۰۳	۱/۵۳E+۰۳	۲/۰۱E+۰۳	۳۷۰۷E+۰۳	۳/۰۶E+۰۳	۱/۰۶E+۰۳

	STD	۳/۱۰E+۰۱	۴/۰۲E+۰۱	۳/۶۶E+۰۱	۳/۴۴E+۰۱	۴/۴۵E+۰۱	۴/۰۸E+۰۱	۲/۵۶E+۰۱
F18	Best Cost	۱/۸۲E+۰۳	۵/۰۷E+۰۳	۱/۷۵E+۰۳	۲/۷۱E+۰۳	۳/۱۱E+۰۳	۲/۹۹E+۰۳	۱/۱۶E+۰۳
	STD	۱/۶۳E+۰۱	۳/۷۷E+۰۱	۳/۷۳E+۰۱	۳/۶۹E+۰۱	۳/۲۱E+۰۱	۳/۰۰E+۰۱	۱/۵۵E+۰۱
F19	Best Cost	۱/۹۰E+۰۳	۶/۰۴E+۰۳	۲/۱۲E+۰۳	۲/۱۳E+۰۳	۶/۱۴E+۰۳	۶/۹۰E+۰۳	۱/۷۴E+۰۳
	STD	۷/۱۲E+۰۰	۲/۲۳E+۰۰	۳/۱۹E+۰۰	۵/۴۵E+۰۰	۲/۴۳E+۰۰	۲/۱۱E+۰۰	۳/۴۶E+۰۰
F20	Best Cost	۲/۰۰E+۰۳	۲/۰۶E+۰۳	۲/۱۱E+۰۳	۲/۲۳E+۰۳	۴/۰۰E+۰۳	۴/۰۰E+۰۳	۱/۳۲E+۰۳
	STD	۴/۶۲E+۰۱	۸/۵۹E+۰۴	۴/۰۰E+۰۱	۴/۰۶E+۰۱	۳/۹۹E+۰۴	۳/۰۰E+۰۴	۲/۳۲E+۰۱
F21	Best Cost	۲/۱۰E+۰۳	۲/۱۴E+۰۳	۱/۹۰E+۰۳	۲/۷۴E+۰۳	۳/۲۵E+۰۳	۳/۸۸E+۰۳	۱/۳۸E+۰۳
	STD	۲/۰۶E+۰۰	۳/۸۷E+۰۰	۲/۷۷E+۰۰	۲/۳۳E+۰۰	۳/۲۷E+۰۰	۳/۱۹E+۰۰	۱/۴۴E+۰۰
F22	Best Cost	۲/۲۱E+۰۳	۲/۲۲E+۰۳	۲/۰۴E+۰۳	۲/۹۰E+۰۳	۲/۷۳E+۰۳	۲/۹۶E+۰۳	۱/۹۸E+۰۳
	STD	۴/۸۶E+۰۱	۳/۸۱E+۰۰	۴/۴۴E+۰۱	۴/۰۶E+۰۱	۳/۰۰E+۰۰	۳/۰۵E+۰۰	۳/۵۵E+۰۱

جستجو را دنبال می‌کنند، در رسیدن به هزینه به‌دست آمده در نتایج فوق تأثیر داشته است. در بین الگوریتم‌های قبل از سال ۲۰۱۴ در این مجموعه بنچمارک روش BAT پس از روش پیشنهادی در بخش بهترین هزینه خروجی قابل قبولی را ارائه کرد و همچنین در الگوریتم‌های ۲۰۱۵ و ۲۰۱۶ الگوریتم NPSO و LOA کیفیت نتایج خوبی بعد از روش پیشنهادی داشته‌اند. در جدول ۸ پیچیدگی زمانی روش پیشنهادی و بقیه روش‌ها آمده است که نشان از آن دارد که روش پیشنهادی با توجه به داشتن تعداد زیاد روندهای مختلفی که داشته توانسته زمان اجرای قابل قبولی داشته باشد. در شکل ۵ زمان اجرای الگوریتم‌ها به‌درستی نشان داده شده است.

در هر ۶ تابع موجود در بخش Hybrid کیفیت نتایج روش پیشنهادی بهتر از همه ۱۲ الگوریتم مورد مقایسه بود. روش پیشنهادی در همه این ۶ تابع در رنکینگ اول بهترین هزینه قرار داشت. کیفیت مقادیر انحراف استاندارد روش پیشنهادی که اغلب عددی کوچک را نشان می‌داد نشان از همگرایی ذرات در کلونی‌ها حول جواب بهینه به‌دست‌آمده داشت. برای توجیه این نتایج مناسب که روش پیشنهادی در توابع فوق تولید کرده، می‌توان به این نکته اشاره کرد که چارچوب انتخاب‌شده برای روش پیشنهادی توانسته در رسیدن اعضای کلونی به نقاط بهینه مؤثر باشد. اینکه روش پیشنهادی ابتدا اعضای کلونی‌ها را در مکان مناسبی از فضای مسئله به‌حرکت درآورده و طبق حرکت سرکلونی که همواره خود را در مکان‌های شایسته قرار می‌دهد،

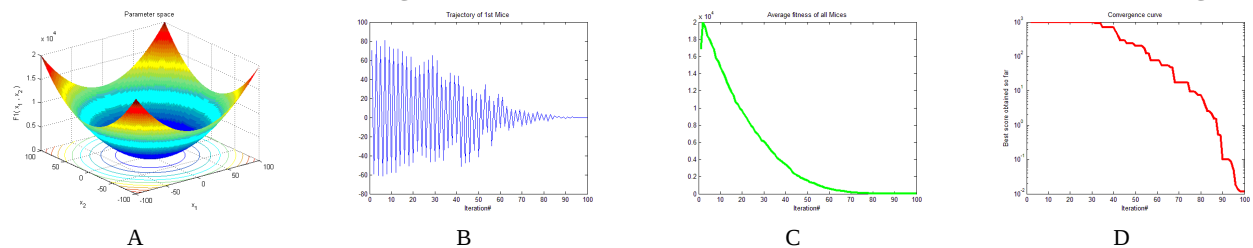


شکل ۵: نمودار میانگین زمان اجرای الگوریتم‌های مورد مقایسه برای ۳۰ تابع CEC ۲۰۱۴ در تکرارهای مختلف

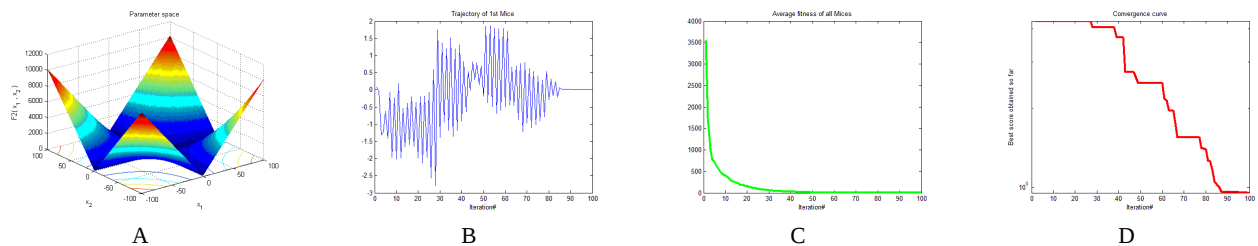
جدول ۸: پیچیدگی زمانی الگوریتم‌های مورد مقایسه

	WWO $O(n^2 \log n)$	GBSA $O(n \log n)$	IGOA $O(n \log n^2)$	CQACO $O(n \log n)$	ECFO $O(n^2 \log n)$	BAT $O(n \log n)$
LOA $O(n^2 \log n)$	ICS $O(n \log n)$	NPSO $O(n \log n)$	MOHS $O(n \log n)$	BCSO $O(n^2 \log n)$	FFFA $O(n \log n^2)$	WMC $O(n \log n)$

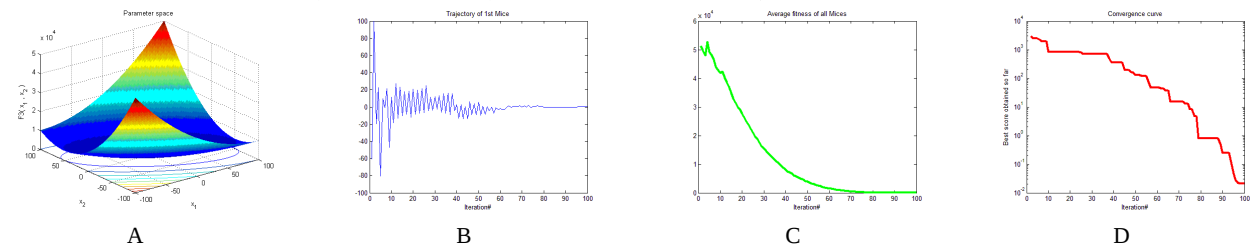
بهترین هزینه تا پایان تکرار ۱۰۰ ام را خواهیم دید. در شکل‌های ۶ تا ۱۲ نمودارهای مربوط به موارد ذکر شده به تفکیک آمده است. در هر ۷ مورد مشاهده شده است که ذرات (موش‌ها) از پراکندگی هزینه شروع کرده و در پایان راند هزینه موش‌ها به همگرایی مناسبی رسیده‌اند. این مورد نشان‌دهنده مکانیزم مناسب الگوریتم است با این تعبیر که ذرات ابتدا در فضای جستجو با تنوع بالایی شروع به جستجو کرده و در تکرارهای پایانی حول جواب بهینه همگرا می‌شوند. این مورد را در مورد حرکت یک دره نیز می‌توان مشاهده کرد که یک موش با تنوع بالایی شروع به جستجو کرده و در پایان زمان ارزیابی به نقاطی حول جواب بهینه متمرکز می‌شود.



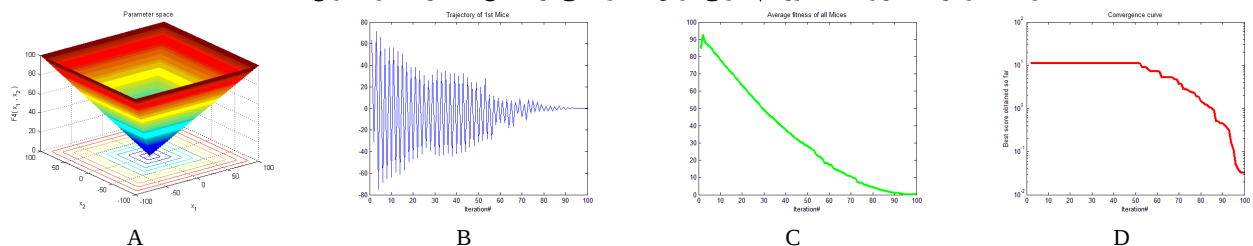
شکل ۶: نمودارهای مربوط به الگوریتم کلونی موش‌های وحشی برای تابع F1 از مجموعه توابع CEC 2005



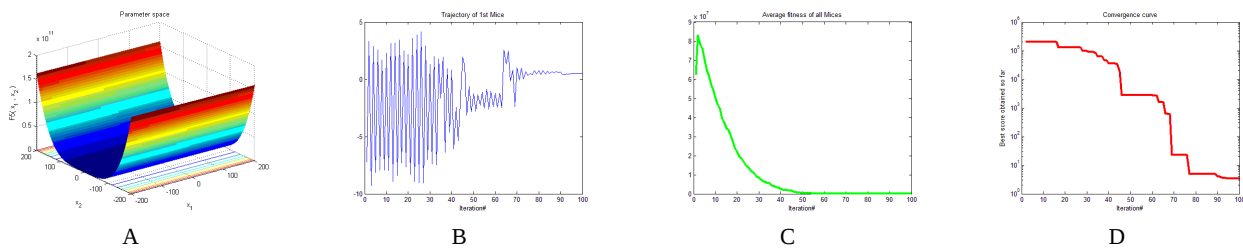
شکل ۷: نمودارهای مربوط به الگوریتم کلونی موش‌های وحشی برای تابع F2 از مجموعه توابع CEC 2005



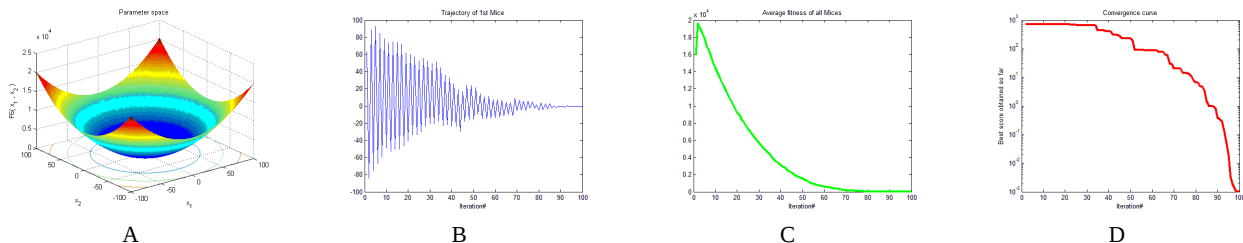
شکل ۸: نمودارهای مربوط به الگوریتم کلونی موش‌های وحشی برای تابع F3 از مجموعه توابع CEC 2005



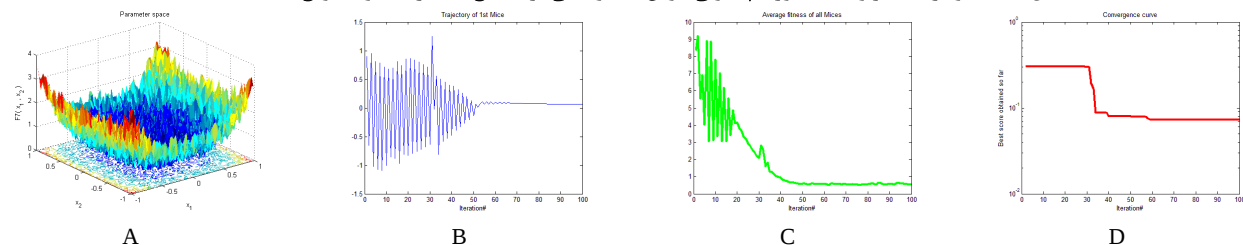
شکل ۹: نمودارهای مربوط به الگوریتم کلونی موش‌های وحشی برای تابع F4 از مجموعه توابع CEC 2005



شکل ۱۰: نمودارهای مربوط به الگوریتم کلونی موش‌های وحشی برای تابع F5 از مجموعه توابع CEC 2005



شکل ۱۱: نمودارهای مربوط به الگوریتم کلونی موش‌های وحشی برای تابع F6 از مجموعه توابع CEC 2005



شکل ۱۲: نمودارهای مربوط به الگوریتم کلونی موش‌های وحشی برای تابع F7 از مجموعه توابع CEC 2005

بهترین هزینه در غالب توابع بوده است. مقادیر انحراف استاندارد آمده در همین جدول‌ها نشان از میزان جستجوی مناسب ذرات در روش پیشنهادی داشته است. همچنین زمان اجرای روش‌ها هم مورد بررسی قرار گرفت که نشان از به صرفه بودن روش پیشنهادی در پیچیدگی زمانی داشته است. برای کارهای آینده، چون این الگوریتم یک الگوریتم پایه تازه معرفی شده می‌باشد می‌توان بسیاری از مسائل را به وسیله مکانیزم این الگوریتم حل نمود.

مراجع

- [1] R L. Haupt and S. E. Haupt, *Practical Genetic Algorithms*, 2nd Edition, John Wiley & Sons Inc, 2004.
- [2] S. B. L. Vandenberghe, *Convex Optimization*, Cambridge University Press, 2004.
- [3] W. Sun and Y. Yuan, *Optimization Theory and Methods: Nonlinear Programming*, Springer Science + Business Media, LLC Press, 2006.
- [4] J. Nocedal and S. J. Wright, *Numerical Optimization*, 2nd Edition, Springer Science + Business Media, LLC Press, 2006.
- [5] J. Holland, *Genetic algorithms and the optimal allocation of trial's*, *SIAM J. Comput.* 2, 88-105, 1979.
- [6] J. Kennedy and R. Eberhart, *Particle Swarm Optimization*, *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, 1942-1948, 1995.

۵- نتیجه

در دهه‌های اخیر طبیعت و جانداران موجود در آن الگوی بسیاری از الگوریتم‌هایی شد که توانستند راهی برای حل مسائل پیچیده پیدا کنند. در این مقاله یک الگوریتم بهینه‌سازی جدید مبتنی بر دسته الگوریتم‌های فراابتکاری براساس رفتارشناسی موش‌های وحشی ارائه شده که شالوده آن را از یک آزمایش زیست‌محیطی پایه‌گذاری شده است. در این مقاله موش‌ها در کلونی‌های مختلف دسته‌بندی شده و رفتارهای اجتماعی سودمند آن‌ها مورد آنالیز و بررسی قرار داده و پیاده‌سازی گردیده و به یک چارچوب واحد برای حل مسائل غیرقطعی رسیده شده است. در این مقاله رفتار موش‌ها شبیه‌سازی شده و یک الگوریتم تحت نام کلونی موش‌های وحشی معرفی شده است. نتایج روش پیشنهادی با دو دسته الگوریتم‌های ارائه شده در قبل از سال ۲۰۱۴، و همچنین الگوریتم‌های معرفی شده در سال‌های بعد از ۲۰۱۴ برای مجموعه CEC ۲۰۱۴ که شامل ۳۰ تابع می‌باشد مقایسه شده است و کیفیت نتایج در همه ۳۰ تابع در روش پیشنهادی بهتر بود. روش پیشنهادی در یافتن بهترین هزینه در تعداد تکرارهای تعیین شده از بقیه روش‌ها عملکرد بهتری داشته است. در جدول‌های ۲ تا ۷ عدد بهترین هزینه الگوریتم‌های مختلف آمده که نشان از عملکرد مناسب روش پیشنهادی در یافتن جواب بهینه در اغلب توابع داشته است. داشتن روندهای مناسب در جمعیت‌دهی و حرکت بهینه ذرات و جستجو براساس ذرات نخبه از دلایل برتری روش پیشنهادی در یافتن

- optimization and parameter estimation", Applied Mathematics and Computation, 1141–1156, 2005.
- [24] A. Q. H. Badar, B. S. Umre, A. S. Junghare, "Reactive power control using dynamic particle swarm optimization for real power loss minimization," International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 133–136, 2012.
- [25] M. Yazdani and F. Jolaei, "Lion Optimization Algorithm (LOA)": A nature-inspired metaheuristic algorithm, Journal of Computational Design and Engineering, 3, 24–36, 2016.
- [26] A. R. Mehrabian and C. Lucas, "A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization", Ecol. Inform. 1(4)355–66, 2006.
- [27] D. Simon, "Biogeography-based optimization", Evolut. Comput. IEEE Trans. 2008;12(6)702–13, 2008.
- [28] X-S. Yang, "A new metaheuristic bat-inspired algorithm". Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization, (NICSO2010). Springer; 65–74, 2010.
- [29] Y-J. Zheng, "Water wave optimization: an ewnature-inspired metaheuristic", Comput. Oper. Res. 2014;55:1–11, 2014.
- [30] J. Wang, B. Zhou, Sh. Zhou, "An Improved Cuckoo Search Optimization Algorithm for the Problem of Chaotic Systems Parameter Estimation", Hindawi Publishing Corporation Computational Intelligence and Neuroscience, Article ID 2959370, 2016.
- [31] Ch-F. Wang and K. Liu, "A Novel Particle Swarm Optimization Algorithm for Global Optimization", Hindawi Publishing Corporation Computational Intelligence and Neuroscience, 2016.
- [32] C. Cubukcuoglu, I. Chatzikonstantinou, M. Fatih Tasgetiren, S. Sariyildiz, Q-K. Pan, "A Multi-Objective Harmony Search Algorithm for Sustainable Design of Floating Settlements", Algorithms 2016, 9, 51; doi:10.3390/a9030051, 2016.
- [33] I. Obagbuwa and A. Philips Abidoye, "Binary Cockroach Swarm Optimization for Combinatorial Optimization Problem", Algorithms 2016, 9, 59; doi:10.3390/a9030059, 2016.
- [34] R M. Rizk Allah, "Hybridization of Fruit Fly Optimization Algorithm and Firefly Algorithm for Solving Nonlinear Programming Problems", International Journal of Swarm Intelligence and Evolutionary Computation, <http://dx.doi.org/10.4172/2090-4908.1000134>, 2016.
- [35] J. Liang, B. Qu, P. Suganthan, "Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2014 special session and competition on single objective real-parameter numerical optimization", Computational Intelligence Laboratory, 2013.
- [36] Hall, Edward Twitchell, 1914 -. "The hidden dimension" / Edward T. Hall, p. cm. Reprint.
- [7] D. Karaboga and B. Basturk, "A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm", Journal of Global Optimization 39, 459–471, 2007.
- [8] M. Dorigo and V. Maniezzo, "A. Colomi, Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents". IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1996.
- [9] S. Kirkpatrick, C D. Gelatt, M P. Vecchi, "Optimization by simulated annealing". Science 220, 671–680, 1983.
- [10] Glover, F.W.: Tabu search: A tutorial. Interfaces 20, 74–94 (1990) 16.
- [11] D. T. Pham, S. Otri, A. Afify, M. Mahmuddin, H. Al-Jabbouli, "Data clustering using the bees algorithm", 40th CIRP International Seminar on Manufacturing Systems, p. p. s.p., 2007.
- [12] X. Miao, J. Chu, L. Zhang, J. Qiao, "An Evolutionary Neural Network Approach to Simple Prediction of Dam Deformation". Journal of Information & Computational Science. 10, 315–1324, 2013.
- [13] Z.W. Geem, J. H. Kim, G. V. Loganathan, "A new heuristic optimization algorithm: harmony search", Simulation, vol. 76, no. 2, pp. 60–68, 2001.
- [14] R. P. Feynman, "Simulating physics with computers", International Journal of Theoretical Physics. 467–488, 1982.
- [15] R. P. Feynman, "Quantum mechanical computers", Foundations of Physics, 507–531, 1986.
- [16] A. Narayanan and M. Moore, "Quantum-inspired genetic algorithms", in Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC '96), 61–66, 1996.
- [17] B. Bhattacharyya and V. K. Gupta, "Fuzzy based evolutionary algorithm for reactive power optimization with FACTS devices", International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 39–47, 2014.
- [18] Y. Wang, X. Feng, Y. Huang, "A novel quantum swarm evolutionary algorithm and its applications", Neurocomputing, 633–640, 2007.
- [19] S. I. Birbil and S. Fang, "An electromagnetism-like mechanism for global optimization", Journal of Global Optimization, 263–282, 2003.
- [20] O. K. Erol and I. Eksin, "A new optimization method: Big Bang-Big Crunch", Advances in Engineering Software, 106–111, 2006.
- [21] M. Udrescu, L. Prodan, and M. Vlăduțiu, "Implementing quantum genetic algorithms: a solution based on Grover's algorithm", in Proceedings of the 3rd Conference on Computing Frontiers (CF '06), 71–81, ACM, 2006.
- [22] B. Li and L. Wang, "A hybrid quantum-inspired genetic algorithm for multiobjective flow shop scheduling", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics B, 576–591, 2007.
- [23] L. Wang, F. Tang, and H. Wu, "Hybrid genetic algorithm based on quantum computing for numerical

[۴۱] محمد، امیرعباسیان، حسین، نظام‌آبادی پور، «الگوریتم جستجوی گرانشی چندهدفه مبتنی بر مرتب‌سازی چپه‌های مغلوب‌نشده»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، شماره ۱ جلد ۴۱، ص ۶۱-۸۱، ۱۳۹۱.

[۴۲] شهرام، جمالی، سپیده، ملک تاجی، مرتضی، آنالویی، « مکان‌یابی ماشین‌های مجازی با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، شماره ۱ جلد ۴۶، ص ۷۵، ۱۳۹۵.

[۴۳] مجید، محمدپور، حمید، پروین، « الگوریتم ژنتیک آشوب گونه مبتنی بر حافظه و خوشه‌بندی برای حل مسائل بهینه‌سازی پویا»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، شماره ۳ جلد ۴۶، ص ۷۷، ۱۳۹۵.

[44] P N. Suganthan, N. Hansen, J J. Liang, "Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2005 Special Session on Real Parameter Optimization", Nanyang Technological University, Singapore, Tech. Rep, May. 2005[Online]. Available: http://www3.ntu.edu.sg/home/EPNSugan/index_files/CEC-05/Tech-Repot-May-30-05.pdf.

Originally published: Garden City,. N.Y.: Doubleday, 1966.

[37] H. Shah-Hosseini, "Principal components analysis by the galaxy-based search algorithm: a novel metaheuristic for continuous optimization", International Journal of Computational Science and Engineering, 132-140, 2011.

[38] Y. Zhang, L.Wu, Y. Zhang, J.Wang, "Immune gravitation inspired optimization algorithm", in Advanced Intelligent Computing, pp. 178-185, Springer, Berlin,Germany, 2012.

[39] W. Li, Q. Yin, X. Zhang, "Continuous quantum ant colony optimization and its application to optimization and analysis of induction motor structure", in Proceedings of the IEEE 5th International Conference on Bio-Inspired Computing: Theories and Applications (BIC-TA '10), 313-317, 2010.

[40] D. Ding, D. Qi, X. Luo, J. Chen, X. Wang, and P. Du, "Convergence analysis and performance of an extended central force optimization algorithm", Applied mathematics and Computation, 2246-2259, 2012.