

Research Article

Evaluating and Comparing the Performance of the Alibaba and Forty Thieves Algorithm Compared to Selected Meta-heuristic Algorithms

Fatemeh Delbari ¹  | Ali Akbar Neghabi*²  | Jalal Iziy ³ 

¹Department of Computer Engineering and Information Technology, Islamic Azad University, Sabzevar Branch, Sabzevar, Iran, Fatemedelbari73@gmail.com

²Department of Computer Engineering and Information Technology, Islamic Azad University, Sabzevar Branch, Sabzevar, Iran, Aa_neghabi@iaus.ac.ir

³Department of Computer Engineering and Information Technology, Islamic Azad University, Sabzevar Branch, Sabzevar, Iran, J.iziy90@gmail.com

Corresponding Author

*Ali Akbar Neghabi, Assistant Professor, Department of Computer Engineering and Information Technology, Islamic Azad University, Sabzevar Branch, Sabzevar, Iran, Aa_neghabi@iaus.ac.ir

Received: 29 November 2024

Revised: 31 December 2024

Accepted: 23 March 2025

Abstract

Nature has always been a suitable model for humans so that researchers can model the body structure and movement model of animals and biological behavior of creatures, creating algorithms that are inspired by them and can be used to optimize and solve complex problems. The Alibaba and Forty Thieves algorithm is one of the meta-heuristic algorithms that is inspired by the story of Alibaba and the Forty Thieves. In this algorithm, the city where the story takes place is considered as the search space and the thieves act as the search agents. Also, Alibaba is considered as the target and optimal answer to the problem. Given the breadth of meta-heuristic algorithms and their wide application in various fields, it seems necessary to investigate the performance of such algorithms. This paper aims to compare the performance of the Forty Thieves and Alibaba algorithm with seven other algorithms including the Herd of Horses, Harris's Hawk, African Vulture, Ant Lion, Bat, Firefly, and Whale optimization algorithms. The CEC 2017 standard function set and three criteria such as best solution, standard deviation, and average execution time have been used to evaluate the selected algorithms' performance. The simulation results indicate that the African Vulture and Harris's Hawk algorithms performed significantly better than the Forty Thieves and Alibaba algorithm, as well as other algorithms, in most functions. Overall, the performance of the Forty Thieves and Alibaba algorithm is better than that of the Ant Lion, Bat, and Firefly algorithms.

<https://doi.org/10.82195/ntds.2025.1192011>

Keywords: Alibaba and forty thieves, Meta-heuristic algorithms, Harris's Hawk, African vulture.

پژوهشی

ارزیابی و مقایسه ی عملکرد الگوریتم علی بابا و چهل دزد با برخی الگوریتم های فراابتکاری

فاطمه دلبری^۱ | علی اکبر نقابی*^۲ | جلال ایزی^۳

چکیده:

طبیعت همیشه الگویی مناسب برای انسان ها بوده است تا محققان بتوانند با الگوبرداری از ساختار بدن و مدل حرکت حیوانات و رفتارهای زیستی موجودات، الگوریتم هایی را به وجود آورند که الهام گرفته از آن ها بوده و برای بهینه سازی و حل مسائل پیچیده به کار برده شوند. الگوریتم علی بابا و چهل دزد یکی از الگوریتم های فراابتکاری است که از داستان علی بابا و چهل دزد الهام گرفته شده است. در این الگوریتم، شهری که داستان در آن اتفاق می افتد به عنوان فضای جستجو در نظر گرفته شده و دزدها به عنوان عامل های جستجو عمل می کنند. همچنین، علی بابا به عنوان هدف و پاسخ بهینه مسئله در نظر گرفته شده است. با توجه به گستردگی الگوریتم های فراابتکاری و نیز کاربرد وسیع آن ها در حوزه های مختلف، بررسی عملکرد چنین الگوریتم هایی لازم به نظر می رسد. پژوهش حاضر قصد دارد عملکرد الگوریتم چهل دزد و علی بابا را با هفت الگوریتم دیگر شامل الگوریتم های گله اسب، شاهین هریس، کرکس آفریقایی، شیر مورچه، خفاش، کرم شب تاب و الگوریتم نهنگ مقایسه نماید. برای ارزیابی عملکرد الگوریتم های انتخابی از مجموعه توابع استاندارد CEC2017 استفاده شده و همچنین برای مقایسه عملکرد از سه معیار بهترین پاسخ، انحراف معیار و میانگین زمان اجرا استفاده شده است. نتایج شبیه سازی نشان می دهد که الگوریتم کرکس آفریقایی و شاهین هریس به طور قابل توجهی در مقایسه با الگوریتم چهل دزد و علی بابا و همچنین در قیاس با سایر الگوریتم ها در اکثر توابع عملکرد بهتری داشته اند. همچنین، به طور معمول این الگوریتم عملکرد بهتری از الگوریتم های شیر مورچه، خفاش و کرم شب تاب داشته است.

^۱گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه آزاد اسلامی واحد سبزوار، سبزوار، ایران،
Fatemedelbari73@gmail.com

^۲گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه آزاد اسلامی واحد سبزوار، سبزوار، ایران،
Aa_neghabi@iaus.ac.ir

^۳گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه آزاد اسلامی واحد سبزوار، سبزوار، ایران،
J.izi90@gmail.com

نویسنده مسئول

*علی اکبر نقابی، استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه آزاد اسلامی واحد سبزوار، سبزوار، ایران،
Aa_neghabi@iaus.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۹/۹

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۱۰/۱۱

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱/۳

<https://doi.org/10.82195/ntds.2025.1192011>

کلیدواژه ها: الگوریتم علی بابا و چهل دزد، الگوریتم های فراابتکاری، الگوریتم شاهین هریس، الگوریتم کرکس آفریقایی.

۱-مقدمه

بهینه‌سازی یکی از مفاهیم اساسی در علوم کامپیوتر، مهندسی، اقتصاد و سایر رشته‌ها است. این فرایند به کمک الگوریتم‌ها و روش‌های مختلف، بهترین راه‌حل ممکن برای یک مسئله خاص را پیدا می‌کند. روش‌های مرسوم حل مسائل بهینه‌سازی برای بهینه‌سازی فرایندها، تصمیم‌گیری‌ها، طراحی سیستم‌ها و حتی برنامه‌های کاربردی مختلف استفاده می‌شوند [۱]. این امر به کارایی و بهره‌وری بالاتر در مسائل پیچیده کمک می‌کند و در نهایت به صرفه‌جویی در زمان، هزینه و منابع منجر می‌شود. بسیاری از مسائل بهینه‌سازی پیچیده‌تر و مشکل‌تر از آن هستند که با روش‌های مرسوم بهینه‌سازی نظیر روش‌های دقیق ریاضی و نظایر آن قابل حل باشند. از جمله راه‌حل‌های موجود در برخورد با این گونه مسائل، استفاده از الگوریتم‌های تقریبی، ابتکاری و فراابتکاری می‌باشد. این الگوریتم‌ها یک جواب بهینه را در زمان مناسبی ارائه می‌دهند [۲].

الگوریتم‌های فراابتکاری، الگوریتم‌هایی هستند که جواب‌ها را باکیفیت بالا و در زمان کوتاهی برای مسائل بهینه‌سازی پیچیده ارائه می‌دهند [۳]. این الگوریتم‌ها جواب‌ها را باکیفیت بالا و در زمان کوتاهی برای مسائل بهینه‌سازی پیچیده ارائه می‌دهند [۳]. هرچند ضمانتی برای دستیابی به جواب دقیق با استفاده از این الگوریتم‌ها وجود ندارد ولی توانایی بالای آن‌ها در دستیابی به جواب‌های نزدیک به بهینه در زمان کوتاه برای این مسائل موجب شهرت فراوان آن‌ها شده است. درواقع الگوریتم‌های فراابتکاری یکی از انواع الگوریتم‌های بهینه‌سازی تقریبی هستند و قابل کاربرد در طیف گسترده‌ای از مسائل می‌باشند. اخیراً استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری برای حل مسائل بهینه‌سازی پیوسته و گسسته به‌طور شگفت‌آوری رشد فزاینده‌ای داشته است. مهم‌ترین عاملی که سبب شده است استفاده از این الگوریتم‌ها مورد توجه جوامع علمی مختلف باشد، سادگی اعمال شدن و کاربرد آن‌ها برای حل مسائل با ماهیت بسیار متفاوت است [۴].

در سال‌های اخیر، الگوریتم‌های الهام گرفته از طبیعت توجه زیادی را به خود جلب کرده‌اند [۵]. الگوریتم بهینه‌سازی چهل دزد و علی‌بابا [۶] یکی از این روش‌ها است که از رفتار جستجوی دزدان در داستان «علی‌بابا و چهل دزد» الهام گرفته است. در این داستان علی‌بابا با استفاده از زیرکی و خلاقیت، موفق به نفوذ به غار دزدان و دستیابی به گنجینه‌های آن‌ها می‌شود. این داستان الگویی برای توسعه الگوریتم چهل دزد و علی‌بابا است که با استفاده از راهکارهای زیرکانه و خلاقانه برای یافتن بهترین راه‌حل در مسائل بهینه‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرد. هدف کلی این الگوریتم ارائه یک روش بهینه‌سازی جدید با تقلید از داستان علی‌بابا و چهل دزد به عنوان الگوی هماهنگ رفتار اجتماعی اعمال انسان است.

باتوجه به گستردگی کاربرد و اهمیت الگوریتم‌های فراابتکاری، ارزیابی عملکرد آن‌ها امری ضروری و حیاتی است. این ارزیابی‌ها معمولاً از طریق آزمایش بر روی مسائل و مقایسه نتایج حاصل با سایر روش‌ها انجام می‌شود. بررسی کارایی و قابلیت‌های الگوریتم‌های فراابتکاری می‌تواند به شناسایی نقاط قوت و ضعف آن‌ها کمک کرده و امکان بهینه‌سازی و بهبود کارایی آن‌ها را فراهم سازد. ارزیابی دقیق الگوریتم‌های فراابتکاری، همچنین می‌تواند راهنمایی‌های ارزشمندی برای انتخاب مناسب‌ترین الگوریتم‌ها در مسائل مختلف علمی و صنعتی ارائه دهد [۷]. الگوریتم بهینه‌سازی چهل دزد و علی‌بابا اولین بار در پژوهش مالک بریک و همکاران در سال ۲۰۲۱ معرفی شده است. در آن پژوهش، عملکرد الگوریتم با الگوریتم‌های شعله پروانه [۸]، جستجوی کلاغ [۹]، گرگ خاکستری [۱۰]، منطق فازی [۱۱]، کلونی مورچگان [۱۲]، ازدحام ذرات [۱۳]، جستجوی گرانشی [۱۴]، ژنتیک [۱۵] و الگوریتم تکامل تفاضلی [۱۶] مورد مقایسه قرار گرفته است. با توجه به اهمیت کاربرد الگوریتم‌های فراابتکاری

¹Ali Baba and the Forty Thieves (AFT)

² Moth-flame Optimization Algorithm (MFO)

³ Crow Search Algorithm (CSA)

⁴ Grey Wolf Optimizer (GWO)

⁵ Fuzzy Logic Algorithm (FLOA)

⁶ Ant Colony Optimization (ACO)

⁷ Particle Swarm Optimization (PSO)

⁸ Gravitational Search Algorithm (GSA)

⁹ Genetic Algorithm (GA)

¹⁰ Differential Evolution (DE)

در حل مسائل مختلف، بررسی و مقایسه عملکرد این الگوریتم ها ضروری بنظر می رسد. در تحقیقات انجام شده تاکنون، عملکرد الگوریتم چهل دزد و علی بابا با الگوریتم های گله اسب^۱[۱۷]، شاهین هریس^۲[۱۸]، کرکس آفریقایی^۳[۱۹]، شیرمورچه^۴[۲۰]، خفاش^۵[۲۱]، کرم شب تاب^۶[۲۲] و الگوریتم نهنگ^۷[۲۳] مقایسه نشده است. بنابر این، این پژوهش قصد دارد عملکرد الگوریتم چهل دزد و علی بابا را با ۷ الگوریتم اشاره شده مقایسه نماید. برای بررسی عملکرد الگوریتم های انتخابی از ۲۳ تابع استاندارد مجموعه CEC2017 استفاده شده است. عملکرد این الگوریتم ها با استفاده از سه معیار بهترین پاسخ، انحراف معیار و میانگین زمان اجرا مقایسه شده است. این معیارها کمک می کنند تا نقاط قوت و ضعف هر الگوریتم شناسایی شده و از این اطلاعات برای بهبود کاربرد آن ها در حوزه های مختلف بهره برده شود. در ادامه الگوریتم های فراابتکاری مورد بحث در این پژوهش معرفی می شوند.

۲- مرور ادبیات تحقیق

۲-۱- الگوریتم های فراابتکاری

الگوریتم های فراابتکاری، دسته ای از الگوریتم های بهینه سازی می باشند که الهام گرفته از فرایندهای طبیعی و تکاملی، مانند تکامل تفاضلی، مهاجرت ابرها و تکامل ذرات هستند [۲۴]. این الگوریتم ها برای حل مسائل بهینه سازی در مسائلی که فضای جستجوی پیچیده ای دارند، بسیار مؤثر هستند. تفاوت مهم الگوریتم های فراابتکاری با روش های بهینه سازی سنتی در این است که آن ها به جستجو در فضای سراسری می پردازند و بهترین راه حل ها را به طور تصادفی پیدا می کنند. در عمل، این الگوریتم ها به صورت موازی یا متوالی فرایند بهینه سازی را ادامه می دهند تا به یافتن یک راه حل بهینه یا نزدیک به بهینه برسند. این الگوریتم ها، به دلیل قابلیت دسترسی به راه حل های تقریباً بهینه در زمان های اجرای مناسب، برای حل مسائل بهینه سازی سخت طراحی شده و به دلیل قابلیت کاربرد در طیف گسترده ای از مسائل، بسیار مورد توجه قرار گرفته اند. الگوریتم های ژنتیک، بهینه سازی ازدحام ذرات و بهینه سازی کلونی مورچگان، نمونه های معروف از این دسته الگوریتم ها هستند که با موفقیت برای حل مسائل پیچیده استفاده شده اند [۲۵].

۲-۲- مروری بر الگوریتم های فراابتکاری در این پژوهش

در این بخش، توضیح مختصری در خصوص الگوریتم هایی که در این پژوهش استفاده شده است، ارائه خواهد شد.

۲-۲-۱- الگوریتم چهل دزد و علی بابا

الگوریتم چهل دزد و علی بابا توسط مالک بریک، محمد هاشم ریالت و حسین الذوبی در سال ۲۰۲۱ پیشنهاد شده است. این الگوریتم از داستان علی بابا و گنج سارقان الهام گرفته است. در این داستان، یک تقابل بین علی بابا و خدمتکارش و نیز چهل دزد برقرار است. رفتار سارقان در داستان و همچنین روش های هوشمندانه ای که خدمتکار علی بابا (مرجان) برای نجات او به کار می برد، رفتارهایی هستند که این الگوریتم بهینه سازی را شبیه سازی می کند [۲۶]. در این الگوریتم، فضای جستجو معادل با شهری است که داستان در آن اتفاق می افتد و دزدها به عنوان عامل های جستجو در نظر گرفته می شوند. علی بابا نیز به عنوان پاسخ بهینه مسئله در نظر گرفته می شود. اصول زیر از داستان علی بابا به مفروضات اساسی الگوریتم تبدیل شده است:

- چهل دزد به صورت گروهی با هم همکاری می کنند و از یک نفر از سارقان راهنمایی می گیرند تا خانه علی بابا را پیدا کنند. این اطلاعات ممکن است درست باشد یا نباشد.
- چهل دزد مسافتی از مسافت اولیه را طی می کنند تا بتوانند خانه علی بابا را پیدا کنند.

⁵Horse herd Optimization Algorithm (HOA)

⁶Harris Hawks Optimizer (HHO)

⁷African Vulture Optimization Algorithm (AVOA)

⁸Ant Lion Optimizer (ALO)

⁹Bat Algorithm (BA)

¹⁰Firefly Algorithm (FA)

¹¹Whale Optimization Algorithm (WOA)

• مرجانه می تواند بارها با روش های زیرکانه سارقان را فریب دهد تا از علی بابا در برابر دزدان محافظت کند.
در الگوریتم چهل دزد و علی بابا، سه وضعیت اساسی وجود دارد که ممکن است هنگام جستجوی سارقان برای پیدا کردن علی بابا رخ دهد که عبارتند از: [۲۷]

• وضعیت اول: در مرحله اول، سارقان ممکن است بتوانند علی بابا را با کمک اطلاعاتی که از شخص دیگری به دست آورده اند، ردیابی کنند. در این صورت مکان های جدید سارقان را می توان از رابطه (۱) به دست آورد:

$$x_{t+1}^i = gbest + [Td_t(best_t^i - y_t^i) r1 + Td_t(y_t^i - m_t^{a(i)}) r2] sgn(rand - 0.5) \quad (1)$$

که در آن x_{t+1}^i موقعیت i امین دزد در لحظه جدید است. y_t^i موقعیت علی بابا نسبت به دزد در هر تکرار است. $gbest$ نشان دهنده بهترین موقعیت سراسری است که تاکنون توسط هر دزدی در هر تکرار به دست آمده است، $m_t^{a(i)}$ نشان دهنده سطح هوش و ذکاوت مرجانه است که برای گمراه کردن سارقان می باشد. Td_t فاصله ردیابی سارقان در زمان در آن لحظه است. $r1$ و $r2$ اعداد تصادفی هستند که با توزیع یکنواخت بین ۰ و ۱ می باشند. sgn برای تغییر جهت فرایند جستجو است.

• وضعیت دوم: در فاز دوم، ممکن است سارقان متوجه شوند که فریب خورده اند، بنابراین به طور تصادفی فضای جستجوی علی بابا را کشف می کنند. در این صورت مکان های جدید سارقان را می توان با استفاده از رابطه (۲) به دست آورد:

$$x_{t+1}^i = Td_t[(u_i - l_j) r_{nad} + l_j] \quad (2)$$

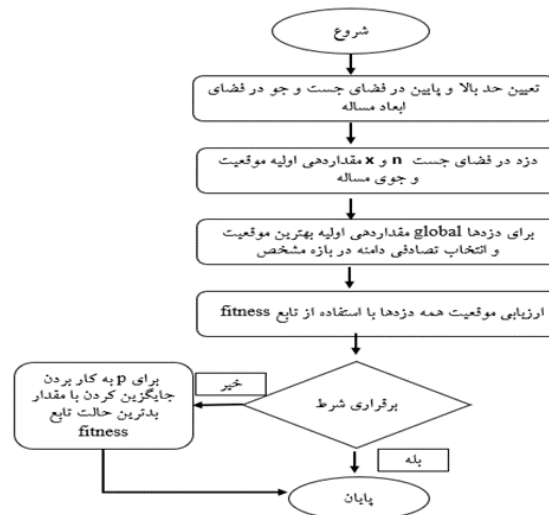
به طوری که x_{t+1}^i مکان جدید سارقان را نشان می دهد، Td_t فاصله ردیابی سارقان در آن لحظه است. l_j و u_i کران بالا و پایین جستجو را نشان می دهند. r_{nad} یک عدد تصادفی بین ۰ و ۱ می باشد.

• وضعیت سوم: در فاز سوم، به منظور بهبود ویژگی های اکتشاف و بهره برداری می توان از رابطه (۳) استفاده کرد. در این صورت می توان مکان های جدید سارقان را به شرح زیر به دست آورد:

$$x_{t+1}^i = gbest - [Td_t(best_t^i - y_t^i) r1 + Td_t(y_t^i - m_t^{a(i)}) r2] sgn(rand - 0.5) \quad (3)$$

این رابطه همانند رابطه (۱) می باشد با این تفاوت که علامت آن به منفی تغییر پیدا کرده است. دیاگرام الگوریتم علی بابا و چهل دزد در شکل ۱ نشان می دهد که این الگوریتم شامل چندین مرحله اصلی زیر است:

- تعیین حد بالا و حد پایین فضای جستجو
- یک جمعیت اولیه از دزدان به طور تصادفی در فضای جستجو پراکنده می شوند. هر دزد نمایانگر یک راه حل ممکن برای مسئله بهینه سازی است.
- هر دزد بر اساس تابع هدف ارزیابی می شود. تابع هدف کیفیت هر راه حل را اندازه گیری می کند و به هر دزد یک امتیاز می دهد.
- سارقان در محیط های محلی خود به جستجو می پردازند و بهترین نقاط را برای پنهان شدن پیدا می کنند.
- بهترین راه حل های یافته شده به عنوان رهبران جدید انتخاب می شوند و سایر سارقان به سمت این رهبران حرکت می کنند.
- مراحل ارزیابی، جستجوی محلی و به روز رسانی جمعیت تا زمانی که معیار توقف برآورده شود، تکرار می شوند.



شکل ۱: دیاگرام الگوریتم علی بابا و چهل دزد
Figure 1: Algorithm diagram of Alibaba and forty thieves

۲-۲-۲- الگوریتم شاهین هریس

الگوریتم شاهین هریس در سال ۲۰۱۹ توسط علی اصغر حیدری ارائه شده است. این الگوریتم یک روش بهینه سازی مبتنی بر جمعیت است که الهام گرفته از رفتار مشارکتی و روش تعقیب و گریز شاهین های هریس در غافلگیری طعمه است. در این استراتژی هوشمند، چندین شاهین با همکاری یکدیگر، از جهات مختلف به یک طعمه حمله می کنند تا آن را به دام بیندازند. این رفتار شاهین های هریس برای حل مسائل بهینه سازی مورد استفاده قرار می گیرد [۲۸]. شاهین های هریس، به عنوان یکی از باهوش ترین پرندگان در طبیعت شناخته می شوند. آن ها پرندگان شکاری هستند که در گروه های ثابت در نیمه جنوبی آریزونا، ایالات متحده زندگی می کنند. این پرندگان معمولاً به صورت تکی شکار می کنند، اما شاهین هریس با فعالیت های گروهی و هماهنگ با سایر اعضای خانواده اش، از سایر پرندگان شکاری متمایز است. آن ها در تعقیب، ردیابی، محاصره و حمله به طعمه نشان داده اند که توانایی های مبتکرانه ای دارند. آن ها به عنوان شکارچیان هماهنگ و با توانایی های برجسته شناخته می شوند و مأموریت تیمی خود را با آغاز صبح از محل زندگی شان، که بیشتر در درختان بلند و بزرگ است، آغاز می کنند. به دنبال حرکات اعضای خانواده شان می گردند و سعی دارند در حمله آگاهانه شان هماهنگ باشند [۲۹]. وقتی شاهین های هریس جمع می شوند، برخی از آن ها به ترتیب تورها یا جستجوهای کوتاهی را انجام می دهند و سپس بر روی مکان های نسبتاً بلندی فرود می آیند. این روش باعث می شود که شاهین ها گاهی یک حرکت "جهشی" را در سرتاسر منطقه انجام دهند، دوباره به هم متصل شوند، و چندین بار از هم جدا شوند تا به طور فعال به دنبال حیوانات تحت پوشش، معمولاً یک خرگوش، بگردند. تاکتیک اصلی شاهین های هریس برای شکار، "پرش غافلگیرانه" یا استراتژی "هفت کشته" است که در آن، چندین شاهین سعی می کنند به طور هم زمان از جهات مختلف به طعمه حمله کنند و بر روی یک خرگوش در حال فرار متمرکز شوند. حمله ممکن است به سرعت با گرفتن طعمه ی غافلگیر شده در چند ثانیه تکمیل شود، اما گاهی اوقات، به دلیل قابلیت های فرار و رفتار طعمه، شامل شیرجه های چندانگانه و کوتاه و سریع در نزدیکی طعمه به مدت چند دقیقه هم می شود. شاهین های هریس می توانند انواع مختلفی از سبک های تعقیب را نشان دهند که به ماهیت پویای شرایط و الگوهای فرار از طعمه بستگی دارد. در الگوریتم شاهین هریس، شاهین های هریس راه حل های کاندید هستند و بهترین راه حل کاندید در هر مرحله به عنوان طعمه مورد نظر یا تقریباً بهینه در نظر گرفته می شود. شاهین های هریس به طور تصادفی در مکان هایی نشسته و منتظرند. اگر شانس q را برای هر استراتژی نشستن در نظر بگیریم، بر اساس دو استراتژی، طعمه شناسایی می شود، شاهین ها بر اساس موقعیت سایر شاهین ها و خرگوش نشسته و منتظر هستند یا بر روی درختان بلند به صورت تصادفی (مکان تصادفی در محدوده خانه گروه)، نشسته و منتظر هستند که این رفتار در رابطه (۴) نشان داده شده است.

$$X(t+1) = \begin{cases} X_{rand}(t) - r_1 |X_{rand}(t) - 2r_2 X(t)| & q \geq 0.5 \\ (X_{rabbit}(t) - X_m(t)) - r_3 (LB + r_4 (UB - LB)) & q < 0.5 \end{cases} \quad (4)$$

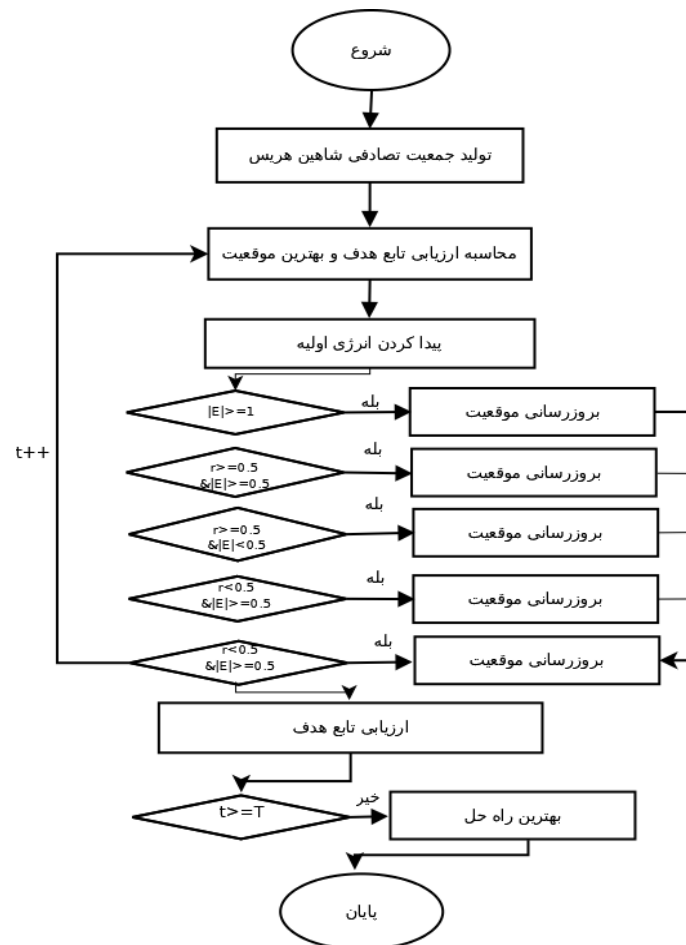
که در آن $X(t+1)$ بردار موقعیت شاهین ها در تکرار t است، $X_{rabbit}(t)$ موقعیت خرگوش، $X(t)$ بردار موقعیت فعلی شاهین ها، r_1, r_2, r_3, r_4 و q اعداد تصادفی در داخل $(0,1)$ هستند که در هر تکرار به روز می شوند، UB و LB کران های بالایی و پایینی متغیرها را نشان می دهند، $X_{rand}(t)$ موقعیت یک شاهین تصادفی از جمعیت فعلی و X_m میانگین موقعیت از جمعیت فعلی شاهین ها است. در قانون اول راه حل هایی، بر اساس یک مکان تصادفی متأثر از موقعیت قبلی و سایر شاهین ها (به تصادف) ایجاد می شود. اما در قانون دوم معادله ۱ ما یک مدل برای ایجاد مکان های تصادفی در محدوده UB و LB ارائه شده است. تفاوت مکان بهترین موقعیت کنونی و میانگین موقعیت گروه را به اضافه یک مؤلفه با مقیاس تصادفی بر اساس دامنه متغیرها داریم. متغیرهای r_3 و r_4 ضریب مقیاس برای افزایش ماهیت تصادفی بودن کران بالا و پایین است. در این قانون، یک طول حرکت با مقیاس تصادفی به LB اضافه شده است سپس، یک ضریب مقیاس پذیری تصادفی را برای مؤلفه در نظر گرفته شده تا روند متنوع سازی جمعیت در مناطق مختلف فضای ویژگی کشف شود. میانگین موقعیت شاهین ها با استفاده از معادله (۵) به دست می آید.

$$X_m(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(t) \quad (5)$$

که در آن $X_i(t)$ مکان هر شاهین را در تکرار t و N نشان دهنده تعداد کل شاهین ها است.

بر اساس شکل ۲، الگوریتم شاهین هریس شامل چندین مرحله اصلی است که عبارتند از:

- جمعیت اولیه ای از شاهین های هریس ایجاد می شود.
- محاسبه ارزیابی تابع هدف و پیدا کردن بهترین موقعیت
- مقدار انرژی اولیه تعریف و به روز رسانی انجام می شود.
- در صورت برقراری شرط، موقعیت شاهین ها به روز رسانی می شود.
- اگر شرط برقرار نبود، تابع تناسب برای هر راه حل ارزیابی و به بهترین راه حل بازمی گردیم.



شکل ۲: دیاگرام الگوریتم شاهین هریس
Figure 2: Diagram of Shahin Harris Algorithm

۲-۲-۳- الگوریتم کرکس آفریقایی

کرکس های آفریقایی به دو گروه از پرندگان شکاری معروف هستند، کرکس های آفریقایی جهان جدید که از آمریکا منشأ می گیرند و کرکس های آفریقایی جهان قدیمی که در مناطق اروپا، آسیا و آفریقا هستند. در استرالیا و قاره جنوبی قطبی هیچ کرکس آفریقایی وجود ندارد. بیشتر کرکس های آفریقایی بال دار و بدون پر منظم هستند [۳۰]. در گذشته فکر می شد که آنها باید بی پر باشند تا از آلودگی در هنگام تغذیه بر روی پوسیدگی ها جلوگیری شود، اما تحقیقات اخیر نشان می دهد که پوست برهنه نقش مهمی در تنظیم دمای بدن دارد. به همین دلیل، در هوای سرد سر خود را در بدن غوطه می زنند و در هوای گرم گردن خود را باز می کنند. ویژگی دیگر آنها این است که برخلاف بیشتر پرندگان دیگر، لانه نمی سازند. کرکس های آفریقایی به ندرت به حیوانات سالم حمله می کنند، اما ممکن است حیوان زخمی یا بیمار را بکشند [۳۱]. کرکس های آفریقایی حیوانات مفیدی برای جلوگیری از پوسیدگی اجساد هستند و نقش مهمی در اکوسیستم دارند و نابودی آنها خطرات جدی بهداشتی را برای جوامع انسانی به وجود می آورد. الگوریتم بهینه سازی کرکس آفریقایی توسط بنیامین عبدالله زاده و همکاران در سال ۲۰۲۱ ارائه شده است این الگوریتم الهام گرفته از رفتار جستجوی کرکس های آفریقایی برای یافتن غذا می باشد. مراحل این الگوریتم به شرح زیر است:

- تولید جمعیت اولیه: الگوریتم با تولید یک جمعیت اولیه از N کرکس که هر کدام با یک موقعیت تصادفی در فضای جستجوی مسئله مقاردهی می شوند، آغاز می شود. موقعیت هر کرکس معمولاً به عنوان یک بردار از متغیرها تعریف می شود.
- ارزیابی اولیه: هر کرکس بر اساس تابع هدف تعیین شده برای مسئله بهینه سازی ارزیابی می شود. تابع هدف ارزشی را به هر موقعیت نسبت می دهد که نشان دهنده کیفیت آن راه حل است.

- جستجوی غذا: کرکس ها از دو استراتژی اصلی در جستجوی غذا استفاده می کنند:
- جستجوی محلی: کرکس ها در اطراف موقعیت فعلی خود برای یافتن غذا اقدام می کنند. این عمل برای جستجوی راه حل های بهتر در نزدیکی موقعیت کنونی استفاده می شود.
- جستجوی سراسری: سپس، کرکس ها برای اطمینان از عدم افتادن در دام بهینه های محلی، به سمت موقعیت های دورتری جابه جا می شوند. این جستجوی گسترده تر به الگوریتم اجازه می دهد که نواحی جدید در فضای جستجو را کشف کنند.
- به روزرسانی موقعیت ها: موقعیت هر کرکس با ترکیب نتایج جستجوی محلی و سراسری به روزرسانی می شود. این به روزرسانی معمولاً به صورت تصادفی کنترل شده انجام می شود؛ یعنی مقدار حرکت هر کرکس بر اساس توزیع احتمالی کنترل می شود که می تواند ثابت یا متغیر باشد.
- تکرار فرایند: مراحل جستجو و به روزرسانی موقعیت ها به صورت تکراری انجام می شوند تا زمانی که شرط خاتمه الگوریتم برقرار شود. در نهایت، وقتی الگوریتم متوقف شد، بهترین موقعیت (راه حل) که در طول فرایند به دست آمده است به عنوان خروجی گزارش می شود.

۲-۴-۲ الگوریتم گله اسب

الگوریتم فراابتکاری گله اسب یک الگوریتم بهینه سازی جدید است که در سال ۲۰۲۱ توسط میر نعیمی و میر جلیلی ارائه شده است. این الگوریتم از رفتار اسب ها در سنین مختلف در طبیعت الهام گرفته شده است. الگوریتم بهینه سازی گله اسب نامیده می شود، با تقلید از شش ویژگی مهم از عملکردهای اجتماعی اسب ها در سنین مختلف ایجاد شده است که عبارتند از: چرا رفتن، سلسله مراتب، جامعه پذیری، تقلید، مکانیسم دفاعی و پرسه زدن است. به دلیل تعداد پارامترهای کنترل بر اساس رفتار اسب ها در سنین مختلف، عملکرد بسیار خوبی در حل مسائل پیچیده دارد [۳۲]. اسب ها در سنین مختلف رفتار متفاوتی به نمایش می گذارند و حداکثر طول عمر یک اسب حدود ۲۵ تا ۳۰ سال است. در الگوریتم گله اسب با توجه به سنشان به ۴ دسته تقسیم بندی می شوند:

- δ نشان دهنده اسب ها در محدوده سنی ۰-۵ سال است،
 - γ نشان دهنده اسب ها در دامنه ۵-۱۰ سال است،
 - β نشان می دهد اسب ها در محدوده سنی ۱۰-۱۵ سال قرار دارند
 - و α اسب های بزرگ تر را نشان می دهد.
- برای انتخاب سن اسب ها باید یک تکرار ماتریس جامع از پاسخ ها انجام شود.
- در این راستا، می توان ماتریس را بر اساس بهترین پاسخ ها مرتب کرد و در نتیجه:
- ۱۰٪ درصد اول اسب ها از بالای ماتریس طبقه بندی شده، به عنوان اسب α انتخاب می شوند.
 - ۲۰٪ درصد بعدی در گروه β هستند.
 - اسب های γ و δ به ترتیب ۳۰٪ و ۴۰٪ اسب های باقی مانده را تشکیل می دهند.

مراحل الگوریتم گله اسب به این صورت است که در مرحله اول، ایجاد جمعیت اسب ها است که در این مرحله، تعدادی اسب به طور تصادفی در فضای جستجو ایجاد می شوند. هر اسب یک موقعیت را در فضای جستجو نشان می دهد که می تواند یک جواب احتمالی برای مسئله بهینه سازی باشد. در مرحله دوم، شبیه سازی رفتار اسب ها در سنین مختلف است، در الگوریتم گله اسب رفتار اسب ها را در گروه سنی مختلف شبیه سازی می کند که به چهار دسته، اسب های دلتا که در محدوده سنی ۵ - ۰ سال، اسب های گاما در محدوده سنی ۱۰ - ۵ سال، اسب های بتا در محدوده سنی ۱۵ - ۱۰ سال و سن اسب های آلفا بیشتر از ۱۵ سال است. مرحله سوم، به روزرسانی موقعیت اسب ها است که موقعیت اسب ها بر اساس رفتار اسب ها در سنین مختلف و موقعیت بهترین اسب (اسبی که بهترین جواب را پیدا کرده است) به روزرسانی می شود [۳۳]. الگوریتم گله اسب برای حل مسائل بهینه سازی با بُعد بالا پیشنهاد شده است. این الگوریتم از شش ویژگی مهم اسب ها تقلید می کند که عبارتند از: رفتن به چراگاه^۱،

¹ Grazing(G)

زندگی سلسله مراتبی^۱، قابلیت اجتماعی^۲، تقلید کردن^۳، مکانیسم دفاعی^۴ و پرسه زدن^۵ می باشد. رابطه (۶) حرکت اعمال شده به اسبها در هر تکرار را نشان می دهد.

$$x_m^{iter,AGE} = \vec{v}_m^{iter,AGE} + x_m^{(iter-1),AGE}, \quad AGE = \alpha, \beta, \gamma, \delta \quad (6)$$

که در آن، $x_m^{iter,AGE}$ موقعیت اسب m ام، AGE محدوده سنی اسب در نظر گرفته شده، $iter$ تکرار فعلی و $\vec{v}_m^{iter,AGE}$ بردار سرعت این اسب را نشان می دهد. اسبها رفتارهای مختلفی را در سنین مختلف از خود نشان می دهند. حداکثر طول عمر یک اسب در حدود ۲۵ تا ۳۰ سال است. در این رابطه، اسبهای دلتا^۶ در محدوده سنی ۵ - ۰ سال، اسبهای گاما^۷ در محدوده سنی ۱۰ - ۵ سال، اسبهای بتا^۸ در محدوده سنی ۱۵ - ۱۰ سال و سن اسبهای آلفا^۹ بیشتر از ۱۵ سال است. یک ماتریس جامع از راه حل ها باید در هر تکرار ایجاد می شود تا اسبها انتخاب گردند. در این راستا، ابتدا ماتریس بر اساس بهترین راه حل ها مرتب می شود. سپس از بالای ماتریس مرتب شده ۱۰ درصد اولیه از کل اسبها به عنوان اسبهای α انتخاب می شوند. ۲۰ درصد بعدی در گروه اسبهای β قرار می گیرند و اسبهای γ و δ به ترتیب ۳۰ و ۴۰ درصد از مابقی ماتریس راه حل ها را تشکیل می دهند. رابطه (۷) بردار حرکت اسبها در سنین مختلف در طول هر چرخه ی الگوریتم را نشان می دهد.

$$\begin{aligned} \vec{v}_m^{iter,\alpha} &= G_m^{iter,\alpha} + D_m^{iter,\alpha} \\ \vec{v}_m^{iter,\beta} &= G_m^{iter,\beta} + H_m^{iter,\beta} + S_m^{iter,\beta} + D_m^{iter,\beta} \\ \vec{v}_m^{iter,\gamma} &= G_m^{iter,\gamma} + H_m^{iter,\gamma} + S_m^{iter,\gamma} + I_m^{iter,\gamma} + D_m^{iter,\gamma} + R_m^{iter,\gamma} \\ \vec{v}_m^{iter,\delta} &= G_m^{iter,\delta} + I_m^{iter,\delta} + R_m^{iter,\delta} \end{aligned} \quad (7)$$

رابطه (۷) نشان می دهد که اسبها در چهار گروه سنی تقسیم بندی می شوند. $\vec{v}_m^{iter,\alpha}$ بردار حرکت اسبها در گروه آلفا را نشان می دهد به طوری که اسبهای گروه آلفا دارای ویژگی چریدن ($G_m^{iter,\alpha}$) و دفاعی ($D_m^{iter,\alpha}$) می باشند. اسبهای گروه بتا دارای ویژگی های چریدن ($G_m^{iter,\beta}$)، زندگی سلسله مراتبی ($H_m^{iter,\beta}$)، قابلیت اجتماعی ($S_m^{iter,\beta}$) و ویژگی دفاعی ($D_m^{iter,\beta}$) می باشند، $\vec{v}_m^{iter,\beta}$ بردار حرکت اسبها در گروه بتا را نشان می دهد. $\vec{v}_m^{iter,\gamma}$ بردار حرکت اسبها در گروه گاما را نشان می دهد به طوری که اسبهای گروه بتا دارای ویژگی های چریدن ($G_m^{iter,\gamma}$)، زندگی سلسله مراتبی ($H_m^{iter,\gamma}$)، قابلیت اجتماعی ($S_m^{iter,\gamma}$)، تقلید کردن ($I_m^{iter,\gamma}$)، مکانیسم دفاعی ($D_m^{iter,\gamma}$) و ویژگی پرسه زدن ($R_m^{iter,\gamma}$) می باشند. اسبهای گروه دلتا دارای ویژگی های چریدن ($G_m^{iter,\delta}$)، تقلید کردن ($I_m^{iter,\delta}$) و پرسه زدن ($R_m^{iter,\delta}$) می باشند، $\vec{v}_m^{iter,\delta}$ بردار حرکت اسبها در گروه دلتا را نشان می دهد. دیاگرام الگوریتم گله اسب در شکل ۳ نشان داده شده است که شامل مراحل زیر است:

- جمعیت اسبها در فضای ویژگی مقداردهی اولیه می شود. این مرحله شامل تعیین تعداد اسبها و موقعیت های اولیه آنها است.
- پس از مقداردهی اولیه، تابع تناسب برای ارزیابی عملکرد هر اسب محاسبه می شود. این ارزیابی به شناسایی بهترین اسبها کمک می کند.
- اولین بهترین اسب شناسایی و به روزرسانی می شود. این اطلاعات به اسبها اجازه می دهد تا بادقت بیشتری در فضای جستجو حرکت کنند.
- مرکز هر اسب از جمعیت تعیین می شود. این مرکز به عنوان نقطه مرجع برای جستجو و حرکت اسبها عمل می کند.
- رده هر اسب ارزیابی می شود تا مشخص شود که کدام اسبها در چه موقعیتی قرار دارند.

¹ Hierarchy(H)

² Sociability(S)

³ Imitation(I)

⁴ Defense mechanism(D)

⁵ Roam(R)

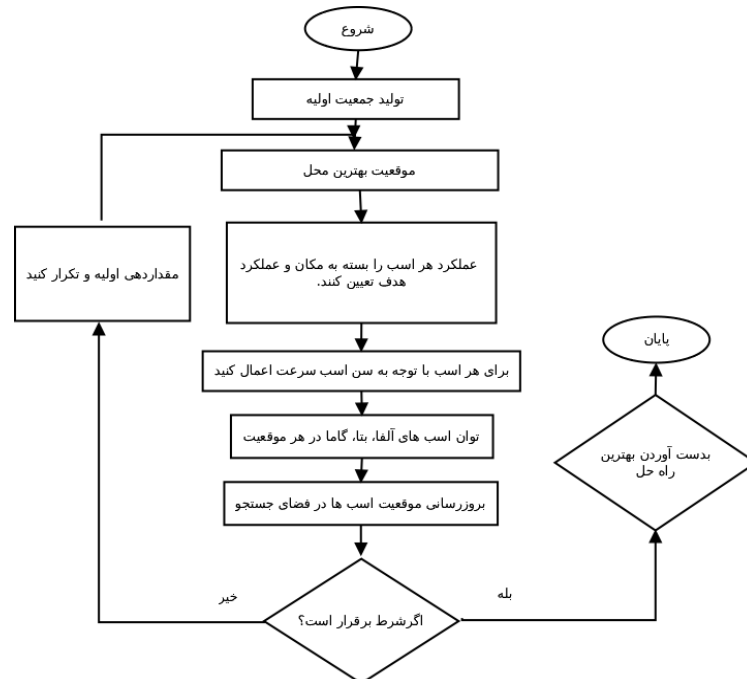
⁶ δ (Delta)

⁷ γ (Gama)

⁸ β (Beta)

⁹ α (Alpha)

- اگر شرط بهینه سازی برقرار باشد و معیار توقف محقق شود، موقعیت اسب ها به روزرسانی می شود. در غیر این صورت، فرایند به مرحله ارزیابی تابع تناسب بازمی گردد و مراحل تا زمانی که شرط برقرار باشد، تکرار می شوند.



شکل ۳: دیاگرام الگوریتم گله اسب
Figure3: Horse herd algorithm diagram

۲-۲-۵- الگوریتم شیرمورچه

الگوریتم شیر مورچه در سال ۲۰۱۵ توسط سید علی میرجلیلی ارائه شده است و از رفتار شکار شیرمورچه ها الهام گرفته شده است که در طبیعت با ساختن تله های مخروطی شکل، مورچه ها را شکار می کنند. این تله ها به شکل مخروطی هستند و در آن ها یک شیرمورچه پنهان شده است. مورچه ها زمانی که در این تله ها می افتند، توسط شیرمورچه به داخل لانه کشیده شده و خورده می شوند [۳۴]. شباهت بین الگوریتم شیرمورچه و رفتار شکار شیرمورچه ها به این صورت می باشد که، مورچه ها در الگوریتم شیرمورچه مانند مورچه های واقعی در طبیعت هستند که به طور تصادفی در فضای جستجو حرکت می کنند و تله های شیرمورچه در الگوریتم شیرمورچه مانند جواب های بهینه مسئله بهینه سازی هستند. برای مدل سازی چنین فعل و انفعالی مورچه ها باید در فضای جستجو حرکت کنند و شیر مورچه ها اجازه دارند تا آن ها را شکار نمایند. از آنجایی که مورچه ها، هنگام جستجوی غذا در طبیعت و به صورت کاملاً تصادفی حرکت می کنند معادله راه رفتن تصادفی برای مدل سازی حرکت مورچه ها رابطه (۸) می باشد.

$$X(t) = [0, \text{cumsum}(2r(t_1) - 1), \dots, \text{cumsum}(2r(t_n) - 1)] \quad (8)$$

در رابطه بالا زمانی که Cumsum مجموع تجمعی را محاسبه می کند؛ n حداکثر تعداد تکرار خواهد بود و همچنین در این حالت t مرحله پیاده روی تصادفی را نشان داده و $r(t)$ یک تابع تصادفی است و به صورت زیر تعریف می گردد:

$$r(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } \text{rand} > 0.5 \\ 0, & \text{if } \text{rand} \leq 0.5 \end{cases} \quad (9)$$

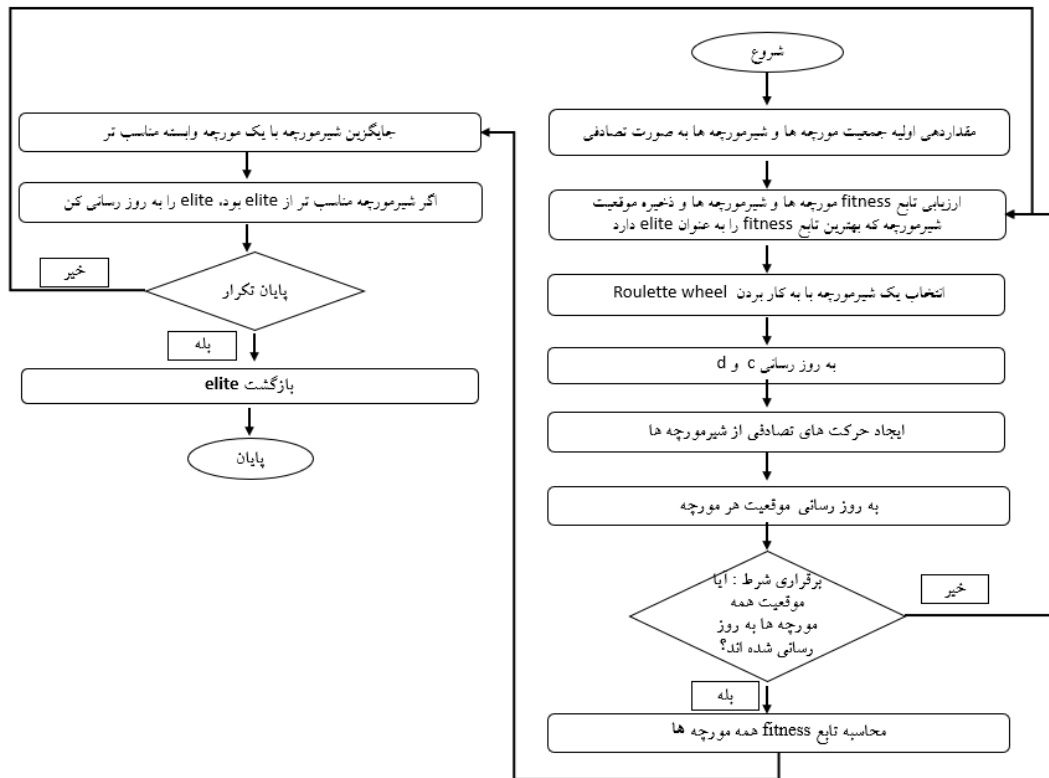
که در آن t مرحله پیاده روی تصادفی و rand یک عدد تصادفی است که با توزیع یکنواخت در بازه $[0, 1]$ تولید می شود. در مرحله اول از الگوریتم شیرمورچه جمعیت اولیه ای از مورچه ها به طور تصادفی ایجاد می شود. هر مورچه یک موقعیت را در فضای جستجو نشان می دهد که می تواند یک جواب احتمالی برای مسئله بهینه سازی باشد. در مرحله دوم، مورچه ها بر اساس یک قانون تصادفی در فضای جستجو حرکت می کنند. این قانون تصادفی به گونه ای است که مورچه ها به سمت مورچه های دیگر که در موقعیت های بهتری قرار دارند، جذب می شوند. در مرحله سوم، شیرمورچه ها در تله هایی که در شن ها ایجاد کرده اند، منتظر مورچه ها می مانند، زمانی که یک مورچه در تله شیرمورچه گرفتار می شود، شیرمورچه آن را به سمت لانه خود می کشد. در

مرحله چهارم، مورچه‌هایی که در تله شیرمورچه گرفتار شده‌اند موقعیت خود را باتوجه به موقعیت شیرمورچه به‌روزرسانی می‌کنند [۳۴]. این کار به مورچه‌ها کمک می‌کند تا به سمت جواب‌های بهینه حرکت کنند. سپس در مرحله پنجم، تکرار مراحل ۲ تا ۴ انجام می‌شود تا زمانی که معیار توقف الگوریتم برقرار شود. معادلات مربوط به مدل سازی ریاضی تله مورچه ها در رابطه های (۱۰ و ۱۱) نشان داده شده است.

$$C_i^t = Antlion_j^t + C^t \quad (10)$$

$$d_i^t = Antlion_j^t + d^t \quad (11)$$

در این دو رابطه، C^t یک عبارت یا عامل تصحیح اضافی است. C_i^t موقعیت مورچه i ام در تکرار t ام را نشان می‌دهد. موقعیت شیرمورچه j ام انتخاب‌شده در تکرار t ام توسط $Antlion_j^t$ نشان داده می‌شود. d^t بیانگر بیشینه در تمام متغیرها در زمان t است. d_i^t موقعیت جدید مورچه i ام در تکرار t ام است که برابر است با موقعیت شیرمورچه j ام در تکرار t ام به‌علاوه بردار d^t . شکل ۴، دیاگرام الگوریتم شیرمورچه را نشان می‌دهد.



شکل ۴: دیاگرام الگوریتم شیرمورچه
Figure 4: diagram of the ant lion algorithm

۲-۲-۶- الگوریتم خفاش

الگوریتم‌های فراابتکاری که معمولاً الهام گرفته‌شده از طبیعت و فرایندهای فیزیکی هستند در حال حاضر به‌عنوان یکی از روش‌های قدرتمند برای حل بسیاری از مسائل بهینه‌سازی پیچیده به کار برده می‌شوند الگوریتم خفاش یکی از الگوریتم‌های فراابتکاری الهام‌گرفته از طبیعت است که در سال ۲۰۱۰ توسط آقای یانگ معرفی گردید. این الگوریتم بر اساس اصول زندگی خفاش‌ها طراحی شده است. خفاش‌ها تنها پستانداران با بال هستند که برای شکار طعمه از انعکاس صدا استفاده می‌کنند. این الگوریتم از خصوصیات ردیابی خفاش‌های کوچک در جستجوی شکار الهام‌گرفته است به‌طوری‌که خفاش‌های کوچک می‌توانند در تاریکی مطلق با انتشار صدا و دریافت آن به شکار طعمه‌های خود بپردازند. برای توسعه این الگوریتم از سه قانون استفاده شده است. اول، همه خفاش‌ها از انعکاس صدا برای تشخیص فاصله استفاده می‌کنند و تفاوت بین مواد غذایی و موانع پیشرو را می‌دانند. دوم، پرواز خفاش‌ها به طور تصادفی با سرعت v_i در مکان x_i با فرکانس ثابت f_{min} و طول موج مختلف λ و بلندی صوت A_0 به‌منظور شکار طعمه صورت می‌گیرد. همچنین آن‌ها می‌توانند به‌طور خودکار امواج پخش شده و نرخ پالس‌های

۱۳ بررسی عملکرد الگوریتم علی بابا و چهل دزد با برخی الگوریتم های فراابتکاری / فاطمه دلبری - علی اکبر نقابی - جلال ایزی

ارسالی خود را $(r \in [0,1])$ باتوجه به نزدیکی شکارشان تنظیم کنند. سوم، باتوجه به اینکه ممکن است بلندی صدا در بسیاری از جهات مختلف متفاوت باشد لذا فرض می شود که بلندی صدا از بیشترین مقدار تا کمترین مقدار متغیر می باشد. مراحل اصلی الگوریتم به شرح زیر است:

۱. مقداردهی اولیه

یک جمعیت اولیه از خفاش ها ایجاد می شود. هر خفاش با موقعیت و سرعت اولیه خود دارای فرکانس، سرعت و نرخ انتشار پیشنهادی خاصی است.

۲. بهروزرسانی موقعیت ها

برای هر خفاش، فرکانس، سرعت و موقعیت با استفاده از روابط زیر بهروزرسانی می شود:

$$f_i^t = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\beta \quad (12)$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^t - x^0) \quad (13)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \quad (14)$$

که در آن $\beta \in [0,1]$ یک بردار تصادفی با توزیع یکنواخت می باشد و x^0 بهترین مکان فعلی است که در هر تکرار پس از مقایسه با موقعیت خفاش های مجازی انتخاب می شود. معمولاً فرکانس f را با $f_{\min} = 0$ و $f_{\max} = 100$ در نظر گرفته می شود.

۳. جستجوی محلی

برای تقویت جستجوی محلی، موقعیت هر خفاش با استفاده از پرش های کوچک حول بهترین راه حل فعلی به صورت زیر بروز می شود:

$$x_{new} = x_{old} + \epsilon A^t \quad (15)$$

که در آن ϵ یک عدد تصادفی در بازه $[-1, 1]$ است و A^t میانگین بلندی صدای خفاش ها در تکرار t می باشد.

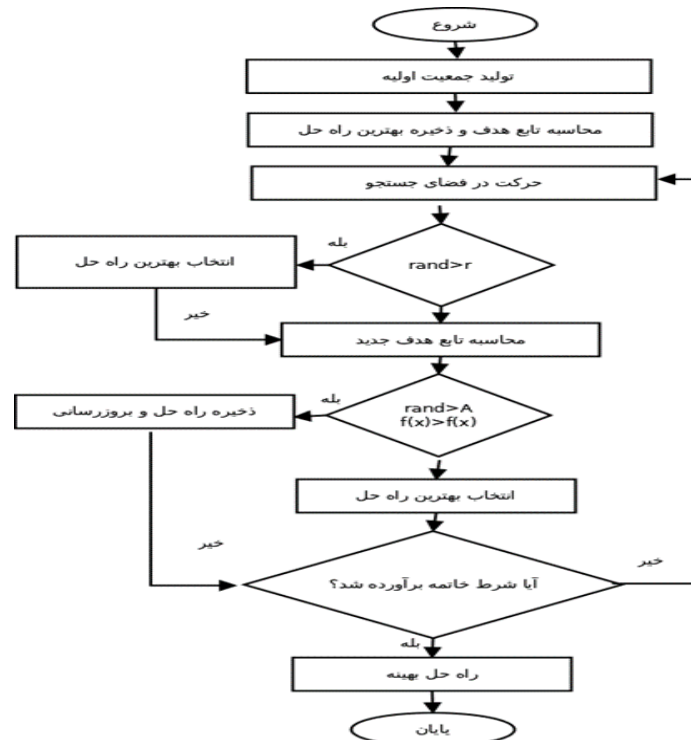
۴. پذیرش راه حل های جدید

هر خفاش تنها در صورتی بهروزرسانی موقعیت و سرعت خود را قبول می کند که راه حل جدید بهبود یافته باشد یا با یک احتمال خاص که توسط شدت انتشار کنترل می شود، پذیرفته می شود. شدت انتشار از رابطه زیر محاسبه می شود:

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t \quad (16)$$

که α یک پارامتر کمتر از ۱ و بزرگتر از صفر است.

دیاگرام الگوریتم خفاش در شکل (۵) نشان داده شده است.



شکل ۵: دیاگرام الگوریتم خفاش

Figure 5: Bat algorithm diagram

۷-۲-۲- الگوریتم کرم شب تاب

تا کنون از الگوریتم کرم شب تاب برای حل محدوده وسیعی از مسائل بهینه سازی استفاده شده است. این الگوریتم در سال ۲۰۰۷ توسط آقای زین شی یانگ^۱ در دانشگاه کمبریج ارائه شد. الگوریتم کرم شتاب، یک مثال بارز از هوش جمعی است که در آن عامل هایی که قابلیت چندان بالایی ندارند، در کنار هم و با همکاری یکدیگر می توانند نتایج بسیار خوبی به دست آورند. این الگوریتم با الگوبرداری از درخشندگی کرم های شب تاب و رفتارهای آن ها در طبیعت طراحی شده است و از رفتار چشمک زن کرم شب تاب در طبیعت الهام گرفته است که به عنوان یک شکل از مکانیزم علامت دهی برای جذب کرم شب تاب دیگر عمل می کند. رفتار چشمک زن کرم های شب تاب بر اساس معیارهای جذابیت، روشنایی و فاصله تغییر می کند. همه کرم های شب تاب هم جنس هستند و ممکن است در هر دو کرم شب تاب یک کرم جذاب باشد. جذابیت آن ها با شدت نور آن ها متناسب است. کرم شب تاب با شدت نور کم، به سمت کرم شب تاب با شدت نور بیشتری حرکت می کند اگر کرم شب تاب با شدت نور زیاد نباشد، کرم های شب تاب به طور تصادفی در فضای جستجو حرکت خواهند کرد. در الگوریتم کرم شب تاب دو مسئله مهم است: اول، تغییرات شدت نور (I) که از رابطه (۱۷) به دست می آید.

$$I = \frac{I_0}{1 + \gamma r^2} \quad (17)$$

به طوری که γ ضریب جذب نور و I_0 شدت نور اولیه، r فاصله و I نور دریافتی است.

میزان جذابیت یک کرم شب تاب باید از دید کرم های شب تاب دیگر مورد قضاوت قرار گیرد؛ لذا مقدار جذابیت باتوجه به میزان فاصله (r) بین دو کرم شب i, j متغیر است. فاکتور جذابیت^۲، مقدار جذابیت کرم شب تاب با شدت نوری که توسط کرم های شب تاب مجاور دیده می شود متناسب است، لذا روابط شدت نور برای جذابیت نیز صدق می کند که در رابطه (۱۸) نشان داده شده است.

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \Rightarrow \beta = \frac{\beta_0}{1 + \gamma r^2} \quad (18)$$

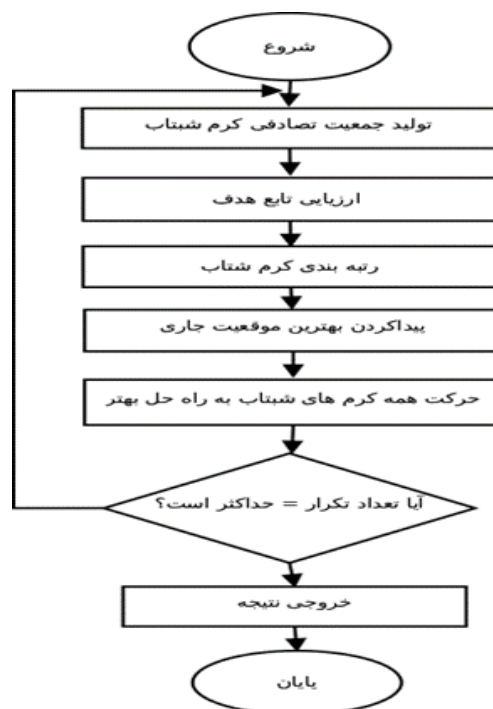
¹ Xin-She Yang

² Attractiveness

β فاکتور جذابیت و β_0 جذابیت اولیه است. از فاکتور β برای اندازه گیری میزان کشش و جذابیت میان دو حشره استفاده می شود. هر چه میزان فاصله میان دو حشره بیشتر شود، از میزان جذابیت کمتر می شود. این قضیه نشان می دهد که کرم های شب تاب به سمت حشراتی می روند که نزدیکتر باشند. دو فاکتور بهتر بودن و نزدیک بودن اولویت دارد. فاصله بین دو کرم شب تاب i, j در دوموقعیت x_i و x_j به صورت فاصله دکارتی با کمک رابطه (۱۹) محاسبه می شود.

$$r_{ij} = \|x_i - x_j\| = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (19)$$

دیگرام الگوریتم کرم شب تاب در شکل (۶) نمایش داده شده است.



شکل ۶: دیگرام الگوریتم کرم شب تاب

Figure 6: Firefly algorithm diagram

۲-۸- الگوریتم نهنگ

الگوریتم نهنگ بر اساس رفتار شکار نهنگ های خاکستری و تکنیک های شکار آن ها طراحی شده است. نهنگ ها به طور اجتماعی زندگی می کنند و در گروه های مختلفی به شکار می پردازند. شکار مورد علاقه آن ها، کریل و گروه های ماهی کوچک هستند. آنها از تکنیک هایی مانند «حملات حلقه ای» و «حملات غافلگیرانه» برای شکار استفاده می کنند. حملات غافلگیرانه به نهنگ ها کمک می کند تا با استفاده از حرکات سریع و ناگهانی، به طعمه نزدیک شوند و آن را شکار کنند. این رفتار شبیه به نحوه شکار نهنگ ها در طبیعت است. حملات حلقه ای به نهنگ ها اجازه می دهد تا با حرکت دورانی و به شکل حلزونی به سمت بهترین موقعیت (بهترین نهنگ) نزدیک شوند و موقعیت های جدیدی را کشف کنند. این تکنیک به نهنگ ها کمک می کند تا از گیر کردن در نقاط محلی جلوگیری کنند و بتوانند به فضای جستجو گسترش یابند.

مراحل اصلی الگوریتم نهنگ به صورت زیر است:

۱. تعیین جمعیت اولیه: تعداد مشخصی از نهنگ ها به صورت تصادفی در فضای جستجو توزیع می شوند.
۲. ارزیابی تابع هدف: هر نهنگ با استفاده از تابع هدف، کیفیت موقعیت خود را ارزیابی می کند.
۳. به روز رسانی موقعیت: در هر نسل، موقعیت نهنگ ها بر اساس دو تکنیک به روز رسانی می شود:
 ۱. حملات غافلگیرانه:

این حملات از دو بخش محاسبه موقعیت جدید و حرکات ناگهانی تشکیل می شود. در الگوریتم نهنگ فرض می کند که بهترین راه حل نامزد حال حاضر، شکار هدف بوده و یا نزدیک به حالت مطلوب است. بعد از اینکه بهترین عامل جستجو شناسایی شد، عوامل دیگر جستجو سعی می کنند تا مکان خود را نسبت به بهترین عامل جستجو، به روزرسانی کنند. محاسبه موقعیت جدید به وسیله معادله زیر بیان می شود:

$$X_{new} = X + A.D \quad (20)$$

که X_{new} موقعیت جدید نهنگ و X موقعیت فعلی نهنگ است. A یک پارامتر کنترلی است که شدت حرکت را تعیین می کند و D فاصله بین نهنگ فعلی و بهترین نهنگ است که از رابطه زیر محاسبه می شود:

$$D = |C.X^* - X| \quad (21)$$

که در آن C یک پارامتر تصادفی بین ۰ و ۱ و X^* بهترین موقعیت (بهترین نهنگ) است. در مرحله حرکت ناگهانی، حرکت نهنگ به صورت زیر تعریف می شود:

$$X_{new} = X + r.(X^* - X) \quad (22)$$

که در آن، r یک مقدار تصادفی است که می تواند بین ۰ و ۱ باشد و شدت حرکت را تنظیم می کند. ۲. حملات حلقه ای:

حملات حلقه ای به نهنگ ها اجازه می دهد تا با حرکت دورانی و به شکل حلزونی به سمت بهترین نهنگ نزدیک شوند. این حرکت به صورت زیر تعریف می شود:

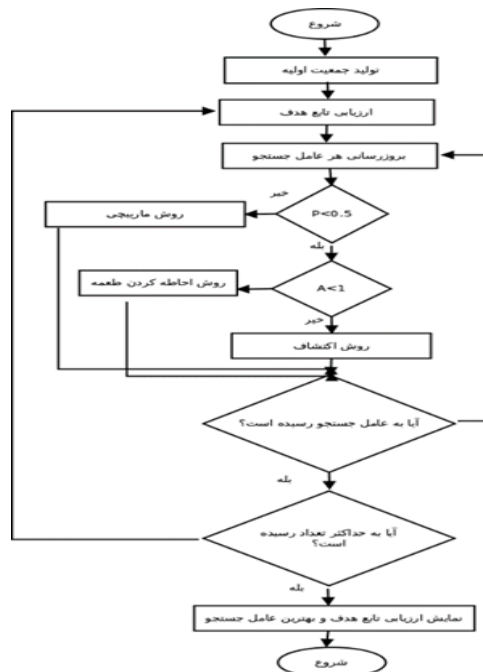
$$X_{new} = X_{best} + r.\sin(2\pi t) \quad (23)$$

به طوری که r یک مقدار تصادفی است که شعاع حرکت را تعیین می کند و t زمان یا تعداد تکرارها می باشد.

۴. به روزرسانی بهترین نهنگ: پس از به روزرسانی موقعیت ها، بهترین نهنگ (موقعیتی با بهترین کیفیت) شناسایی و ذخیره می شود.

۵. مراحل ۲ تا ۴ تا رسیدن به تعداد نسل های مشخص یا رسیدن به شرایط توقف تکرار می شود.

در شکل (۷)، دیاگرام الگوریتم نهنگ نشان داده شده است.



شکل ۷: دیاگرام الگوریتم نهنگ

Figure 7: Whale optimization algorithm diagram

۳-پیشینه پژوهش

در تحقیقات انجام شده تاکنون عملکرد الگوریتم چهل دزد و علی بابا با الگوریتم های گله اسب، شاهین هریس، کرکس آفریقایی، شیر مورچه، خفاش، کرم شب تاب و نهنگ مورد بررسی قرار نگرفته است. در این بخش برخی از پژوهش هایی که عملکرد الگوریتم های فراابتکاری دیگری را مورد بررسی قرار داده اند، آورده شده است.

محمدعلی واقدی و همکاران [۳۵] در سال ۲۰۲۳ پژوهشی با عنوان "ارزیابی عملکرد الگوریتم های فراابتکاری بر روی مسائل معیار CEC2021" ارائه کرده اند. در این پژوهش، توابع هدف با افزودن عملگرهایی مانند بایاس، شیفت و چرخش تغییر کرده و عملکرد الگوریتم های فراابتکاری توسعه یافته ارزیابی شده است. آن ها در این تحقیق، الگوریتم های فراابتکاری را به دو دسته توسعه یافته و پایه تقسیم کرده اند. با استفاده از هر یک از این الگوریتم ها، توابع هدف با ابعاد مختلفی را حل کرده و در نهایت، عملکرد این الگوریتم ها را به طور تجربی بررسی کرده اند. نتایج نشان داده است که در بین الگوریتم های پایه، الگوریتم بهینه سازی مبتنی بر یادگیری آموزش و از میان الگوریتم های توسعه یافته، الگوریتم تفاضل تکاملی توسعه یافته ی چند عملگره بهترین عملکرد را نسبت به سایر الگوریتم ها ارائه داده اند در این تحقیق عملکرد الگوریتم چهل دزد و علی بابا بررسی نشده است.

خدادادی و همکاران [۳۶] در سال ۲۰۲۳، پژوهشی با عنوان "تحلیل مقایسه ای عملکرد هشت الگوریتم فراابتکاری برای طراحی بهینه سازه های خرابایی با قیود استاتیکی" ارائه کرده اند. در این پژوهش، عملکرد الگوریتم های بهینه سازی کرکس های آفریقایی، جهت جریان، حساسی، توزیع عادی تعمیر یافته، بهینه ساز رنگ تصادفی، بازی هرج و مرج، ساختار کریستال و الگوریتم تولید مواد مقایسه شده است. این الگوریتم ها برای بهینه سازی اندازه سه ساختار خرابای آلومینیومی استفاده شده اند که بهینه سازی با هدف کاهش وزن اعضای خرپا انجام شده است. نتایج شبیه سازی نشان داده است که الگوریتم بهینه سازی رنگ تصادفی از نظر دقت و نرخ هم گرایی بهتر از سایر الگوریتم ها عمل کرده است. در این پژوهش نیز عملکرد الگوریتم چهل دزد و علی بابا بررسی نشده است. در این پژوهش از الگوریتم چهل دزد و علی بابا استفاده نشده است.

گورگن و همکاران [37] در سال ۲۰۲۲، پژوهشی با عنوان "تحلیل جامع عملکرد تکنیک های بهینه سازی فراابتکاری برای طراحی مؤثر چرخه رانکین آلی"^۱ ارائه کرده اند. در این پژوهش بر روی بهینه سازی پارامترهای عملیاتی برای بهبود کارایی سیستم چرخه رانکین آلی تحقیق شده است. از آنجایی که تعیین مؤثرترین الگوریتم در میان ده ها الگوریتم موجود برای حل این مسئله، مانند بسیاری از مسائل بهینه سازی دنیای واقعی، کار دشواری است. همچنین، تعریف یک راه حل عملی و تعیین روشی که بتواند این راه حل را به سرعت و قاطعانه پیدا کند، یک چالش بزرگ می باشد. هدف از این تحقیق تعیین مؤثرترین روش های بهینه سازی فراابتکاری که بتوانند راه حل های بهینه و قابل اجرا برای حل مسئله طراحی چرخه رانکین آلی را به صورت پایدار و سریع بیابند، بوده است. از میان به روزترین و قدرتمندترین الگوریتم های جستجوی فراابتکاری، ۳۱ الگوریتم انتخاب شده و در مطالعات شبیه سازی مورد استفاده قرار گرفته اند. نتایج نشان داده است که الگوریتم های TLABC^۲، DE^۳ و PSO^۴ در یافتن یک راه حل عملی بسیار موفق بوده اند. علاوه بر این، الگوریتم TLABC توانسته است یک راه حل عملی را در زمان کوتاه تری نسبت به جایگزین های خود بیابد. در این پژوهش از الگوریتم چهل دزد و علی بابا استفاده نشده است.

پژوهشی با عنوان "تحلیل عملکرد شش الگوریتم فراابتکاری در تولید خودکار مجموعه آزمون برای بهینه سازی مبتنی بر پوشش مسیر" در سال ۲۰۲۰ توسط خاری و همکاران [۳۸] انجام شده است. آن ها بر روی عملکرد شش الگوریتم فراابتکاری به نام های: الگوریتم تپه نوردی، بهینه سازی ازدحام ذرات، الگوریتم کرم شب تاب، الگوریتم جستجوی فاخته، الگوریتم خفاش و الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی تمرکز کرده اند. این الگوریتم ها برای بهینه سازی پوشش مسیر و پوشش شاخه تولید شده توسط داده های آزمایشی، ارزیابی شده اند. هدف از این مطالعه، یافتن بهترین الگوریتم برای محدود کردن تحقیقات آینده در زمینه اتوماسیون آزمایشی برای رویکردهای بهینه سازی مبتنی بر پوشش مسیر بوده است. الگوریتم ها با استفاده از معیارهای میانگین زمان، بهترین زمان، بدترین زمان و معیارهای محصول مانند پوشش مسیر و مقادیر تابع هدف مجموعه های آزمایشی، مقایسه

¹ Organic Rankine Cycle

² Teaching-Learning-Based Artificial bee Colony

³ Differential Evolution

⁴ Particle Swarm Optimization

شده‌اند. نتایج نشان داده است که الگوریتم کلونی زنبور عسل بهترین عملکرد را داشته و سریع‌ترین الگوریتم بوده است، اما الگوریتم خفاش به‌عنوان کندترین الگوریتم شناخته شده است. در این پژوهش از الگوریتم چهل دزد و علی بابا استفاده نشده است.

۴- روش پژوهش

در این پژوهش برای مقایسه و ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های انتخابی، از مجموعه توابع تست استاندارد CEC2017 که دارای ۲۳ تابع می‌باشد؛ استفاده شده است. این توابع مجموعه‌ای از توابع تک‌وجهی، چندوجهی و توابع ترکیبی را شامل می‌شوند. توابع CEC2017 بسیار چالش‌برانگیز هستند و شامل ویژگی‌هایی مانند چندین بهینه محلی، سطح نویز، و پیچیدگی در سطح جهانی هستند. این مجموعه توابع شامل توابع تک‌وجهی $F1$ تا $F7$ می‌باشند که ابزاری مناسب برای نشان دادن قدرت الگوریتم در طول مرحله اکتشاف هستند. همچنین، توابع چندوجهی $F8$ تا $F13$ معیاری مؤثر برای به چالش کشیدن توانایی بهره‌برداری الگوریتم هستند. در نهایت از توابع ترکیبی $F14$ تا $F23$ نیز در ارزیابی الگوریتم‌های فراابتکاری می‌شود. برای ارزیابی عملکرد مقیاس‌پذیری الگوریتم‌های انتخابی، از توابع تست $F1$ تا $F23$ در ابعاد و تکرارهای مختلف استفاده شده است. ابعاد ۱۰، ۲۰ و ۳۰ برای توابع $F1$ تا $F13$ و در توابع ترکیبی از $F14$ تا $F23$ در نظر گرفته می‌شود. در این پژوهش، شبیه‌سازی با استفاده از نرم‌افزار متلب نسخه B2022 انجام شده و سیستم کامپیوتری استفاده‌شده لپ‌تاپ ایسوس نسل ۴ و ۷ هسته‌ای با رم ۸ گیگابایت بوده است. برای پیاده‌سازی هر الگوریتم لازم است پارامترهای اولیه ی آن الگوریتم مقداردهی شوند. مقادیر در نظر گرفته‌شده برای پارامترهای مهم هر الگوریتم در جدول (۱) نشان داده شده است. شرط خاتمه هر یک از الگوریتم‌ها، تعداد ۱۰۰ و ۱۰۰۰ بار اجرا در نظر گرفته‌شده است.

جدول ۱: مقادیر برخی از پارامترهای اولیه الگوریتم‌ها
Table 1: Values of some basic parameters of the algorithms

Algorithms	Parameters	Value
AFT	Marjaneh	Rand[0,1]
HOA	Hierarchy factor for β, γ	0.9, 0.5
	Sociability factor for β, γ	0.2, 0.1
	Imitation factor for γ, δ	0.3, 0.3
	Defense factor for β, γ, α	0.2, 0.1, 0.5
	Roam factor for γ, δ	0.05, 0.1
FA	ω	0.999
	Light Absorption Coefficient, Attraction Coefficient Base Valu, Mutation Coefficient, Mutation Coefficient Damping Ratio	1, 2, 0.2, 0.99
ALO	antlion by rolette wheel, best antlion so far	Rand[0,1], Rand[0,1]
WOA	Convergence_curve	zeros(1, Max_iter)
BA	Loudness, Pulse rate	0.9, 0.6
AVOA	L1, L2, w, P1, P2, P3	0.8, 0.2, 2.5, 0.6, 0.4, 0.6
HHO	β	1.5

در ارزیابی و مقایسه عملکرد الگوریتم‌های فراابتکاری، معیارهای مختلفی برای سنجش کارایی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این پژوهش از معیارهای زیر برای سنجش کارایی استفاده می‌شود:

۱- بهترین پاسخ^۱: این معیار نشان دهنده بهترین نتیجه ای است که الگوریتم در طول اجراهای متعدد به دست آورده است. بهترین پاسخ معمولاً کیفیت بالای راه حل ارائه شده توسط الگوریتم را نشان می دهد.

۲- انحراف معیار^۲: انحراف معیار میزان پراکندگی پاسخ های به دست آمده توسط الگوریتم را نسبت به میانگین پاسخ ها اندازه گیری می کند. انحراف معیار پایین نشان دهنده پایداری و دقت الگوریتم است. محاسبه آن با استفاده از روابط زیر است:

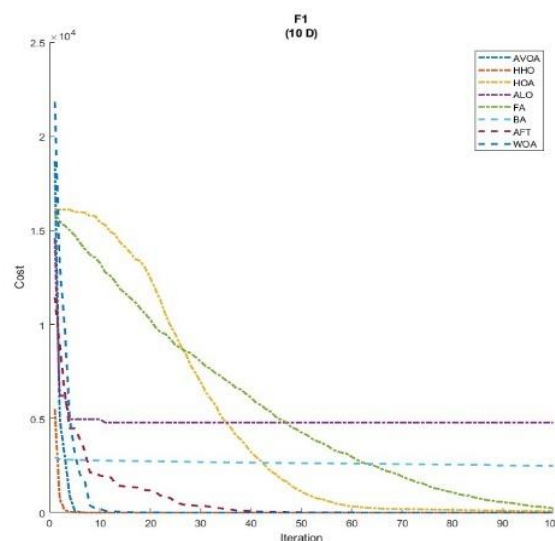
$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (24)$$

$$SD = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2} \quad (25)$$

بطوری که μ میانگین پاسخ های بدست آمده در N تکرار الگوریتم و x_i بهترین پاسخ بدست آمده در تکرار i ام است. ۳- زمان اجرا^۳: این معیار نشان دهنده مدت زمانی است که الگوریتم برای یافتن یک پاسخ صرف می کند و نشان دهنده سرعت الگوریتم در حل مسئله است.

۱-۴- نتایج پژوهش

در این پژوهش با توجه به پارامترهای اولیه در نظر گرفته شده برای هر الگوریتم در جدول (۱) و با استفاده از مجموعه توابع تست، الگوریتم های مورد نظر شبیه سازی شده اند. در شکل های (۱) تا (۲۳) منحنی همگرایی الگوریتم ها برای توابع $F1$ تا $F23$ در بعد ۱۰ و تکرار ۱۰۰ نشان داده شده است. همچنین، نتایج به دست آمده برای معیارهای بهترین پاسخ، انحراف معیار و زمان اجرا در جداول (۳)، (۴)، (۵) و (۶) آمده است.



شکل (۹): منحنی همگرایی الگوریتم ها برای تابع $F1$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰

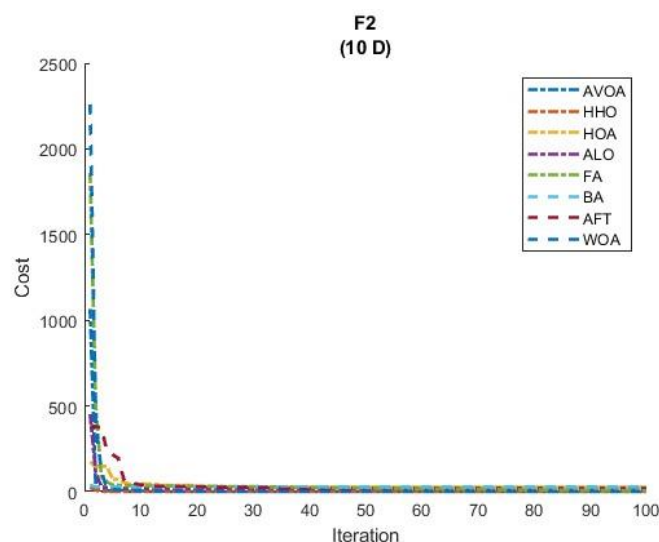
Figure (9): Convergence curve of algorithms in the function F1 and dimension 10

شکل (۹) نمودار همگرایی تابع $F1$ را نشان می دهد. شکل نشان می دهد که الگوریتم شاهین هریس سریعترین همگرایی را داشته است. علاوه بر این، الگوریتم های شیر مورچه و خفاش به جواب بهینه همگرا نشده اند و الگوریتم علی بابا و چهل دزد با سرعت مناسبی همگرا شده است.

¹ Best Solution

² Standard Deviation (SD)

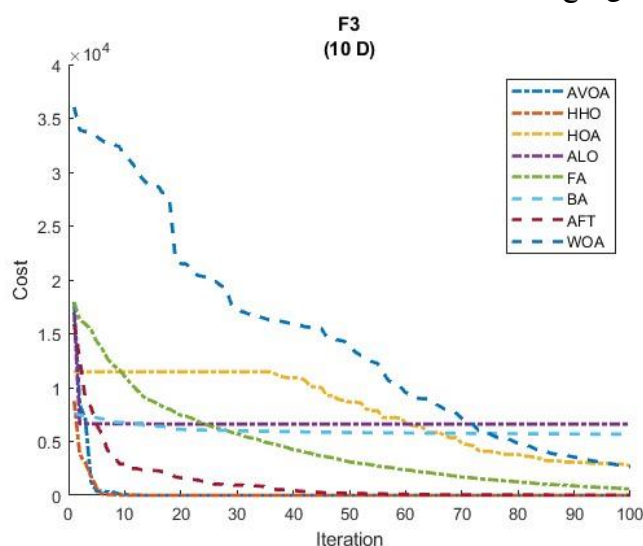
³ Runtime



شکل (۱۰): منحنی همگرایی الگوریتم ها برای حل تابع $F2$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰

Figure (10): Convergence curve of algorithms in the function $F2$ and dimension 10

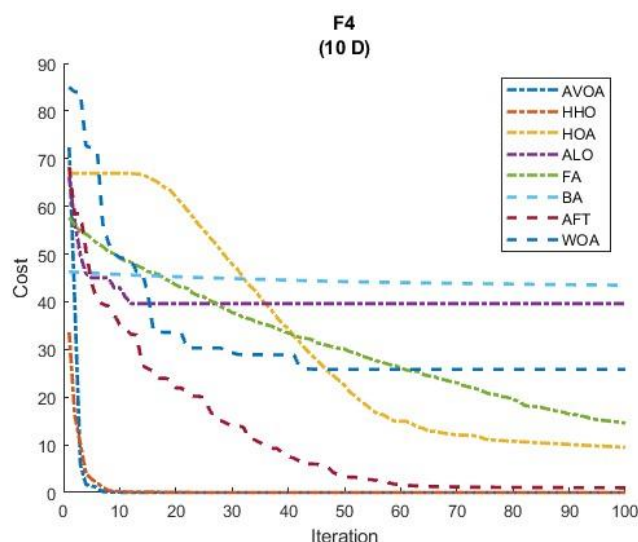
در نمودار همگرایی تابع $F2$ (شکل ۱۰)، مشاهده می شود که اکثر الگوریتم ها سرعت همگرایی مناسبی داشته اند که نشان دهنده قابلیت بالای این الگوریتم ها در این تابع است.



شکل (۱۱): منحنی همگرایی الگوریتم ها برای حل تابع $F3$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰

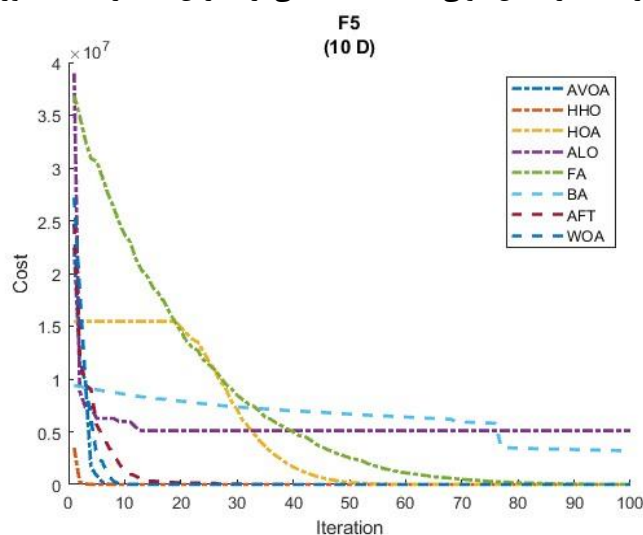
Figure (11): Convergence curve of algorithms in the function $F3$ and dimension 10

شکل (۱۱) نشان می دهد که الگوریتم های شاهین هریس و کرکس آفریقایی بیشترین سرعت همگرایی را داشته اند. در رتبه بعدی الگوریتم علی بابا و چهل دزد قرار دارد. بدترین عملکرد را الگوریتم شیر مورچه و نهنگ داشته اند.



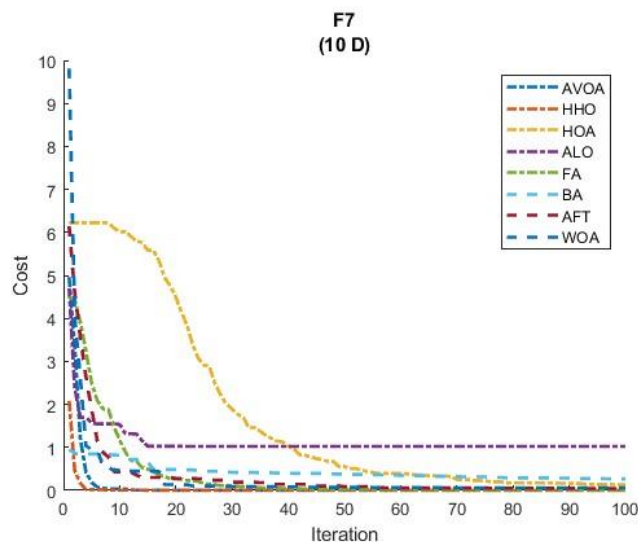
شکل (۱۲): منحنی همگرایی الگوریتم‌ها برای حل تابع $F4$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰
Figure (12): Convergence curve of algorithms in the function $F4$ and dimension 10

نمودار فوق نشان می‌دهد که همگرایی الگوریتم‌های کرکس آفریقایی و شاهین هریس از سایر الگوریتم‌ها سریع‌تر بوده است. در اینجا الگوریتم علی‌بابا و چهل دزد عملکرد قابل‌قبولی داشته است. یکی از بدترین عملکردها به الگوریتم نهنگ اختصاص می‌یابد.



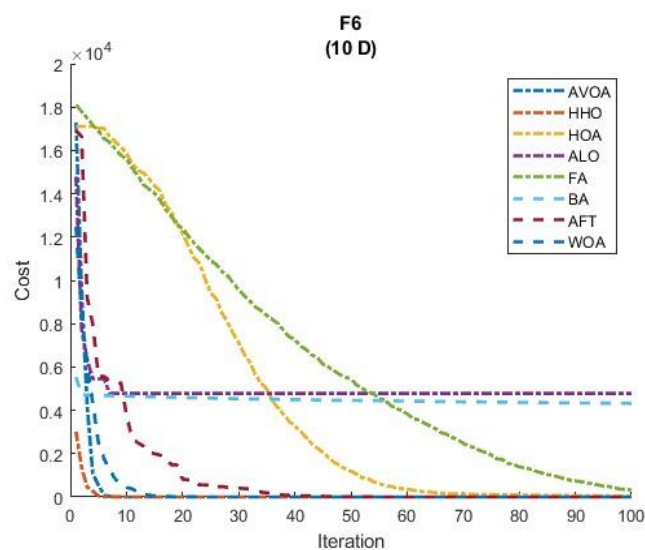
شکل (۱۳): منحنی همگرایی الگوریتم‌ها برای حل تابع $F5$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰
Figure (13): Convergence curve of algorithms in the function $F5$ and dimension 10

نمودار همگرایی تابع $F5$ نشان می‌دهد که الگوریتم‌های خفاش و شیر مورچه به همگرایی نرسیده‌اند، درحالی‌که کرکس آفریقایی و شاهین هریس بهترین عملکرد را داشته‌اند. در این نمودار عملکرد همگرایی الگوریتم علی‌بابا و چهل دزد در رتبه چهارم قرار می‌گیرد.



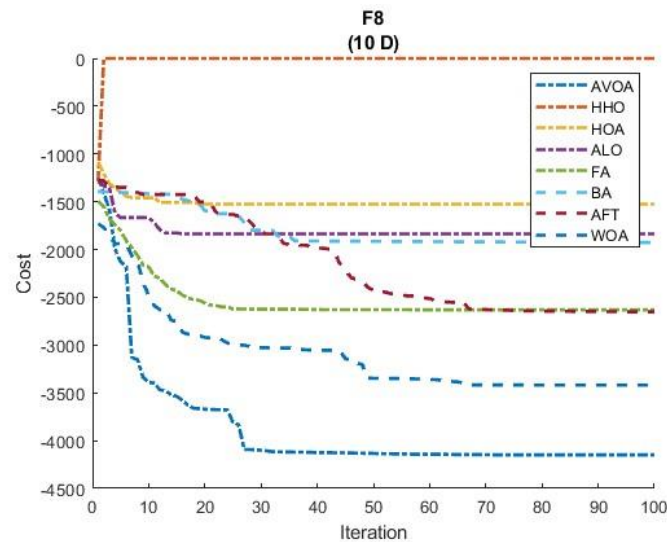
شکل (۱۴): منحنی همگرایی الگوریتم ها برای حل تابع $F6$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰
Figure (14): Convergence curve of algorithms in the function F6 and dimension 10

شکل (۱۴) نشان می دهد که اگر چه الگوریتم های گله اسب و کرم شب تاب در ابتدا سرعت همگرایی بالایی نداشته اند ولی در نهایت به جواب بهینه همگرا شده اند. این شکل نشان می دهد که الگوریتم علی بابا و چهل دزد از سه الگوریتم برتر دیگر عملکرد ضعیفتری داشته است.



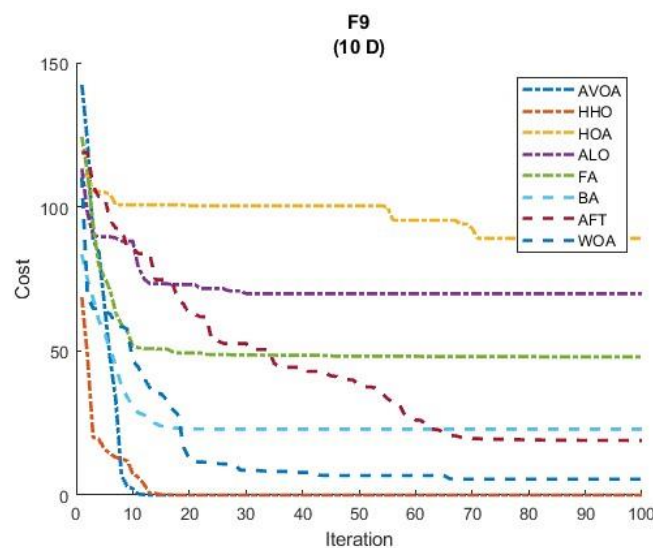
شکل (۱۵): منحنی همگرایی الگوریتم ها برای حل تابع $F7$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰
Figure (15): Convergence curve of algorithms in the function F7 and dimension 10

شکل (۱۵) نشان می دهد که بجز الگوریتم شیر مورچه سایر الگوریتم ها به پاسخ بهینه همگرا شده و یا در تکرار های بیشتر در نهایت همگرا خواهند شد. در این نمودار مشخص است که سرعت همگرایی الگوریتم های شاهین هریس، کرکس آفریقایی و نهنگ از الگوریتم علی بابا و چهل دزد بیشتر بوده است.



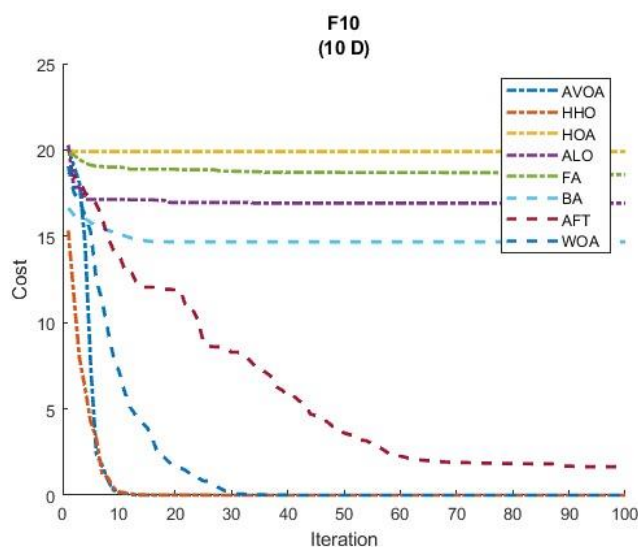
شکل (۱۶): منحنی همگرایی الگوریتم‌ها برای حل تابع $F8$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰
Figure (16): Convergence curve of algorithms in the function $F8$ and dimension 10

در نمودار شکل (۱۶) مشخص است که بجز الگوریتم شاهین هریس، هیچکدام از الگوریتم‌ها به پاسخ بهینه همگرا نشده‌اند. الگوریتم‌های کرکس آفریقایی نسبت به سایر الگوریتم‌ها بدترین عملکرد را داشته‌است.



شکل (۱۷): منحنی همگرایی الگوریتم‌ها برای حل تابع $F9$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰
Figure (17): Convergence curve of algorithms in the function $F9$ and dimension 10

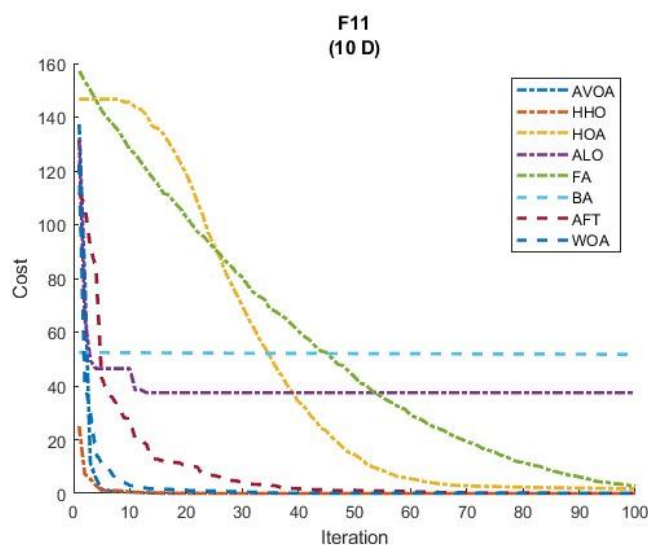
همگرایی الگوریتم‌های کرکس آفریقایی و شاهین هریس برای حل تابع $F9$ در شکل (۱۷) کاملاً مشهود است. در اینجا الگوریتم علی بابا و چهل دزد عملکرد مناسبی نداشته و الگوریتم گله اسب بدترین عملکرد را داشته‌است.



شکل (۱۸): منحنی همگرایی الگوریتم‌ها برای حل تابع $F10$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰

Figure (18): Convergence curve of algorithms in the function $F10$ and dimension 10

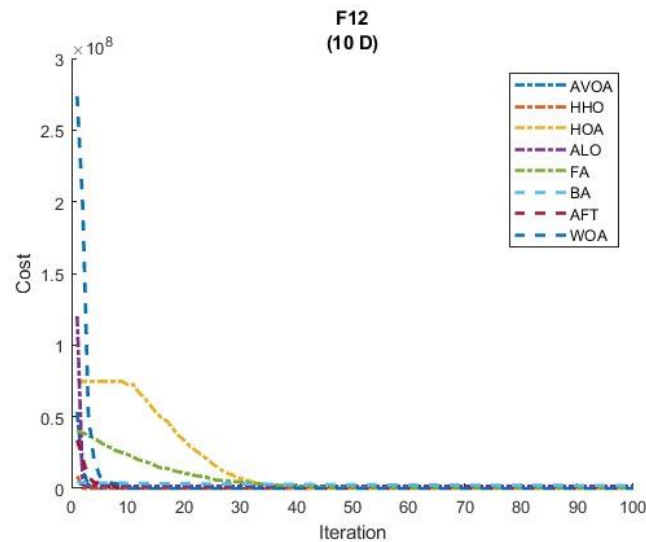
در نمودار همگرایی مربوط به تابع $F10$ در شکل (۱۸) مشاهده می‌شود که، الگوریتم علی بابا و چهل دزد در ابتدا سرعت همگرایی مناسبی داشته است ولی در نهایت نتوانسته است به پاسخ بهینه همگرا شود. الگوریتم های خفاش، شیرمورچه، کرم شب تاب و گله است هم نتوانسته اند همگرا شوند.



شکل (۱۹): منحنی همگرایی الگوریتم‌ها برای حل تابع $F11$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰

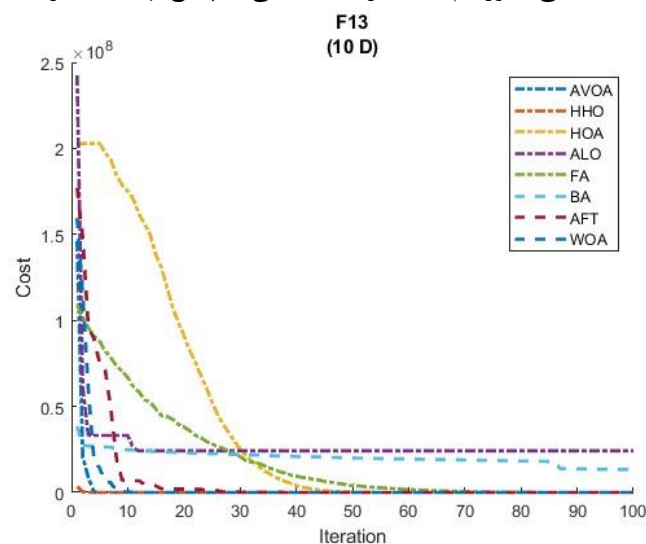
Figure (19): Convergence curve of algorithms in the function $F11$ and dimension 10

نمودار همگرایی برای تابع $F11$ ، شکل (۱۹)، نشان می‌دهد که به ترتیب الگوریتم های شاهین هریس، کرکس آفریقایی و نهنگ عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها داشته اند. همچنین، الگوریتم‌های خفاش و شیر مورچه بدترین عملکرد را داشته اند.



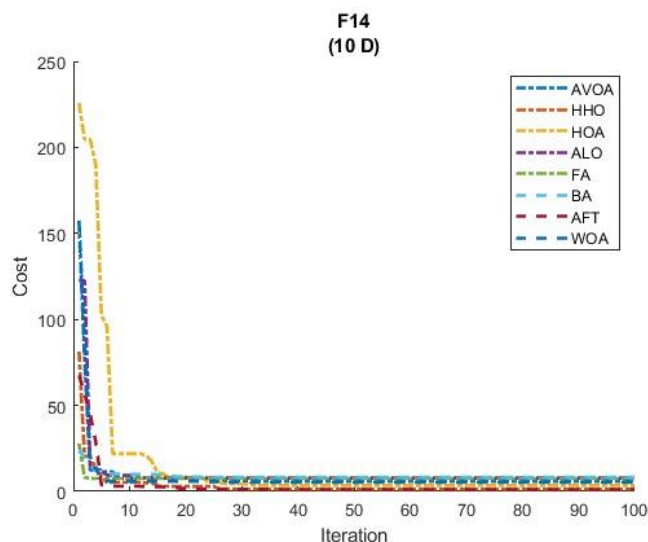
شکل (۲۰): منحنی همگرایی الگوریتم‌ها برای حل تابع $F12$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰
Figure (20): Convergence curve of algorithms in the function $F12$ and dimension 10

در شکل (۲۰) مشاهده می‌شود که تمامی الگوریتم‌ها با سرعت مناسبی به پاسخ بهینه همگرا شده‌اند.



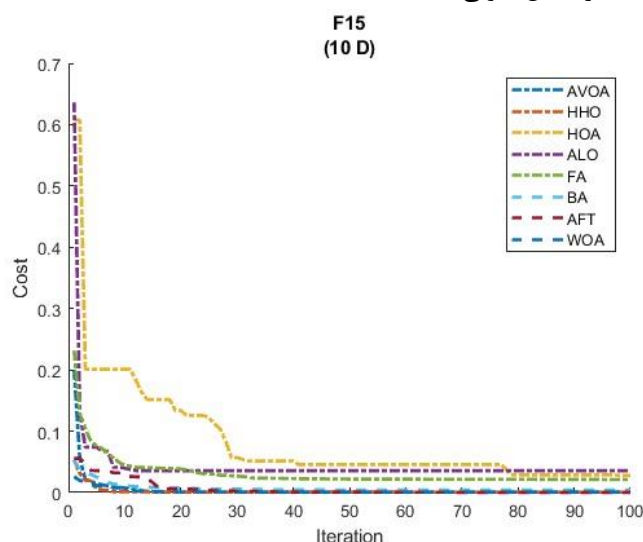
شکل (۲۱): منحنی همگرایی الگوریتم‌ها برای حل تابع $F13$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰
Figure (21): Convergence curve of algorithms in the function $F13$ and dimension 10

نمودار همگرایی تابع $F13$ نشان می‌دهد که به جز الگوریتم‌های خفاش و شیر مورچه سایر الگوریتم‌ها به پاسخ بهینه همگرا شده‌اند. الگوریتم علی‌بابا و چهل دزد نسبت به الگوریتم‌های شاهین هریس، کرکس آفریقایی و نهنگ دیرتر همگرا شده است.



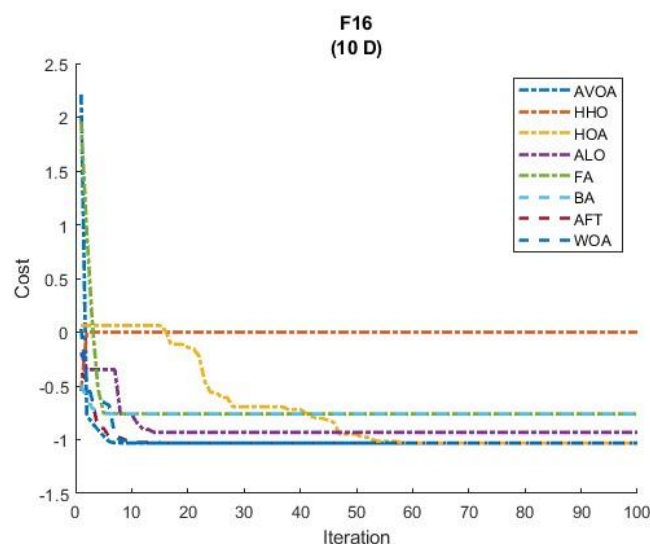
شکل (۲۲): منحنی همگرایی الگوریتم ها برای حل تابع $F14$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰
Figure (22): Convergence curve of algorithms in the function $F14$ and dimension 10

در شکل (۲۲) مشخص است که الگوریتم علی بابا و چهل دزد زودتر از سایر الگوریتم ها همگرا شده و عملکرد بهتری داشته است ولی سایر الگوریتم ها نیز عملکرد قابل قبولی داشته اند.



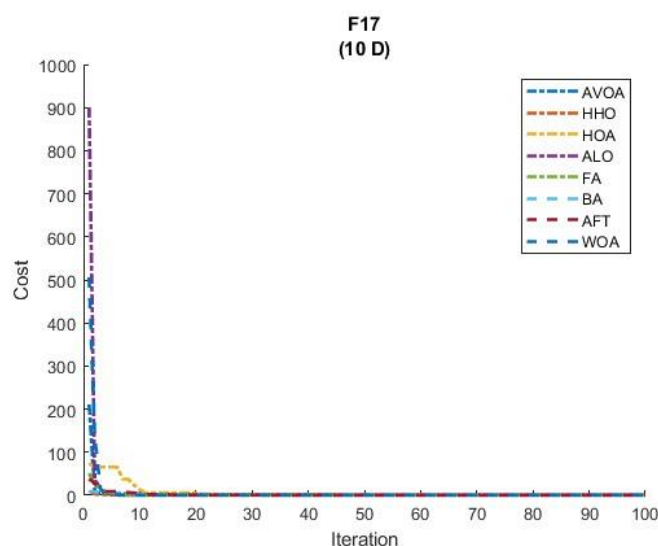
شکل (۲۳): منحنی همگرایی الگوریتم ها برای حل تابع $F15$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰
Figure (23): Convergence curve of algorithms in the function $F15$ and dimension 10

نمودار همگرایی مربوط به حل تابع $F15$ نشان می دهد که سرعت همگرایی الگوریتم های علی بابا و چهل دزد، شاهین هریس، کرکس آفریقایی و نهنگ تقریباً مشابه بوده است؛ اما سایر الگوریتم ها نتوانسته اند به جواب بهینه همگرا شوند.



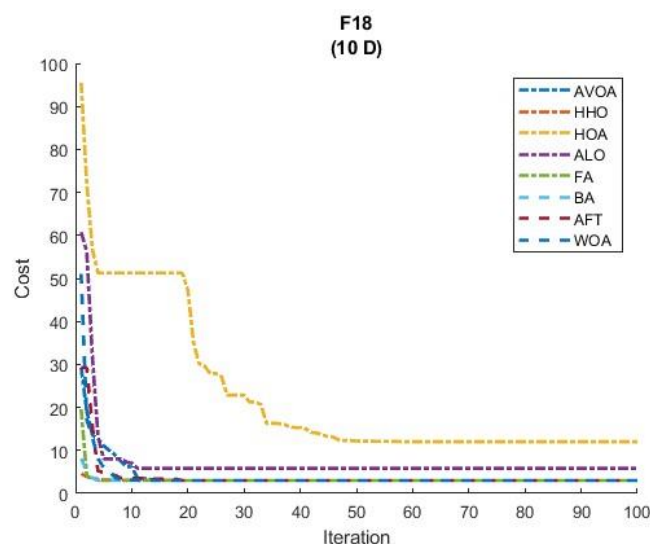
شکل (۲۴): منحنی همگرایی الگوریتم‌ها برای حل تابع $F16$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰
Figure (24): Convergence curve of algorithms in the function $F16$ and dimension 10

برای حل تابع $F16$ به‌جز الگوریتم شاهین هریس هیچ‌کدام از الگوریتم‌های بررسی شده نتوانسته‌اند به پاسخ بهینه همگرا شوند که در شکل (۲۴) مشخص است.



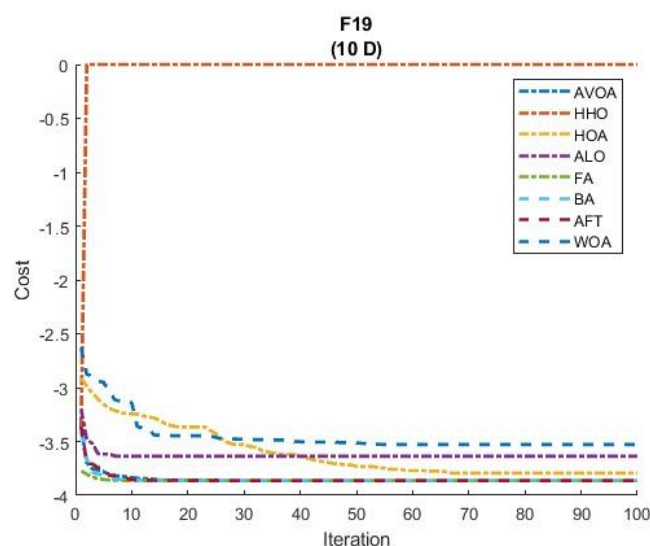
شکل (۲۵): منحنی همگرایی الگوریتم‌ها برای حل تابع $F17$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰
Figure (25): Convergence curve of algorithms in the function $F17$ and dimension 10

در شکل مربوط به همگرایی تابع $F17$ ، بیشتر الگوریتم‌ها عملکرد مشابهی در همگرایی داشته‌اند، اما الگوریتم چهل دزد و علی‌بابا به سطح بهتری از همگرایی رسیده است.



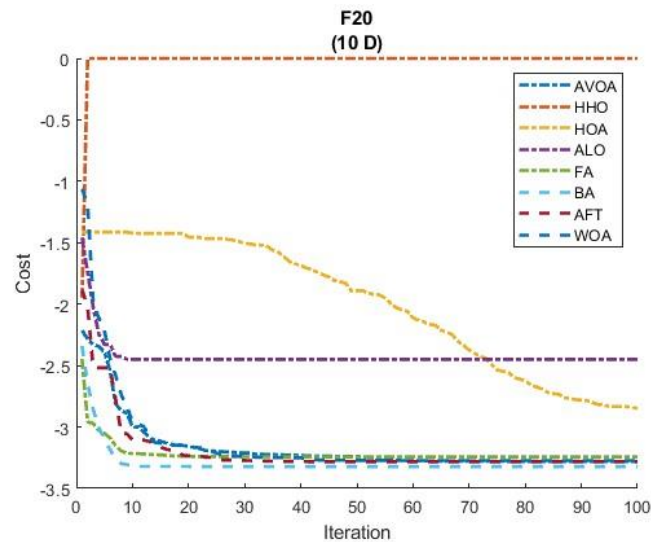
شکل (۲۶): منحنی همگرایی الگوریتم‌ها برای حل تابع $F18$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰
Figure (26): Convergence curve of algorithms in the function $F18$ and dimension 10

شکل (۲۶) نشان می‌دهد که در ابتدا سرعت همگرایی اکثر الگوریتم‌ها مناسب بوده است ولی در نهایت هیچکدام به جواب بهینه همگرا نشده‌اند.



شکل (۲۷): منحنی همگرایی الگوریتم‌ها برای حل تابع $F19$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰
Figure (27): Convergence curve of algorithms in the function $F19$ and dimension 10

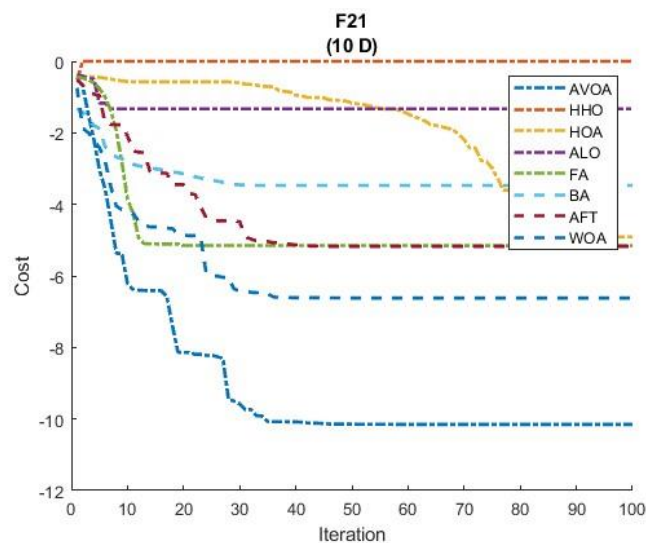
در یافتن پاسخ بهینه مربوط به تابع $F19$ الگوریتم شاهین هریس بهترین عملکرد را داشته است. الگوریتم علی‌بابا و چهل دزد و سایر الگوریتم‌ها نتوانسته‌اند به پاسخ بهینه دست یابند.



شکل (۲۸): منحنی همگرایی الگوریتم ها برای حل تابع $F20$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰

Figure (28): Convergence curve of algorithms in the function $F20$ and dimension 10

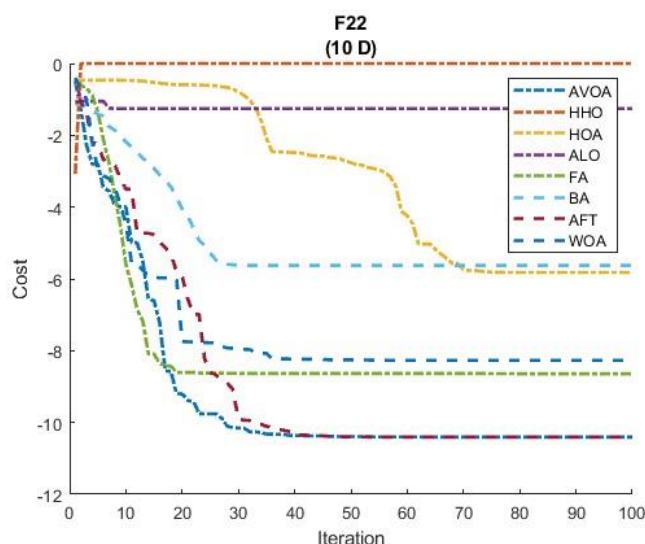
نمودار همگرایی مربوط به تابع $F20$ در شکل (۲۸) نشان می دهد که الگوریتم شاهین هریس با سرعت مناسبی به پاسخ بهینه رسیده است ولی تمامی الگوریتم های دیگر نتوانسته اند به پاسخ بهینه همگرا شوند.



شکل (۲۹): منحنی همگرایی الگوریتم ها برای حل تابع $F21$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰

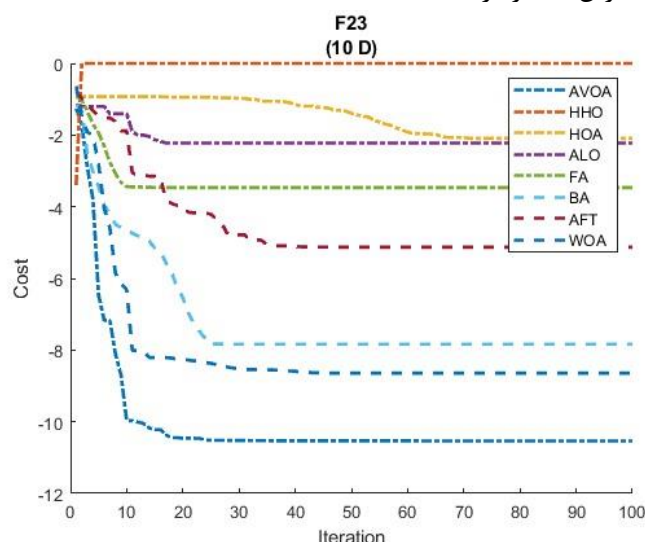
Figure (29): Convergence curve of algorithms in the function $F21$ and dimension 10

در حل تابع $F21$ ، به جز الگوریتم شاهین هریس سایر الگوریتم ها نتوانسته اند به پاسخ بهینه همگرا شوند. بدترین عملکرد را الگوریتم های نهنگ و کرکس آفریقای داشته اند. الگوریتم علی بابا و چهل دزد نیز عملکرد مناسبی نداشته است.



شکل (۳۰): منحنی همگرایی الگوریتم‌ها برای حل تابع $F22$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰
Figure (30): Convergence curve of algorithms in the function $F22$ and dimension 10

شکل (۳۰) نشان می‌دهد که فقط الگوریتم شاهین هریس به پاسخ بهینه همگرا شده است. الگوریتم علی بابا و چهل دزد یکی از الگوریتم‌هایی بوده است که بدترین عملکرد را داشته است.



شکل (۳۱): منحنی همگرایی الگوریتم‌ها برای حل تابع $F23$ در بعد ۱۰ و با تعداد تکرار ۱۰۰
Figure (31): Convergence curve of algorithms in the function $F23$ and dimension 10

در این نمودار همگرایی مربوط به تابع $F23$ ، شکل (۳۱)، نتایج متفاوتی مشاهده می‌شود. عملکرد بسیار کارآمد الگوریتم شاهین هریس در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها با منحنی همگرایی آن به وضوح نشان داده شده است. در اینجا بدترین عملکرد به الگوریتم کرکس آفریقایی و پس از آن به الگوریتم نهنگ تعلق دارد.

نمودارهای همگرایی توابع نشان می‌دهند که در توابع تک‌وجهی $F1$ تا $F7$ معمولاً الگوریتم‌های کرکس آفریقایی و شاهین هریس بهترین و الگوریتم‌های شیر مورچه و خفاش بدترین عملکرد را داشته‌اند. در این توابع سرعت همگرایی الگوریتم علی بابا و چهل دزد رتبه سوم یا چهارم را دارد. همچنین، در توابع چندوجهی $F8$ تا $F13$ نیز عملکرد الگوریتم‌هایی کرکس آفریقایی و شاهین هریس بهترین بوده است. در اینجا، در نیمی از موارد سایر الگوریتم‌ها همگرا نشده‌اند. عملکرد الگوریتم علی بابا و چهل دزد نیز مناسب نبوده است. بررسی نمودارهای همگرایی توابع ترکیبی $F14$ تا $F23$ نشان می‌دهد که در اکثر موارد عملکرد همگرایی الگوریتم شاهین هریس از سایر الگوریتم‌های بررسی شده بهتر بوده است. با مقایسه نتایج این توابع با توابع تک‌وجهی و چندوجهی

۳۱ بررسی عملکرد الگوریتم علی بابا و چهل دزد با برخی الگوریتم های فراابتکاری/ فاطمه دلبری- علی اکبر نقابی- جلال ایزی

می‌توان نتیجه گرفت که الگوریتم کرکس آفریقایی برای توابع ترکیبی مناسب نبوده و عملکرد قابل قبولی نداشته است. الگوریتم علی بابا و چهل دزد فقط در ۳۳ درصد از توابع همگرا شده است و این نشان از عملکرد ضعیف این الگوریتم در حل توابع ترکیبی دارد. عملکرد ضعیف الگوریتم چهل دزد و علی بابا نسبت به الگوریتم های کرکس آفریقایی و شاهین هریس ممکن است به این دلیل باشد که الگوریتم چهل دزد و علی بابا در تعادل بین جستجو^۱ و بهره برداری^۲ به اندازه کافی قوی نباشد، و این می‌تواند منجر به گیر افتادن در بهینه های محلی یا کندی در همگرایی شود.

مهم ترین پارامترهای اولیه الگوریتم های بررسی شده در جدول (۱) آمده است. تمامی الگوریتم ها در تکرارهای ۱۰۰ و ۱۰۰۰ و با ابعاد ۱۰، ۲۰ و ۳۰ برای توابع F1 تا F23 شبیه سازی شده اند. نتایج شبیه سازی برای معیارهای بهترین پاسخ، انحراف معیار و زمان اجرای الگوریتم ها در جداول (۳)، (۴)، (۵) و (۶) به صورت جداگانه ثبت و تجزیه و تحلیل شده اند.

جدول ۲: عملکرد الگوریتم ها در تکرار ۱۰۰ با بُعد ۱۰ (توابع تک وجهی، چند وجهی)

Table 2: The performance of algorithms in repetition 100 and dimension 10 (monohedral, polyhedral functions)

	AFT		HOA		FA		ALO		WOA		BA		HHO		AVOA	
F	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD
F1	0.03192 ₉	0.03637 ₅	80.453	13.273	229.56	96.895	4789.6	251.93	1.1775e-24	1.238e-23	2479.9	1128.7	5.6455e-09	2.0839e-09	1.4829e-59	2.5685e-59
F2	0.19325	0.15544	25.104	12.957	4.5511	0.028656	19.473	0.27881	9.8199e-15	9.2454e-15	27.175	20.045	8.2395e-09	2.5417e-09	2.2326e-27	3.8661e-27
F3	28.285	17.464	2739.9	418.4	594.38	198.07	6608.9	858.24	2650.7	1442.8	5666.9	4240.8	9.3484e-09	7.363e-10	2.2682e-40	3.9286e-40
F4	1.005	0.73945	9.488	3.9449	14.502	2.8528	38.542	19.057	25.813	10.692	43.461	6.7465	6.0988e-09	2.526e-09	4.9674e-31	8.5713e-31
F5	394.2	614.89	3076.6	6304	15291	1366.2	2.6288e+06	2.9091e+06	8.1942	0.079619	3.0219e+06	3.9429e+06	0.1791	0.29123	0.00037869	0.00035869
F6	0.00803 ₀₄	0.00429 ₅₉	40.344	65.762	326.16	33.359	4864.6	936.96	0.1166	0.10068	4318.8	469.54	0.0011106	0.00040779	1.5103e-05	1.6269e-05
F7	0.0434	0.01590 ₆	0.13339	0.06619 ₈	0.00854 ₄₇	0.010467	1.0243	0.73293	0.0592	0.0024252	0.26948	0.22908	0.00033848	0.00018062	0.00022965	0.00012599
F8	-2651.2	125.71	-1524.3	148.07	-2631.5	155.9	-1821.8	130.7	-3595	111.19	-1926.4	185.05	-1286.1	190.61	-4150	68.663
F9	18.949	4.5183	89.062	9.7035	47.932	27.432	69.885	17.515	5.5219	11.865	22.89	12.765	1.9933e-09	1.7743e-09	0	0
F10	1.6383	0.60694	19.908	0.20211	17.931	0.55658	16.58	0.80678	3.1162e-12	2.6177e-12	14.678	2.3728	6.3188e-09	1.2243e-09	4.4409e-16	0
F11	0.1321	0.33442	1.7256	0.01760 ₇	2.6658	0.833	34.222	5.8456	0.027448	0.0079645	51.751	17.901	4.6281e-09	3.2977e-09	0	0
F12	0.97925	0.70265	4.3278	0.2914	12.543	3.9091	4.669e+06	1.5892e+06	0.066894	0.024609	1.5448e+07	1.9904e+07	0.00056407	0.00087688	0.0067426	0.011676
F13	1.5088	2.4141	7.9603	3.5063	18.557	9.8394	1.3186e+07	1.569e+07	0.16521	0.090832	9.5054e+06	8.3157e+06	0.001435	0.0011482	1.4513e-06	1.1257e-06
Time	0.3213		0.2134		1.6086		0.5652		0.03876		0.05217		0.17824		0.038782	

عملکرد الگوریتم علی بابا و چهل دزد در مقایسه با سایر الگوریتم ها با استفاده از توابع استاندارد F1 تا F13 و با بُعد ۱۰ و تکرار ۱۰۰ مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج این ارزیابی در جدول (۲) ارائه شده است که نشان می‌دهد الگوریتم کرکس آفریقایی در تمام توابع تک وجهی و در اکثر توابع چند وجهی توانسته بهترین پاسخ و کمترین انحراف معیار را ارائه دهد. در رتبه های بعدی معمولاً الگوریتم های شاهین هریس و یا نهنگ قرار می گیرند. الگوریتم علی بابا و چهل دزد در اکثر موارد پس از الگوریتم های کرکس آفریقایی، شاهین هریس و نهنگ توانسته بهترین پاسخ را بدست آورد. ارزیابی ها نشان می دهد که برای یافتن بهترین پاسخ، عملکرد الگوریتم علی بابا و چهل دزد از عملکرد سه الگوریتم دیگر بدتر بوده و از سایر الگوریتم های مورد بررسی بهتر بوده است. عملکرد ضعیف تر الگوریتم چهل دزد و علی بابا در توابع تک وجهی و چندوجهی نسبت به کرکس آفریقایی،

¹ Exploration

² Exploitation

شاهین هریس و نهنگ احتمالا به دلیل بهره‌برداری ضعیف‌تر در فاز نهایی جستجو، حساسیت به تنظیمات اولیه، و عدم تنوع کافی در جمعیت است. در مقابل، این الگوریتم‌ها به دلیل طراحی پیچیده‌تر و تطبیق‌پذیری بالاتر، عملکرد بهتری در این نوع توابع دارند. بدترین عملکرد از این جهت به الگوریتم های شیرمورچه و خفاش اختصاص دارد. کمترین زمان اجرا را به ترتیب الگوریتم های نهنگ، کرکس آفریقایی و خفاش دارا می باشند. از این جهت الگوریتم علی بابا و چهل دزد رتبه ششم را در بین هشت الگوریتم بررسی شده دارد که عملکرد مناسبی نمی باشد. با توجه به موارد بیان شده می توان نتیجه گرفت که عملکرد الگوریتم علی بابا و چهل دزد از نظر بهترین پاسخ پیدا شده و نیز زمان اجرا در میان الگوریتم های بررسی شده مناسب نمی باشد. بهترین عملکرد را الگوریتم کرکس آفریقایی دارد.

جدول ۳: عملکرد الگوریتم ها در تکرار ۱۰۰۰ با بُعد ۱۰ (توابع تک وجهی، چند وجهی)

Table 3: The performance of algorithms in repetition 1000 and dimension 10 (monohedral, polyhedral functions)

	AFT		HOA		FA		ALO		WOA		BA		HHO		AVOA	
F	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD
F1	2.5183e-41	3.3646e-41	2.0212e-30	2.4332e-30	0.78624	0.10796	5122.2	1470.4	1.0846e-268	0	2514	974.78	2.6016e-09	2.1225e-09	0	0
F2	1.7557e-18	2.4739e-18	27.621	8.0375	0.21926	0.04541	18.236	3.9354	6.5763e-146	5.8723e-146	26.927	29.568	4.3977e-09	4.1608e-09	1.7139e-320	0
F3	3.6008e-18	2.54e-19	466.18	36.321	0.60065	0.054665	5213.5	827.97	0.0010724	0.0011161	5474.6	1080.1	4.1902e-09	3.6102e-09	0	0
F4	6.4627e-08	9.1376e-08	6.0606e-12	8.5709e-12	0.46213	0.0054992	41.994	5.4758	1.7471	2.4468	25.481	14.802	5.3274e-09	2.0319e-09	4.9407e-324	0
F5	2.0011	2.8079	8.9772	4.8091	248.29	329.79	1.3541e+06	1.5457e+06	6.0964	0.095928	3.2327e+05	1.3691e+05	0.00082669	0.001078	3.0822e-06	3.7719e-06
F6	0	0	2.2533	0.0027788	0.77823	0.023009	3584.1	531.72	5.9489e-05	9.4825e-06	7584	485.86	3.7306e-06	2.937e-06	2.2746e-14	3.2449e-14
F7	0.0055242	0.00071677	0.057691	0.062594	5.19e-05	1.2255e-05	0.56532	0.20238	0.0028697	0.0039801	0.045428	0.033509	8.1232e-05	8.5386e-05	8.8398e-05	5.6793e-05
F8	-3341	307.07	-2105.4	780.98	-2577.8	377.89	-1997.3	265.53	-3655.6	230.45	-1911.4	461.85	-1521.2	257.77	-4051.6	239.34
F9	12.934	5.6283	62.416	7.1029	56.129	4.2733	56.742	7.1583	0	0	29.353	9.1459	6.0462e-09	5.236e-09	0	0
F10	7.5895e-15	0	19.661	0.10977	19.193	0.0011088	15.561	0.55043	5.7732e-15	2.5121e-15	13.544	0.81076	4.7512e-09	1.6493e-09	4.4409e-16	0
F11	0.072563	0.053861	1.7573	0.37887	0.52306	0.065161	33.239	1.0068	0	0	38.403	20.706	5.3939e-09	3.1928e-09	0	0
F12	4.7116e-32	0	4.7647	3.9736	15.556	2.241	6.7055e+05	3.0648e+05	0.00028729	0.00020188	1.1809e+06	5.908e+05	4.5542e-06	4.7694e-06	1.0342e-14	7.6651e-15
F13	1.3498e-32	0	8.5953	6.1354	0.045814	0.0011874	7.8154e+06	6.6755e+06	0.00037404	0.00035949	4.1392e+05	5.4784e+05	4.153e-05	6.0309e-05	1.7475e-12	7.4407e-13
Time	0.8793		1.7007		25.3328		14.3370		0.3666		0.4913		0.9823		0.5213	

جدول (۳) عملکرد الگوریتم چهل دزد و علی‌بابا با سایر الگوریتم‌ها با استفاده از توابع $F1$ تا $F13$ و با بُعد ۱۰ و تکرار ۱۰۰۰ در سه معیار بهترین پاسخ، انحراف معیار و میانگین زمان اجرا نشان می دهد. در حل توابع تک وجهی، بهترین عملکرد الگوریتم چهل دزد و علی‌بابا در معیار بهترین پاسخ مربوط به تابع F6 بوده و پس از آن تابع F3 است. همچنین، بجز تابع F6 در سایر توابع الگوریتم کرکس آفریقایی نسبت به الگوریتم چهل دزد و علی‌بابا مقدار بهینه تری را بدست آورده و الگوریتم شاهین هریس نیز در غالب موارد برتر بوده است. در مقایسه بین الگوریتم های نهنگ و شاهین هریس می توان گفت که این دو نسبت به هم برتری معنا داری ندارند. بدترین نتایج در اکثر موارد مربوط به الگوریتم شیرمورچه و خفاش می باشد. در اینجا مشخص است که نسبت به نتایج موجود در جدول (۲)، الگوریتم چهل دزد و علی‌بابا در یافتن بهترین پاسخ، موفق تر عمل کرده و جواب های مورد قبول تری را بدست آورده است. بهترین عملکرد الگوریتم چهل دزد و علی‌بابا برای یافتن بهترین پاسخ در حل توابع چند وجهی متعلق به حل توابع F12 و F13 است بطوری که از تمام الگوریتم ها عملکرد بهتری داشته است. همچنین، بدترین عملکرد را در حل تابع F8 داشته است. برتری الگوریتم کرکس آفریقایی و شاهین هریس در برابر الگوریتم چهل دزد و علی‌بابا و در حل

توابع چند وجهی نسبت به توابع تک وجهی کمتر بوده است و این نشان می دهد که الگوریتم چهل دزد و علی بابا عملکرد بهتری در حل مسائل با پیچیدگی بیشتر داشته است. مقدار انحراف معیار برای الگوریتم چهل دزد و علی بابا و کرکس آفریقایی نسبتاً پایین است، که نشان دهنده پایداری و یکنواختی در عملکرد این دو الگوریتم می باشد.

جدول ۴: عملکرد الگوریتم ها در تکرار ۱۰۰ با بُعد ۲۰ (توابع تک وجهی، چند وجهی)

Table 4: The performance of algorithms in repetition 100 and dimension 20 (monohedral, polyhedral functions)

	AFT		HOA		FA		ALO		WOA		BA		HHO		AVOA	
F	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD
F1	33.728	3.7598	679.01	410.47	9756.6	92.216	14203	7533.1	2.0828e-22	2.5647e-22	11989	262.02	7.4899e-09	1.9604e-09	4.883e-64	8.4575e-64
F2	5.238	3.3489	23969	31895	83.672	9.86	3096.6	4065.2	3.0696e-13	1.9675e-13	58.369	5.7998	6.4646e-09	3.2454e-09	3.7791e-25	6.5451e-25
F3	1859.1	1187	2576.4	1132.43	10469	3029.9	26083	16789	20129	2193	37165	28031	3.7498e-09	4.8856e-09	5.0685e-39	8.7789e-39
F4	19.59	8.8068	13.012	4.6837	37.578	7.5379	52.381	11.407	69.422	27.487	46.627	9.4885	4.3158e-09	2.8769e-09	2.9243e-28	5.0649e-28
F5	956.16	705.32	40643	7799.6	1.1023e+06	4.9402e+05	2.2326e+07	7.1048e+06	18.563	0.059716	4.3394e+06	3.5076e+05	0.22775	0.32083	5.8137	10.065
F6	16.639	17.746	1001.1	221.96	6840.1	600.84	17574	878.68	0.36012	0.15211	10637	847.09	0.001483	0.00095222	0.083781	0.072762
F7	0.079684	0.03303	0.14578	0.076517	0.086523	0.0041014	9.3582	0.54317	0.012994	0.0036901	0.54378	0.048349	0.0019551	0.001386	9.5307e-05	3.2385e-05
F8	-4825.9	186	-2436.2	141.68	-5294.2	655.38	-3208.9	1887.15	-7187.9	140.76	-3186.3	1280	-2450.2	123.91	-7161.1	103.1
F9	73.044	32.189	209.78	13.33	109.74	16.477	194.13	2.9513	0.63533	0.8985	46.288	0.71017	4.8437e-09	1.5191e-09	0	0
F10	4.2498	0.78657	20.103	0.48313	19.872	0.27959	18.468	0.18611	2.6916e-11	3.5401e-11	14.926	0.84732	5.7634e-09	1.5793e-09	4.4409e-16	0
F11	1.5086	0.13427	8.3745	1.3215	62.806	14.707	139.28	48.476	7.2164e-16	8.6355e-16	120.31	1.3399	2.7613e-09	2.3536e-09	0	0
F12	10.626	1.9472	8.8708	3.676	1.7372e+05	1.4034e+05	1.7672e+07	4.0065e+06	0.086189	0.021086	1.255e+07	1.2116e+07	0.00035651	0.00037825	6.1871e-05	7.1163e-05
F13	39.004	11.323	179.39	221.49	1.6765e+06	1.935e+06	1.2803e+08	5.3276e+07	0.36163	0.029869	7.942e+06	13098	0.0019454	0.0050688	0.0090698	0.015705
Time	1.1538		0.2153		1.7693		1.2307		0.0764		0.0622		1.2391		0.0871	

نتایج موجود در جدول (۴) نشان می دهد که در حل توابع تک وجهی، الگوریتم کرکس آفریقایی در توابع F1 تا F4 و F7، الگوریتم شاهین هریس در توابع F5 و F6 بهترین پاسخ ها را بدست آورده اند. در اینجا نیز الگوریتم چهل دزد و علی بابا عملکرد قابل قبولی نداشته و در اکثر موارد برای یافتن پاسخ بهینه در رتبه چهارم قرار می گیرد. همچنین، بدترین پاسخ های بهینه در اکثر توابع توسط الگوریتم های شیرمورچه و خفاش بدست آمده است. در حل توابع چند وجهی، الگوریتم های کرکس آفریقایی، شاهین هریس و نهنگ به ترتیب بهترین پاسخ ها را در اکثر توابع بدست آورده اند. الگوریتم علی بابا و چهل دزد در رتبه بعدی قرار می گیرد. همانطور که از نتایج مشخص است عملکرد الگوریتم علی بابا و چهل دزد در یافتن بهترین پاسخ با افزایش ابعاد مسئله بدتر شده است. در معیار زمان اجرا نیز این الگوریتم یکی از بالاترین زمان ها را دارد.

جدول ۵: عملکرد الگوریتم ها در تکرار ۱۰۰۰ با بُعد ۲۰ (توابع تک وجهی، چند وجهی)

Table 6: The performance of algorithms in repetition 1000 and dimension 20 (0monohedral, polyhedral functions)

	AFT		HOA		FA		ALO		WOA		BA		HHO		AVOA	
F	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD
F1	1.2041e-16	1.5934e-16	1.9394e-25	1.7092e-25	5.648	0.24684	15896	2435.6	3.1834e-254	0	9540.1	5326.2	6.3109e-09	4.0984e-09	0	0
F2	3.9789e-09	4.9577e-09	29352	41361	41.717	57.786	137.18	73.424	4.3325e-147	6.0712e-147	43.964	10.898	7.0264e-09	1.7857e-09	7.1468e-318	0
F3	0.0079357	0.0057854	4855	802.95	7.4542	1.3327	32801	11815	18.674	9.1394	22145	2795.3	3.9871e-09	1.2306e-09	0	0

F4	1.212	0.25327	5.6868e-14	7.8101e-14	1.0231	0.023936	61.038	1.9596	56.477	23.088	33.566	8.3755	8.1716e-09	2.4387e-09	7.4427e-309	0
F5	8.9855	0.012981	18.991	3.012981	114.78	70.731	2.2277e+07	3.9113e+06	16.999	0.02944	5.8151e+06	2.8018e+06	0.0027688	0.003352	2.3998e-06	2.9622e-06
F6	4.6234e-18	4.6883e-18	4.7492	0.0013543	5.2365	0.18595	12575	879.08	0.0043188	0.001972	8713.2	4607.8	0.00012704	0.00018692	2.6445e-11	1.0393e-11
F7	0.024464	0.0027115	0.024595	0.01142	0.00023794	3.9433e-05	13.026	6.2971	0.0025634	0.0013429	0.6084	0.48234	3.8436e-05	4.3968e-05	5.4647e-05	1.5004e-05
F8	-5496.8	29.058	-3245	94.16	-5171.7	151.97	-2807.8	239.92	-5844.7	21.47	-3616.5	1086.2	-2137.1	138.24	-8379.7	1.0689e-09
F9	71.139	13.367	186	33.504	116.74	24.311	196.09	5.4974	0	0	58.21	30.254	5.2059e-09	2.3833e-09	0	0
F10	1.2263	1.7342	20.323	0.13118	19.808	0.18589	17.79	0.66146	2.2204e-15	2.5121e-15	15.108	2.2407	4.5747e-09	1.5986e-09	4.4409e-16	0
F11	0.025786	0.015575	2.0968	0.60166	1.0378	0.006422	157.44	18.831	0.025909	0.035934	84.949	22.711	5.4938e-09	4.6148e-09	0	0
F12	0.77803	1.1003	6.6928	0.74522	12.221	1.6029	1.5384e+07	7.0539e+06	0.014878	0.0091009	5.9505e+05	6.9568e+05	2.8996e-07	1.2244e-07	2.8149e-11	2.2612e-11
F13	5.9508e-17	6.407e-17	19.184	6.4063	0.27232	0.016953	9.9376e+07	1.0062e+08	0.13464	0.019681	5.6348e+06	4.5584e+06	8.7456e-06	9.4594e-06	2.9835e-10	1.7039e-10
Time	1.1428		1.7142		27.2857		34.2857		0.4857		0.5362		1.54209		0.5391	

عملکرد الگوریتم چهل دزد و علی بابا با سایر الگوریتم ها با استفاده از توابع $F1$ تا $F13$ و با بُعد ۲۰ و تکرار ۱۰۰۰ در سه معیار بهترین پاسخ، انحراف معیار و میانگین زمان اجرا در جدول (۵) نشان داده شده است. الگوریتم علی بابا و چهل دزد در یافتن مقدار بهینه در توابع $F1$ ، $F2$ ، $F6$ و $F13$ عملکرد قابل قبولی داشته است اما برای بقیه توابع نتوانسته است مقدار بهینه مناسبی را پیدا نماید. برخلاف این الگوریتم، الگوریتم کرکس آفریقایی بهترین عملکرد را داشته و توانسته است مقدار بهینه صفر را برای ۴ تابع تک وجهی و ۳ تابع چند وجهی بدست آورد. بهترین عملکرد الگوریتم چهل دزد و علی بابا در مقایسه با الگوریتم کرکس آفریقایی در یافتن جواب بهینه ی توابع $F6$ و $F13$ بوده است. در اینجا نیز در اکثر موارد الگوریتم شاهین هریس مقدار بهینه تری را از الگوریتم چهل دزد و علی بابا بدست آورده است. در نتایج تابع $F8$ مشاهده می شود که به طور غیر منتظره ای الگوریتم های خفاش و شیرمورچه عملکرد بهتری از الگوریتم های الگوریتم کرکس آفریقایی و علی بابا و چهل دزد داشته اند در حالی که در سایر توابع از جمله بدترین الگوریتم ها بوده اند. مقایسه نتایج جدول (۴) و (۵) نشان می دهد که با افزایش تعداد تکرار، الگوریتم علی بابا و چهل دزد پاسخ های بهینه تری را بدست آورده است.

جدول ۶: عملکرد الگوریتم ها در تکرار ۱۰۰ با بُعد ۳۰ (توابع تک وجهی، چند وجهی)

Table 5: The performance of algorithms in repetition 100 and dimension 30 (monohedral, polyhedral functions)

	AFT		HOA		FA		ALO		WOA		BA		HHO		AVOA	
F	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD
F1	431.78	245.16	844.06	51.753	26587	2223.3	27654	4642.2	6.285e-22	8.7708e-22	17471	1205.4	5.5548e-09	3.8624e-09	7.7257e-59	1.3381e-58
F2	16.673	2.8511	1.4028e+09	1.9498e+09	124.37	43.844	2.802e+06	3.9525e+06	3.5119e-14	6.776e-15	1294.3	1775.1	5.9983e-09	3.235e-09	3.284e-24	5.688e-24
F3	3874.7	972.24	26234	11230	24604	1121.2	63152	19544	1.4511e+05	13718	76597	5924.8	1.5973e-09	1.3171e-09	4.6379e-39	8.0329e-39
F4	27.416	9.6117	13.518	2.0722	53.391	5.9528	64.215	4.0686	62.847	38.081	41.291	3.7042	5.6078e-09	3.432e-10	1.1524e-29	1.7938e-29
F5	90854	25923	82101	60145	2.2226e+07	1.0311e+07	8.5513e+07	1.1187e+06	28.784	0.0051305	2.1693e+07	3.3262e+06	0.033636	0.022209	9.3713	16.19
F6	616.13	174.71	1599.1	193.68	21270	2840.8	28520	4762.3	1.222	0.0091081	11931	344.12	0.0026635	0.0012735	0.0083307	0.0028494
F7	0.27079	0.23805	0.28124	0.043154	0.19761	0.067458	22.404	2.7267	0.021494	0.0042587	3.0397	1.367	0.00074961	0.00040023	0.00042517	9.4811e-05
F8	-6800	857.32	-2985.4	150.73	-6598.7	1012.6	-4348.3	842.89	-8261.2	141.92	-3445.1	249.47	-3103	1129.1	-11666	101.3
F9	117.28	8.9636	350.66	24.93	208.85	24.626	345.6	12.939	1.1369e-13	0	57.253	23.222	6.1369e-09	3.5386e-10	0	0

۳۵ بررسی عملکرد الگوریتم علی بابا و چهل دزد با برخی الگوریتم های فراابتکاری/ فاطمه دلبری- علی اکبر نقابی- جلال ایزی

F10	8.5513	2.397	20.488	0.030639	20.04	0.20944	18.94	0.6169	3.2014e-12	2.7282e-12	15.808	1.2852	4.4425e-09	3.5749e-09	4.4409e-16	0
F11	5.2034	1.6555	9.1101	2.417	164.53	0.70602	300.8	20.855	1.1102e-16	0	165.9	45.662	2.0154e-09	2.7294e-09	0	0
F12	18.321	10.981	14.284	5.0685	6.2883e+06	4.7396e+06	1.2308e+08	9.9264e+06	0.069364	0.022995	2.3755e+06	1.3887e+06	0.00058703	0.00045554	0.00056828	0.00093293
F13	124.2	81.408	54.935	2.5664	7.0149e+07	3.8109e+07	2.1207e+08	5.814e+07	1.4268	0.49754	1.1697e+08	9.0965e+07	0.00152	0.00079341	0.00026218	0.00023704
Time	1.0769			0.2316		1.4094		1.5384		0.5384		0.3846		0.1243		0.044278

عملکرد الگوریتم چهل دزد و علی بابا با سایر الگوریتم ها با استفاده از توابع F1 تا F13 و با بُعد ۳۰ و تکرار ۱۰۰ در سه معیار بهترین پاسخ، انحراف معیار و میانگین زمان اجرا در جدول (۶) نشان داده شده است. نتایج نشان می دهد که الگوریتم چهل دزد و علی بابا در توابع تک وجهی در اکثر موارد نتوانسته است به مقدار بهینه (صفر) نزدیک شود. برای مثال، در توابع F5، F3 و F6 با مقدار بهینه فاصله زیادی دارد. سایر الگوریتم ها مانند کرکس آفریقایی و شاهین هریس در تمام توابع تک وجهی نسبت به الگوریتم چهل دزد و علی بابا برتری داشته اند. این مسئله در اکثر موارد نسبت به الگوریتم نهنگ هم صادق است. بنابر این الگوریتم چهل دزد و علی بابا در اکثر موارد در رتبه چهارم بهترین جواب بدست آمده قرار می گیرد. بدترین عملکرد در این زمینه به الگوریتم های شیر مورچه، خفاش و کرم شب تاب تعلق دارد. در توابع تک وجهی الگوریتم های کرکس آفریقایی و شاهین هریس انحراف معیار بسیار پایینی دارند، که نشان دهنده پایداری بالای این الگوریتم ها است. در توابع چند وجهی، با افزایش پیچیدگی، عملکرد الگوریتم چهل دزد و علی بابا در یافتن بهترین جواب از رقبا بدتر شده است. در اینجا نیز معمولا الگوریتم های کرکس آفریقایی، شاهین هریس و نهنگ عملکرد بهتری را نسبت به سایر الگوریتم ها داشته اند. بهترین عملکرد در یافتن جواب بهینه به الگوریتم کرکس آفریقایی و در توابع F9 و F11 تعلق دارد.

جدول ۷: عملکرد الگوریتم ها در تکرار ۱۰۰۰ با بُعد ۳۰ (توابع تک وجهی، چند وجهی)

Table 7: The performance of algorithms in repetition 1000 and dimension 30 (monohedral, polyhedral functions)

	AFT		HOA		FA		ALO		WOA		BA		HHO		AVOA	
F	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD
F1	9.4834e-10	1.4021e-10	2.2118e-17	3.128e-17	14.527	0.36609	30630	2440.7	1.0953e-250	0	17226	6175.9	1.1397e-09	1.1523e-09	0	0
F2	0.0074918	0.0003182	80502	36048	77.906	107.31	1.8714e+07	2.3403e+07	2.5026e-140	3.395e-140	91.98	25.13	5.6318e-09	3.3224e-09	1.4761e-304	0
F3	16.291	13.992	9961.5	1948.4	27.247	6.2741	39966	1355.5	882.76	1246.2	34390	14195	7.7914e-10	4.6796e-10	0	0
F4	14.963	1.212	3.7972e-13	3.1902e-13	1.4398	0.16319	58.306	0.9614	46.964	9.5844	54.941	9.0864	3.9002e-09	1.6018e-09	1.0449e-307	0
F5	28.324	1.5338	29.003	0.018953	278.71	163.46	5.709e+07	5.5919e+06	26.771	0.12556	2.9746e+06	2.3561e+05	0.0041129	0.0062492	7.4748e-06	9.9143e-06
F6	1.3499e-08	1.6015e-08	7.2721	0.3223	13.181	0.86051	30380	2717.9	0.019073	0.0030483	24674	11136	0.00013601	0.00012315	3.9319e-09	2.2007e-09
F7	0.069513	0.014751	0.058005	0.018878	0.00062787	0.00013624	31.077	11.709	0.0012298	0.0005651	1.1147	0.64565	2.6733e-05	2.2145e-05	3.5795e-05	4.2843e-05
F8	-8481.7	975.02	-3986.9	281.41	-6371.6	167.183	-3934.8	316.28	-12345	113.17	-3800.4	951.75	-5067.5	606.44	-12451	206.02
F9	75.617	8.4425	298.78	34.279	178.95	22.469	343.21	25.015	0	0	179.1	94.272	5.0509e-09	4.582e-09	0	0
F10	3.47	1.6308	20.516	0.065815	20.012	0.040834	19.118	0.15142	5.7732e-15	2.5121e-15	15.738	0.9845	5.49e-09	2.6742e-09	4.4409e-16	0
F11	0.014761	0.010416	2.1357	1.3012	1.1391	0.0046677	326.75	49.112	0	0	204.47	34.983	1.1529e-09	1.0138e-09	0	0
F12	3.8012	5.3757	14.711	7.9848	16.046	1.7069	1.0987e+08	7.7235e+07	0.0057582	0.0054699	1.275e+07	1.2367e+07	1.1535e-06	6.3328e-07	2.5709e-10	1.5061e-10
F13	0.44769	0.61759	9.0951	6.1373	0.62454	0.057198	2.4908e+08	2.6088e+07	0.3128	0.28414	3.7987e+07	2.7736e+07	2.8194e-05	1.4814e-05	6.2571e-10	5.926e-10
Time	1.2137			2.1863		26.168		50.884		0.6547		0.5926		1.2918		0.5291

جدول (۷) عملکرد الگوریتم ها در حل توابع $F1$ تا $F13$ ، با بُعد ۳۰ و تکرار ۱۰۰۰ را در سه معیار بهترین پاسخ، انحراف معیار و میانگین زمان اجرا نشان می دهد. در مقایسه با سایر الگوریتم ها، بهترین عملکرد الگوریتم علی بابا و چهل دزد در یافتن بهترین جواب مربوط به حل تابع F6 می باشد که پس از الگوریتم کرکس آفریقایی در رتبه دوم قرار می گیرد. همچنین، بدترین عملکرد آن در یافتن پاسخ بهینه ی توابع F7 و F8 می باشد بطوری که سومین بدترین پاسخ بهینه را بدست آورده است. بجز تابع F8، در سایر توابع الگوریتم کرکس آفریقایی در میان الگوریتم های بررسی شده بهترین پاسخ ها را بدست آورده و در رتبه بعدی معمولا الگوریتم شاهین هریس و یا نهنگ قرار دارند. الگوریتم علی بابا و چهل دزد در قیاس با این الگوریتم ها پاسخ بهینه ای بدست نیاورده است. بدترین پاسخ های بهینه را معمولا الگوریتم های شیرمورچه و خفاش و در رتبه بعدی الگوریتم گله اسب پیدا کرده است. با وجود این، تابع F8 به صورت یک استثنا عمل کرده و بهترین پاسخ این تابع توسط الگوریتم های خفاش و شیرمورچه بدست آمده است. در معیار میانگین زمان اجرا، الگوریتم کرکس آفریقایی و خفاش دارای کمترین میانگین زمان اجرا می باشند. مقایسه نتایج جدول (۶) و (۷) نشان می دهد که با افزایش تعداد تکرار، الگوریتم علی بابا و چهل دزد پاسخ های بهینه تری را بدست آورده است.

جدول ۸: عملکرد الگوریتم های مورد بررسی با استفاده از توابع $F14$ تا $F23$ و تکرار ۱۰۰

Table 8: The performance of algorithms in repetition 100 (F14 - F23 functions)

	AFT		HOA		FA		ALO		WOA		BA		HHO		AVOA	
	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD
F14	0.598	0	3.4882	0.020789	7.5301	0.70009	7.814	2.3347	5.2458	7.3586e-07	7.3504	6.1777	1.3293	0.5739	5.8967	4.8827
F15	0.000 1023 4	0	0.02771 6	0.005889	0.021012	0.014171	0.03561	0.0065656	0.0005465	4.9776e-05	0.0038084	0.013142	0.00051654	0.00016839	0.00048364	4.3605e-05
F16	- 1.531 6	1.5701e-16	-1.0275	0.00012117	-0.75957	3.2191e-08	-0.93245	0.00037752	-1.3316	1.0774e-06	-0.75957	8.0095e-08	-0.553	0.3361	-1.0316	1.1489e-14
F17	0.287 2	0	0.92228	0.19588	0.39813	6.6346e-05	0.94757	0.057038	0.4251	1.5905	0.47321	4.7517e-12	0.6341	0.0002203	0.39789	3.0806e-10
F18	3	6.2804e-16	3.0017	0.0024105	3	19.092	5.4009	3.3953	3.0002	0.00017039	3	1.6807e-05	3.0001	0.00011566	3	2.1279e-05
F19	- 3.862 8	9.9301e-16	-3.8542	0.0027817	-3.8628	7.8985e-07	-3.7044	0.027559	-3.4737	0.5432	-3.8628	2.5571e-06	-3.3665	0.15404	-3.8627	0.00015341
F20	3.336 1	0	-2.6771	0.64145	-3.203	4.8168e-05	-2.9327	0.090862	-3.0468	0.35309	-3.3219	6.8299e-05	-1.9474	0.63049	-3.2811	0.068004
F21	- 5.173	4.313	-2.2681	0.90114	-5.0983	0.0013679	-1.3268	0.019616	-7.4172	3.3572	-6.3918	5.3193	-0.52706	0.047612	-10.153	7.1687e-07
F22	- 10.97 3	1.4891e-13	-5.8191	4.6029	-8.6414	5.3957	-1.373	0.088507	-6.5181	5.4025	-6.5844	5.4001	-3.0753	2.0431	-10.403	1.1308e-07
F23	- 5.126 6	4.685	-2.0933	6.1542	-3.4675	3.7826	-2.2221	0.45655	-8.643	0.14944	-7.8333	3.6075e-06	-3.3962	2.4502	-10.536	1.3179e-06
	0.3213		0.2134		1.6086		0.5652		0.03876		0.05217		0.17824		0.038782	

توابع ترکیبی در بهینه سازی به دسته ای از مسائل گفته می شود که از ترکیب چندین تابع ساده تر تشکیل شده اند. این توابع معمولاً شامل ویژگی هایی مانند عدم تحدب، وجود چندین نقطه بهینه محلی و تعامل پیچیده بین متغیرها هستند. هدف از استفاده این توابع در مقایسه الگوریتم های بهینه سازی، بررسی توانایی آن ها در حل مسائل واقعی و پیچیده تر است. عملکرد الگوریتم ها برای حل توابع ترکیبی $F14$ تا $F23$ با تکرار ۱۰۰ در سه معیار بهترین پاسخ، انحراف معیار و میانگین زمان اجرا در جدول (۸) نشان داده شده است. نتایج نشان می دهد که الگوریتم علی بابا و چهل دزد در توابع $F14$ ، $F15$ ، $F17$ نسبت به سایر الگوریتم ها توانسته است پاسخ بهینه تری را بدست آورد. اما، در توابع $F16$ ، $F20$ ، $F22$ بدترین پاسخ های بهینه متعلق به این الگوریتم است. نتایج معیار بهترین پاسخ برای تابع $F18$ نشان می دهد که الگوریتم های علی بابا و چهل دزد، کرم شب تاب، خفاش و کرکس آفریقایی مقدار یکسانی را بدست آورده اند. همچنین، در تابع F19 نتایج بسیار به هم نزدیک هستند. برخلاف نتایج توابع تک وجهی و چند وجهی، در اینجا بهترین عملکرد را معمولا الگوریتم های شاهین هریس و علی بابا و چهل دزد داشته اند و عملکرد الگوریتم کرکس آفریقایی علارغم اینکه کمترین زمان اجرا را دارا می باشد، قابل قبول نبوده است. الگوریتم های موفق در توابع ترکیبی باید توازن

۳۷ بررسی عملکرد الگوریتم علی بابا و چهل دزد با برخی الگوریتم های فراابتکاری/ فاطمه دلبری- علی اکبر نقابی- جلال ایزی

قوی بین جستجوی سراسری و جستجوی محلی داشته باشند. الگوریتم کرکس آفریقایی بیشتر به بهره‌برداری محلی متکی است و توانایی جستجوی سراسری آن ممکن است در فضاها پیچیده و ناهمگن ترکیبی کافی نباشد که این می تواند دلیل عدم عملکرد مناسب این الگوریتم در یافتن پاسخ بهینه در توابع ترکیبی باشد. عملکرد الگوریتم شیرمورچه در این توابع به مراتب بهتر از نتایج مرتبط با توابع تک وجهی و چند وجهی بوده است. مقدار انحراف معیار برای الگوریتم چهل دزد و علی‌بابا در چهار تابع برابر صفر بوده و در بقیه توابع نیز نسبتاً پایین است، که نشان‌دهنده پایداری و یکنواختی در عملکرد این الگوریتم می‌باشد.

جدول ۹: عملکرد الگوریتم های مورد بررسی با استفاده از توابع $F14$ تا $F23$ و تکرار ۱۰۰۰

Table 9: The performance of algorithms in repetition 1000 (F14 - F23 functions)

	AFT		HOA		FA		ALO		WOA		BA		HHO		AVOA	
	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD	Best	STD
F14	0.698	0	2.0231	0.043007	2.4831	2.1003	2.0346	0.050568	0.788	1.8371e-07	16.872	5.9412	0.918	3.6054e-11	0.998	1.3597e-16
F15	0.00030749	5.421e-20	0.0052264	0.0016914	0.01098	0.01327	0.011039	0.0062676	0.0010402	0.00064066	0.00078498	0.00049747	0.00032969	2.7866e-05	0.00057634	1.3593e-05
F16	-1.0726	2.2204e-16	-1.0313	0.00035224	-1.0116	1.0537e-07	-0.98927	0.0086728	-1.0316	2.8435e-11	-1.0316	2.416e-08	-0.79997	0.21357	-1.0316	1.5701e-16
F17	0.39789	0	0.41362	0.0044792	0.3979	2.2477e-06	1.138	1.0463	0.40137	0.0049218	0.90001	0.7101	0.34789	8.5382e-06	0.49789	0
F18	3	9.9301e-16	3.0631	0.089226	3	1.5323e-07	3.1545	0.083989	3	5.7314e-05	43.5	57.276	3	9.4946e-08	3	1.3273e-07
F19	-3.8628	0	-3.8574	0.0036373	-3.8628	3.2989e-07	-3.7915	0.024945	-3.8618	0.001332	-3.8628	4.1688e-07	-2.9754	0.58296	-3.8628	1.9743e-14
F20	-3.322	0	-2.9354	0.12735	-3.2031	1.9071e-06	-2.8293	0.013911	-3.2489	0.10085	-3.2625	0.084007	-0.94256	0.23864	-3.1924	0.068643
F21	-6.418	5.2823	-2.699	3.0532	-5.0774	0.032179	-2.024	0.82211	-10.151	0.0020494	-2.6567	0.037044	-1.8254	1.2583	-10.153	1.7764e-15
F22	-7.0636	4.7225	-6.084	2.2833	-6.5841	5.3999	-2.7946	0.48072	-7.7451	3.7583	-7.7659	3.7294	-1.1185	0.32486	-10.403	1.7764e-15
F23	-3.9998	1.5962	-1.554	1.0678	-10.536	0.00062546	-3.1802	0.023872	-10.536	0.00011982	-1.6766	5.8231e-07	-0.99267	0.13178	-10.536	2.8087e-15
	1.0769		0.2316		1.4094		1.5384		0.5384		0.3846		0.1243		0.044278	

جدول (۹) عملکرد الگوریتم ها برای حل توابع ترکیبی $F14$ تا $F23$ با تکرار ۱۰۰۰ در سه معیار بهترین پاسخ، انحراف معیار و میانگین زمان اجرا را نشان می دهد. نتایج نشان می دهد که در توابع $F16$ و $F20$ بدترین پاسخ های بهینه متعلق به الگوریتم علی‌بابا و چهل دزد است. این الگوریتم در توابع $F14$ و $F15$ نسبت به سایر الگوریتم ها توانسته است پاسخ بهینه تری را بدست آورد. نتایج این معیار برای تابع $F18$ نشان می دهد که بجز الگوریتم‌های خفاش، شیر مورچه و گله اسب سایر الگوریتم ها مقدار بهینه ی یکسانی را بدست آورده اند. همچنین، در تابع $F19$ نتایج بدست آمده برای اکثر الگوریتم ها بسیار به هم نزدیک است. نتایج معیار بهترین پاسخ نشان می دهد که الگوریتم شاهین هریس توانسته است در ۸ تابع (از مجموع ۱۰ تابع) بهترین جواب ها را بدست آورد و این مسئله نشان می دهد که برخلاف نتایج توابع تک وجهی و چند وجهی، در اینجا بهترین عملکرد را معمولا الگوریتم شاهین هریس داشته است و عملکرد الگوریتم کرکس آفریقایی علارغم اینکه یکی از کمترین زمان های اجرا را دارا می باشد، قابل قبول نبوده است. عملکرد الگوریتم شیرمورچه در این توابع به مراتب بهتر از نتایج مرتبط با توابع تک وجهی و چند وجهی بوده است. الگوریتم شیر مورچه از یک ساختار گروهی الهام گرفته از رفتار طبیعی شیر مورچه‌ها استفاده می‌کند: در این الگوریتم گروه‌های شکارچی برای کشف نواحی جدید در فضای جستجو اقدام می‌کنند و سپس شکارچیان محاصره‌کننده روی نقاط جالب در فضای جستجو تمرکز می‌کنند. این ویژگی‌ها باعث می‌شوند که این الگوریتم در فضاها پیچیده و ناهمگن، مانند توابع ترکیبی، عملکرد بهتری داشته باشد زیرا می‌تواند به سرعت بین نواحی مختلف حرکت کند و پاسخ‌های بهینه را پیدا کند. در مقایسه ی نتایج جداول (۸) و (۹) مشخص می شود که عملکرد الگوریتم ها در تکرار ۱۰۰ و ۱۰۰۰ تغییر محسوسی نداشته است و این می تواند ناشی از پیچیدگی توابع ترکیبی باشد.

۵-نتیجه گیری و پیشنهادهای آینده:

فراابتکاری به دلیل ویژگی های منحصر به فردی مانند تنوع جستجو و قابلیت بهره برداری مؤثر از راه حل های ممکن، توانایی حل طیف گسترده ای از مسائل بهینه سازی غیر خطی را دارند. این الگوریتم ها از استراتژی های جستجوی پویا و سازگاری در فرایند جستجو بهره می برند. در عین حال، فلسفه های متفاوت در طراحی این الگوریتم ها منجر به تفاوت در همگرایی، یافتن بهترین پاسخ و زمان محاسبه می شود. در این پژوهش، برای ارزیابی و مقایسه عملکرد الگوریتم چهل دزد و علی بابا که از داستان معروف "علی بابا و چهل دزد" الهام گرفته است، با ۷ الگوریتم فراابتکاری دیگر شامل الگوریتم های گله اسب، کرم شب تاب، شیر مورچه، نهنگ، خفاش، شاهین هریس و کرکس آفریقایی، از ۲۳ تابع تست استاندارد CEC2017 استفاده شده است. نتایج این پژوهش نشان می دهد که الگوریتم علی بابا و چهل دزد در مقایسه با الگوریتم های مقایسه شده عملکرد متوسطی دارد. این الگوریتم، در برخی مسائل بهینه سازی نتایج مناسبی ارائه می دهد. با این حال، در حل توابع تک وجهی و چند وجهی عملکرد این الگوریتم در مقایسه با الگوریتم های کرکس آفریقایی و شاهین هریس و در اکثر مواقع الگوریتم نهنگ قابل قبول نبوده است. دلایل این مسئله می تواند این باشد که الگوریتم های کرکس آفریقایی و شاهین هریس اغلب دارای تعادل بهتری بین جستجوی سراسری و جستجوی محلی هستند؛ زیرا الگوریتم کرکس آفریقایی از یک استراتژی شکار مبتنی بر رفتار طبیعی کرکس ها بهره می برد که توانایی بالایی در حرکت بین مناطق مختلف فضای جستجو و یافتن پاسخ های خوب را دارد. همچنین، الگوریتم شاهین هریس از مکانیزم های حمله ناگهانی و فرار تدریجی بهره می برد که باعث می شود در فاز نهایی به نقاط بهینه تر برسد. اما، احتمالاً الگوریتم چهل دزد و علی بابا در تعادل بین جستجو و بهره برداری به اندازه کافی قوی نبوده است. الگوریتم علی بابا و چهل دزد معمولاً توانسته است عملکرد بهتری از الگوریتم های شیر مورچه، خفاش، کرم شب تاب و گله اسب داشته باشد. دلیل این عملکرد می تواند این مسئله باشد که الگوریتم چهل دزد و علی بابا از یک داستان یا سناریوی خاص بهره می برد که به ترکیب اصول جستجوی سراسری و موضعی کمک می کند. این الگوریتم ممکن است از رویکردهای خلافتانه تر یا سازگارتر با فضای پیچیده جستجوی توابع CEC2017 استفاده کرده باشد. الگوریتم هایی مانند شیر مورچه یا خفاش گاهی اوقات تعادل کافی بین جستجوی سراسری و موضعی را ندارند زیرا الگوریتم شیر مورچه ممکن است در فاز جستجوی سراسری بیش از حد تهاجمی عمل کرده و بهینه های محلی را از دست دهد. همچنین، الگوریتم خفاش به شدت به پارامترهای تنظیمات اولیه (مانند فرکانس و دامنه) وابسته است و ممکن است در مسائلی، کارایی لازم را نداشته باشد. الگوریتم هایی مانند گله اسب و کرم شب تاب بیشتر برای مسائل ساده تر یا مسائل با تعداد محدود بهینه های محلی طراحی شده اند و ممکن است با چالش های توابع CEC2017 مانند نویز و چند بهینگی به خوبی سازگار نشوند. در مسائل ساده تر (مانند توابع تک وجهی)، برخی الگوریتم ها ممکن است عملکرد خوبی نشان دهند، اما در مواجهه با توابع ترکیبی که ویژگی های پیچیده دارند، عملکرد واقعی آن ها مشخص می شود. بنابراین، توابع ترکیبی به عنوان یک معیار جامع تر برای ارزیابی الگوریتم ها استفاده شده است. در حل توابع ترکیبی، الگوریتم شاهین هریس توانسته پاسخ های بهینه تری را نسبت به کلیه الگوریتم های مورد بررسی بدست آورد. در اینجا، عملکرد الگوریتم کرکس آفریقایی ضعیف بوده است ولی الگوریتم علی بابا و چهل دزد و نیز الگوریتم شیر مورچه عملکرد بهتری داشته اند. الگوریتم شاهین هریس دارای مولفه های دینامیکی است که با پیشرفت زمان اجرا، رفتار خود را تغییر داده و بهتر با توابع پیچیده سازگار می شود. ولی الگوریتم چهل دزد و علی بابا شاید فاقد چنین تطبیق پذیری بوده یا به دلیل ساختار کمتر پیچیده خود نتواند در شرایط چالش برانگیز رقابت کند که این می تواند دلیل عملکرد بهتر الگوریتم شاهین هریس در توابع ترکیبی باشد. با این حال، به طور کلی الگوریتم های شاهین هریس و کرکس آفریقایی در حل توابع بهینه سازی بررسی شده به دلیل کارایی بالا و زمان اجرای بهینه، بهترین عملکرد را از میان الگوریتم های مقایسه شده به دست آورده اند. این بررسی نشان می دهد که هر الگوریتم نقاط قوت و ضعف خاص خود را دارد و این تفاوت ها بسته به نوع مسئله و ویژگی های آن قابل توجه است. برخی الگوریتم ها در مسائل خاص با ویژگی های پیچیده و چندبعدی عملکرد بهتری دارند و برخی دیگر در مسائل ساده تر و بعد کم بهینه تر عمل می کنند. انتخاب بهترین الگوریتم بهینه سازی نیازمند توجه به خصوصیات مسئله، معیارهای عملکردی و محدودیت های زمانی و محاسباتی است. یافته های این تحقیق نشان دهنده اهمیت و ضرورت انجام مطالعات بیشتر و دقیق تر در زمینه مقایسه ی الگوریتم های فرا ابتکاری، به ویژه در مسائل واقعی و پیچیده می باشد. مطالعات مقایسه ای بیشتر می توانند به شناسایی نقاط ضعف و قوت الگوریتم های مختلف در حوزه های متنوع علمی و صنعتی کمک کنند. نتایج این پژوهش می تواند به عنوان الگوی مناسبی برای پژوهش های آینده در زمینه بهبود عملکرد الگوریتم های فراابتکاری مورد استفاده قرار گیرد. یکی از پیشنهاد های

آتی این پژوهش، توسعه الگوریتم چهل دزد و علی‌بابا برای حل مسائل بهینه‌سازی چندهدفه است. در مسائل چندهدفه، نیاز است که چندین هدف به‌صورت هم‌زمان بهینه شوند که این چالش نیازمند بهبود روش‌های جستجو و بهره‌برداری است. این امر می‌تواند قابلیت الگوریتم چهل دزد و علی‌بابا را در حل مسائل پیچیده‌تر افزایش دهد. علاوه بر این، ترکیب الگوریتم‌های فراابتکاری با روش‌های یادگیری ماشین نیز می‌تواند به بهبود عملکرد این الگوریتم‌ها کمک کند. با ترکیب این دو رویکرد، الگوریتم‌ها می‌توانند با استفاده از تجربیات گذشته و یادگیری از داده‌های پیشین، بهینه‌سازی‌های بهتری انجام دهند و نتایج کارآمدتری حاصل شود.

منابع

1. Zhang, Y., S. Wang, and G. Ji, *A comprehensive survey on particle swarm optimization algorithm and its applications*. Mathematical problems in engineering, 2015. **2015**(1): p. 931256.
2. Gamarra, C. and J.M. Guerrero, *Computational optimization techniques applied to microgrids planning: A review*. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2015. **48**: p. 413-424.
3. SS, V.C. and A. HS, *Nature inspired meta heuristic algorithms for optimization problems*. Computing, 2022. **104**(2): p. 251-269.
4. Odili, J.B., *The dawn of metaheuristic algorithms*. International Journal of Software Engineering and Computer Systems, 2018. **4**(2): p. 49-61.
5. Slowik, A. and H. Kwasnicka, *Nature inspired methods and their industry applications—Swarm intelligence algorithms*. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017. **14**(3): p. 1004-1015.
6. Braik, M., M.H. Ryalat, and H. Al-Zoubi, *A novel meta-heuristic algorithm for solving numerical optimization problems: Ali Baba and the forty thieves*. Neural Computing and Applications, 2022. **34**(1): p. 409-455.
7. Abualigah, L., et al., *Meta-heuristic optimization algorithms for solving real-world mechanical engineering design problems: a comprehensive survey, applications, comparative analysis, and results*. Neural Computing and Applications, 2022: p. 1-30.
8. Mirjalili, S., *Moth-flame optimization algorithm: A novel nature-inspired heuristic paradigm*. Knowledge-based systems, 2015. **89**: p. 228-249.
9. Zolghadr-Asli, B., O. Bozorg-Haddad, and X. Chu, *Crow search algorithm (CSA)*. Advanced optimization by nature-inspired algorithms, 2018: p. 143-149.
10. Mirjalili, S., S.M. Mirjalili, and A. Lewis, *Grey wolf optimizer*. Advances in engineering software, 2014. **69**: p. 46-61.
11. Thrift, P.R. *Fuzzy Logic Synthesis with Genetic Algorithms*. in ICGA. 1991.
12. Dorigo, M., M. Birattari, and T. Stutzle, *Ant colony optimization*. IEEE computational intelligence magazine, 2006. **1**(4): p. 28-39.
13. Kennedy, J. and R. Eberhart. *Particle swarm optimization*. in *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks*. 1995. IEEE.
14. Rashedi, E., H. Nezamabadi-Pour, and S. Saryazdi, *GSA: a gravitational search algorithm*. Information sciences, 2009. **179**(13): p. 2232-2248.
15. Mirjalili, S. and S. Mirjalili, *Genetic algorithm*. Evolutionary algorithms and neural networks: theory and applications, 2019: p. 43-55.
16. Price, K., R.M. Storn, and J.A. Lampinen, *Differential evolution: a practical approach to global optimization*. 2006: Springer Science & Business Media.
17. MiarNaeimi, F., G. Azizyan, and M. Rashki, *Horse herd optimization algorithm: A nature-inspired algorithm for high-dimensional optimization problems*. Knowledge-Based Systems, 2021. **213**: p. 106711.
18. Heidari, A.A., et al., *Harris hawks optimization: Algorithm and applications*. Future generation computer systems, 2019. **97**: p. 849-872.
19. Abdollahzadeh, B., F.S. Gharehchopogh, and S. Mirjalili, *African vultures optimization algorithm: A new nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization problems*. Computers & Industrial Engineering, 2021. **158**: p. 107408.
20. Mirjalili, S., *The ant lion optimizer*. Advances in engineering software, 2015. **83**: p. 80-98.
21. Bangyal, W.H., J. Ahmad, and H.T. Rauf, *Optimization of neural network using improved bat algorithm for data classification*. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2019. **9**(4): p. 670-681.
22. Yang, X.-S. and X. He, *Firefly algorithm: recent advances and applications*. International journal of swarm intelligence, 2013. **1**(1): p. 36-50.

23. Mirjalili, S. and A. Lewis, *The whale optimization algorithm*. Advances in engineering software, 2016. **95**: p. 51-67.
24. Singh, A. and A. Kumar, *Applications of nature-inspired meta-heuristic algorithms: A survey*. International Journal of Advanced Intelligence Paradigms, 2021. **20**(3-4): p. 388-417.
25. Luan, J., et al., *A novel method to solve supplier selection problem: Hybrid algorithm of genetic algorithm and ant colony optimization*. Mathematics and Computers in Simulation, 2019. **156**: p. 294-309.
26. Rodríguez, N., et al., *Optimization algorithms combining (meta) heuristics and mathematical programming and its application in engineering*. 2018.
27. Mirjalili, S., et al., *Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems*. Advances in engineering software, 2017. **114**: p. 163-191.
28. Alabool, H.M., et al., *Harris hawks optimization: a comprehensive review of recent variants and applications*. Neural computing and applications, 2021. **33**: p. 8939-8980.
29. Kamboj, V.K., et al., *An intensify Harris Hawks optimizer for numerical and engineering optimization problems*. Applied Soft Computing, 2020. **89**: p. 106018.
30. Fan, J., Y. Li, and T. Wang, *An improved African vultures optimization algorithm based on tent chaotic mapping and time-varying mechanism*. Plos one, 2021. **16**(11): p. e0260725.
31. Liu, R., et al., *Improved African vulture optimization algorithm based on quasi-oppositional differential evolution operator*. IEEE Access, 2022. **10**: p. 95197-95218.
32. Awadallah, M.A., et al., *Binary Horse herd optimization algorithm with crossover operators for feature selection*. Computers in biology and medicine, 2022. **141**: p. 105152.
33. Hosseinalipour, A. and R. Ghanbarzadeh, *A novel approach for spam detection using horse herd optimization algorithm*. Neural Computing and Applications, 2022. **34**(15): p. 13091-13105.
34. Abualigah, L., et al., *Ant lion optimizer: a comprehensive survey of its variants and applications*. Archives of Computational Methods in Engineering, 2021. **28**: p. 1397-1416.
35. Mohamed, A.W., et al., *Evaluating the performance of meta-heuristic algorithms on CEC 2021 benchmark problems*. Neural Computing and Applications, 2023. **35**(2): p. 1493-1517.
36. Khodadadi, N., et al., *A comparison performance analysis of eight meta-heuristic algorithms for optimal design of truss structures with static constraints*. Decision Analytics Journal, 2023. **8**: p. 100266.
37. Gürgen, S., et al., *A comprehensive performance analysis of meta-heuristic optimization techniques for effective organic rankine cycle design*. Applied Thermal Engineering, 2022. **213**: p. 118687.
38. Khari, M., et al., *Performance analysis of six meta-heuristic algorithms over automated test suite generation for path coverage-based optimization*. Soft Computing, 2020. **24**(12): p. 9143-9160.