ISSN: 2821-157X | htpps://www.jasd.khadu.ir

Journal of Aerospace Defense
Volume 4 Issue 2
Summer 2025
Pages 107 – 129

Research Paper;

Optimization of Combinatorial Test Scenarios for Air Defense Systems Using Covering Arrays

sajad esfandyar[1], Einollah Pira[2], Leila Yousofvand[3]

1. Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Malayer University, Malayer, Iran
2 .Faculty of Information Technology and Computer Engineering, Azarbaijan Shahid Madani University, Tabriz, Iran.3.Mechanical 3 3.
3.Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Lorestan University, Khorramabad, Iran

Article Information

Accepted:
2025/11/25

Recceived:
2025/06/28

Keywords:
Combinatorial Testing
Covering Arrays
Improved ACO
Air Defense
Test Optimization

Corresponding Author:

Email:
esfandyari@malayeru.ac.ir

Abstract

Air defense and cyber defense systems consist of highly complex and interdependent subsystems whose operational reliability directly depends on the interaction of multiple parameters. Exhaustively testing all possible parameter combinations is infeasible due to the exponential growth of the search space, both in terms of time and cost. This research aims to provide an efficient testing framework that ensures comprehensive interaction coverage while minimizing the number of required test scenarios.To address this challenge, we propose a combinatorial testing approach based on covering arrays (CAs) enhanced by an Improved Ant Colony Optimization (ACO) algorithm. The improved ACO introduces adaptive pheromone updating strategies and reinforced path selection mechanisms, enabling faster convergence and superior coverage compared to classical ACO. The algorithm was applied to a multi-parameter air defense system, considering operational constraints such as weather conditions, sensor types, communication links, missile categories, and electronic warfare modes.The proposed method successfully reduced the number of test cases by more than 90%, while maintaining complete coverage of all critical t-way parameter interactions. Simulation results demonstrate that the improved ACO outperforms both the classical ACO and greedy construction methods in terms of coverage efficiency and computational cost. The optimized set of scenarios not only accelerates the testing process but also improves system reliability by identifying potential operational conflicts before deployment.Unlike conventional testing strategies, this study integrates a combinatorial design framework with an evolved swarm intelligence algorithm specifically tailored for defense applications. The novelty lies in employing Improved ACO to generate optimized covering arrays for complex defense systems, which to the best of our knowledge has not been addressed in prior research. Furthermore, the approach can be extended beyond air defense systems to command-and-control platforms, electronic warfare systems, and cyber defense networks.

Moazzen sajad esfandyar, Einollah Pira, Leila Yousofvand.(2025). Optimization of Combinatorial Test Scenarios for Air Defense Systems Using Covering Arrays, Vol4(Issue2), Page 107-129.

ISSN: 2821-157X | htpps://www.jasd.khadu.ir

فصلنامه علمی دفاع هوافضایی
شماره ۲ دوره ۴
تابستان۱۴۰۴
صفحات ۱۲۹ –۱۰۷

مقاله پژوهشی؛

بهینه‌سازی سناریوهای آزمون ترکیبی سامانه‌های پدافند هوایی با استفاده از آرایه‌های پوششی و الگوریتم کلونی مورچگان تکامل‌یافته

سجاد اسفندیاری[۱]، عین الله پیرا[۲]، لیلا یوسفوند[۳]

۱. گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه ملایر، ملایر، ایران
۲ . دانشکده فناوری اطلاعات و مهندسی کامپیوتر، دانشگاه شهید مدنی آذربایجان، تبریز، ایران
۳ . گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه لرستان، خرم آباد، ایران

اطلاعات مقاله

تاریخ دریافت:
۱۴۰۴/۰۴/۰۶

تاریخ پذیرش:
۱۴۰۴/۰۹/۱۰

کلیدواژه‌ها:
آزمون ترکیبی
آرایه پوششی
الگوریتم کلونی مورچگان تکامل‌یافته
پدافند هوایی
بهینه‌سازی تست

نویسنده مسئول:

ایمیل:
esfandyari@malayeru.ac.ir

چکیده

در سامانه‌های پدافند هوایی و سایبری، عملکرد نهایی سیستم به تعامل میان چندین پارامتر عملیاتی وابسته است. با این حال، بررسی همه حالت‌های ممکن این پارامترها به‌دلیل رشد نمایی تعداد ترکیب‌ها، از نظر زمان و هزینه امکان‌پذیر نیست. در این پژوهش، رویکردی مبتنی بر آرایه‌های پوششی (Covering Arrays) پیشنهاد می‌شود که برای تولید مجموعه‌ای بهینه از سناریوهای آزمون از الگوریتم کلونی مورچگان تکامل‌یافته (Improved ACO) بهره می‌گیرد. الگوریتم پیشنهادی با استفاده از مکانیزم‌های تقویت انتخاب مسیر و راهبردهای تطبیقی برای به‌روزرسانی فرمون‌ها، توانسته است در مقایسه با نسخه کلاسیک ACO سرعت همگرایی و کیفیت پوشش را بهبود دهد. این روش بر روی یک سامانه پدافند هوایی چندپارامتری شبیه‌سازی شده و نتایج نشان می‌دهد که حجم تست‌ها بیش از ۹۰٪ کاهش یافته، در حالی که تمامی تعاملات t-تایی بحرانی پوشش داده شده‌اند. علاوه بر این، رویکرد ارائه‌شده قابلیت تعمیم به تست سامانه‌های فرماندهی و کنترل، جنگ الکترونیک و شبکه‌های پدافند سایبری را نیز داراست.

استناد: *سجاد اسفندیاری، عین الله پیرا، لیلا یوسفوند*. (۱۴۰۴). بهینه‌سازی سناریوهای آزمون ترکیبی سامانه‌های پدافند هوایی با استفاده از آرایه‌های پوششی و الگوریتم کلونی مورچگان تکامل‌یافته. *دفاع هوافضایی*، دوره ۴ (شماره۲)، صفحه۱۲۹–۱۰۷.

۱–مقدمه

پدافند هوایی به عنوان یکی از ارکان اصلی امنیت ملی، نقشی حیاتی در حفاظت از مرزهای هـوایی و مراکز حساس کشورها ایفا می‌کند. این سامانه‌هـا از زیرسیسـتم‌هـای گونـاگونی همچـون رادارهـای جستجو و رهگیری، سامانه‌های الکترواپتیکی، موشک‌های کوتاه‌برد و بلندبرد، لینک‌های ارتباطی امن و تجهیزات جنگ الکترونیک تشکیل شده‌اند. عملکرد مطلوب این اجزا تنها زمانی تضمین می‌شود که تعامل آن‌ها در شرایط مختلف عملیاتی به درسـتی آزمـایش و اعتبارسـنجی گـردد. از ایـن‌رو، آزمـون سامانه‌های پدافندی پیش از استقرار عملیاتی، یکی از مراحل حیاتی در چرخه توسعه و نگهداری آن‌ها به‌شمار می‌رود.

با این حال، یکی از چالش‌های اصلی در آزمون سامانه‌های پیچیده، رشـد نمـایی تعـداد ترکیـب‌هـای ممکن از پارامترهای عملیاتی است. برای مثال، اگر یک سامانه شامل ۱۰ پارامتر باشـد و هـر پـارامتر تنها ۵ مقدار ممکن داشته باشد، تعداد کل ترکیب‌ها برابر است با 5^{10}، زیرا برای هر پارامتر ۵ انتخاب مستقل وجود دارد و تعداد کل حالات از ضرب این انتخاب‌هـا بـه دسـت مـی‌آیـد (5×5×⋯×5). در نتیجه 5^{10}=9,765,625 حالت آزمون به دست می‌آید.

اجرای چنین حجم عظیمی از سناریوها نه‌تنها از نظر زمانی غیـرممکن اسـت، بلکـه هزینـه‌ای بسـیار سنگین بر فرآیند آزمـون تحمیـل مـی‌کنـد. ایـن مسـئله بـه‌ویـژه در سـامانه‌هـای پدافنـدی کـه بـا محدودیت‌های شدید منابع و الزامات امنیتی همراه هستند، اهمیتی دوچندان پیدا می‌کند.برای رفع این چالش، رویکردهای «آزمون ترکیبی» (Combinatorial Testing) [1] مطرح شده‌اند. در این روش، به جای بررسی همه ترکیب‌ها، مجموعه‌ای کوچک اما هدفمند از سناریوهای آزمون انتخاب مـی‌شـود به‌گونه‌ای که همه تعاملات t–تایی میان پارامترها حداقل یـک بـار پوشـش داده شـوند [2, 3]. ایـن مجموعه‌ها به کمک «آرایه‌های پوششـی» (Covering Arrays) سـاخته مـی‌شـوند کـه سـاختاری ریاضی برای تضمین پوشش کامل تعاملات بحرانی بـا حـداقل تعـداد آزمـون هسـتند [4]. مطالعـات پیشین در حوزه نرم‌افزار، مخابرات و شبکه نشان داده‌اند که بیشتر خطاها ناشـی از تعامـل دو یـا سـه پارامتر هستند و بنابراین آزمون‌های مبتنی بر پوشش t–تایی قادرند با تعداد محدودی تست، خطاهای اصلی را شناسایی کنند [5].

اگرچه رویکرد آرایه‌های پوششی تاکنون در حوزه‌های مختلفی به‌کار گرفته شده است، امـا اسـتفاده از آن در آزمون سامانه‌های پدافند هوایی و سایبری مورد توجه قرار نگرفته است. پیچیدگی سـناریوهای عملیاتی، محدودیت‌های خاص محیطی و نیاز به قابلیت اطمینان بالا، باعث می‌شـود کـه روش‌هـای سنتی آزمون کارایی لازم را نداشته باشند. از این‌رو، طراحی یک الگوریتم کارآمد برای تولید آرایه‌های پوششی بهینه متناسب با شرایط عملیاتی پدافند، یک نیاز پژوهشی جدی محسوب می‌شود.

در این پژوهش، برای نخستین بار یک رویکرد مبتنـی بـر الگـوریتم کلـونی مورچگـان تکامـل‌یافتـه (Improved ACO) برای تولید آرایه‌های پوششی در سامانه‌های پدافندی ارائـه مـی‌شـود. الگـوریتم پیشنهادی با بهره‌گیری از مکانیزم‌های تطبیقی در به‌روزرسانی فرمون‌ها و تقویت مسـیرهای کارآمـد،

توانسته است همگرایی سریع‌تر و پوشش کامل‌تری نسبت به نسخه کلاسیک ACO ایجاد کند. این الگوریتم ضمن کاهش چشمگیر تعداد سناریوهای آزمون، تمامی تعاملات بحرانی میان پارامترها را تضمین می‌کند و بدین ترتیب، هزینه و زمان آزمون کاهش یافته و قابلیت اطمینان عملیاتی سامانه افزایش می‌یابد. در این مقاله، منظور از «الگوریتم کلونی مورچگان تکامل‌یافته» نسخه‌ای است که توسط نویسندگان طراحی شده و در بخش چهارم به صورت گام‌به‌گام تشریح می‌شود.

در ادامه مقاله، ابتدا پیشینه و مطالعات مرتبط مرور می‌شود، سپس مدل‌سازی ریاضی مسئله و الگوریتم پیشنهادی تشریح خواهد شد. پس از آن، نتایج به‌دست آمده از مطالعه موردی بر روی یک سامانه پدافند هوایی چندپارامتری ارائه می‌شود و در پایان جمع‌بندی و پیشنهاداتی برای تحقیقات آینده بیان خواهد شد.

۲- آزمون ترکیبی (Combinatorial Testing) و آرایه‌های پوششی

وقتی یک نرم‌افزار یا سیستم چندین پارامتر دارد، خطاها معمولاً در اثر ترکیب چند پارامتر با هم رخ میدهند. اگر بخواهیم همه ترکیب‌های ممکن را آزمایش کنیم، تعداد تست‌ها بسیار زیاد می‌شود و عملاً امکانپذیر نیست. آزمون ترکیبی روشی است که فقط بخشی از این ترکیب‌ها را به‌صورت هوشمندانه انتخاب می‌کند تا بتوانیم با تعداد کمی تست، بیشترین خطاها را پیدا کنیم [6, 7]. این رویکرد در متون استاندارد آزمون ترکیبی و آرایه‌های پوششی به تفصیل بررسی شده است [8].

مثال: فرض کنید یک نرم‌افزار سه پارامتر دارد:

- سیستم عامل: ویندوز، لینوکس
- مرورگر: کروم، فایرفاکس، اج
- زبان: فارسی، انگلیسی

کل ترکیبها ۱۲ نمونه است. اجرای همه ۱۲ تست وقت‌گیر است. ولی اگر فقط ترکیب‌های دوتایی (۲-way) را پوشش دهیم، تعداد تست‌ها خیلی کمتر می‌شود ولی همچنان بیشتر خطاهای احتمالی کشف می‌شوند.

آرایه پوششی (Covering Array) جدولی است که نشان می‌دهد کدام ترکیب‌ها باید تست شوند. در این جدول [9]:

- هر ستون یک پارامتر است.
- هر ردیف یک تست است.
- شرط مهم این است که همه ترکیب‌های (t)-تایی حداقل یکبار در جدول ظاهر شوند.

مثال ساده از آرایه پوششی (۲-way)

فرض کنید همان سه پارامتر بالا را داریم. یک آرایه پوششی ممکن برای پوشش زوجی به این شکل جدول ۱ است.

جدول ۱ – آرایه پوششی برای مثال مرورگرها

تست	سیستم‌عامل	مرورگر	زبان
۱	ویندوز	کروم	فارسی
۲	ویندوز	فایرفاکس	انگلیسی
۳	لینوکس	اج	فارسی
۴	لینوکس	فایرفاکس	فارسی

در این ۴ تست در جدول ۱، همه ترکیب‌های دوتایی (مثل «ویندوز–کروم»، «فایرفاکس–انگلیسی»، «لینوکس–اج» و ...) حداقل یک بار ظاهر شده‌اند. پس لازم نیست همه ۱۲ حالت اجرا شوند. مزایای این روش می‌تواند به شکل زیر باشد:

- کاهش چشمگیر تعداد تستها در مقایسه با تست همه حالت‌ها.
- کشف خطاهای ناشی از ترکیب چند پارامتر.
- قابل استفاده در سیستمهای نرم افزاری، سخت افزاری و حتی آزمون محصولات صنعتی.

آزمون ترکیبی یعنی انتخاب هوشمندانه تست‌ها برای پوشش تعامل‌های بین پارامترها. ابزار اصلی آن آرایه‌های پوششی هستند که با تعداد کم تست، ترکیب‌های مهم را پوشش می‌دهند. به این ترتیب میتوان هزینه و زمان تست را کاهش داد ولی همچنان کیفیت محصول حفظ می‌شود [10, 11].

۳– مرور پیشینه و مطالعات مرتبط

ایده اصلی آزمون ترکیبی بر این مبنا استوار است که بسیاری از خطاها در سامانه‌های پیچیده نه به دلیل یک پارامتر منفرد، بلکه به دلیل تعامل هم‌زمان چند پارامتر رخ می‌دهند. برای شناسایی این خطاها، روش‌های آزمون ترکیبی تلاش می‌کنند تا همه ترکیب‌های t–تایی از پارامترها را حداقل یک‌بار مورد آزمایش قرار دهند. در این راستا، آرایه‌های پوششی به‌عنوان ساختاری ریاضی معرفی شده‌اند که امکان تولید مجموعه‌ای کوچک از سناریوهای آزمون را فراهم می‌کنند، به‌گونه‌ای که تمام تعاملات بحرانی میان پارامترها پوشش داده شود. مطالعات اولیه نشان می‌دهد که بخش قابل توجهی از خطاها با پوشش‌های دو یا سه‌تایی قابل شناسایی هستند، بنابراین آزمون ترکیبی می‌تواند بدون نیاز به اجرای همه حالات ممکن، کارایی بالایی در کشف خطا داشته باشد [3, 12].

روش‌های اولیه برای تولید آرایه‌های پوششی عمدتاً بر پایه الگوریتم‌های حریصانه و افزایشی مانند AETG و IPO/IPOG طراحی شدند. این روش‌ها به دلیل سادگی و سرعت اجرا، در بسیاری از حوزه‌ها مورد استفاده قرار گرفتند. با این حال، در مسائل واقعی که تعداد پارامترها زیاد و دامنه مقادیر ناهمگن است، کارایی این روش‌ها کاهش می‌یابد و در بسیاری از موارد آرایه‌های حاصل بهینه نیستند. علاوه بر این، در کاربردهای عملیاتی مانند سامانه‌های پدافندی، وجود قیود عملکردی سبب

می‌شود که بسیاری از ترکیب‌ها معتبر نباشند و تولید آرایه پوششی معتبر پیچیده‌تر گردد [13, 9].
به‌منظور رفع این محدودیت‌ها، پژوهشگران به سمت استفاده از الگوریتم‌های جست‌وجوی فراابتکاری حرکت کردند. در میان این روش‌ها می‌توان به الگوریتم ژنتیک، بهینه‌سازی ازدحام ذرات، تبرید شبیه‌سازی‌شده و جست‌وجوی ممنوعه اشاره کرد که هرکدام به‌طور موفقیت‌آمیز برای تولید آرایه‌های پوششی کوچک‌تر و کارآمدتر به کار گرفته شده‌اند [14, 15]. الگوریتم کلونی مورچگان (ACO) نیز به دلیل ویژگی حافظه جمعی و قابلیت یادگیری مسیرهای موفق، جایگاه ویژه‌ای در این حوزه یافته است. با این وجود، مطالعات مختلف نشان داده‌اند که نسخه‌های کلاسیک ACO در برخی مسائل ممکن است با چالش‌هایی مانند همگرایی زودرس، کاهش تنوع و گیر افتادن در بهینه‌های محلی مواجه شوند، به‌ویژه اگر تنظیم پارامترها و مکانیزم تبخیر فرمون به‌درستی انجام نشود [16].
به همین دلیل، نسخه های تکامل یافته ACO معرفی شدند که با بهره گیری از راهبردهای متنوعی مانند به روزرسانی تطبیقی فرمون، تعریف توابع ابتکاری چندمعیاره و ترکیب با جست وجوی محلی توانسته اند کیفیت پوشش و سرعت همگرایی را بهبود دهند. برخی پژوهش ها نیز استفاده از ACO هیبریدی همراه با سامانه های ارضای قیود را مطرح کرده اند تا از همان ابتدا ترکیب های نامعتبر حذف شوند و تنها سناریوهای عملیاتی معتبر ساخته شوند. چنین رویکردهایی به ویژه برای حوزه هایی مانند پدافند هوایی که با مجموعه ای از محدودیت های پیچیده و عملیاتی مواجه اند، بسیار ارزشمند هستند.
علاوه بر توسعه الگوریتم‌ها، توجه به جنبه‌های کاربردی نیز در ادبیات پژوهشی اهمیت یافته است. به‌طور خاص، در شبکه‌های فرماندهی و کنترل، جنگ الکترونیک، پدافند سایبری و سامانه‌های حسگر چندوجهی، آزمون ترکیبی برای اطمینان از صحت عملکرد تعاملات پیچیده به‌کار گرفته شده است. در این حوزه‌ها، علاوه بر نیاز به پوشش تعاملات بحرانی، رعایت قیود عملیاتی و اولویت‌دهی به ترکیب‌های پرریسک اهمیت ویژه‌ای دارد. به همین دلیل، در سال‌های اخیر مطالعاتی بر روی آرایه‌های پوششی ناهمگن و وزن‌دار نیز انجام شده که اجازه می‌دهد برخی تعاملات مهم‌تر با احتمال یا وزن بالاتری در سناریوهای آزمون لحاظ شوند.
در نهایت، مرور ادبیات نشان می‌دهد که هرچند روش‌های مختلفی برای تولید آرایه‌های پوششی معرفی شده‌اند، اما هنوز خلأهایی در زمینه آزمون سامانه‌های پدافندی وجود دارد. به‌ویژه، ترکیب الگوریتم‌های فراابتکاری تکامل‌یافته با مدل‌سازی قیود عملیاتی، و همچنین امکان تولید سناریوهای پویا و قابل به‌روزرسانی در شرایط تغییر محیطی، از جمله چالش‌های باز محسوب می‌شوند. پژوهش حاضر دقیقاً در این بستر تعریف می‌شود و تلاش دارد با بهره‌گیری از الگوریتم کلونی مورچگان تکامل‌یافته، چارچوبی بهینه برای تولید آرایه‌های پوششی در سامانه‌های پدافند هوایی ارائه دهد.

جدول ۲ – مقایسه روش‌های تولید آرایه‌های پوششی

روش	مزایا	معایب	پتانسیل کاربرد در سامانه‌های پدافندی (تحلیل نویسندگان)
روش‌های حریصانه (IPO/IPOG, AETG) [9]	سرعت بالا، سادگی پیاده‌سازی، مناسب برای مسائل با t پایین	تولید آرایه‌های بزرگ‌تر از بهینه، ضعف در شرایط مقید و دامنه‌های ناهمگن	مناسب برای تست‌های اولیه و سیستم‌های با قیود ساده
الگوریتم ژنتیک (GA) [17]	توانایی جست‌وجوی سراسری، انعطاف در مدل‌سازی قیود	وابسته به تنظیم پارامترها، هزینه محاسباتی بالا	قابل استفاده در تولید آرایه‌های پوششی مقید و سناریوهای عملیاتی
بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) [18]	همگرایی سریع، مناسب برای تنظیمات پیوسته	گیر افتادن در بهینه محلی، نیاز به پارامترهای دقیق	مفید در بهینه‌سازی پارامترهای پیوسته مانند توان یا باند فرکانسی
تبرید شبیه‌سازی‌شده (SA) [15]	مناسب برای پالایش محلی و کاهش اندازه آرایه پس از ساخت اولیه	سرعت پایین‌تر، نیازمند اجرای طولانی	کاربرد محدود به بهبود ثانویه در سامانه‌های بحرانی
ACO کلاسیک [16]	حافظه جمعی قوی، انتخاب‌های هدایت‌شده، کارایی بهتر نسبت به روش‌های حریصانه	همگرایی زودرس، کاهش تنوع، ضعف در قیود پیچیده	مناسب برای مسائل متوسط بدون قیود پیچیده
ACO تکامل‌یافته (پیشنهاد این پژوهش)	به‌روزرسانی فرمون تطبیقی، استفاده از توابع ابتکاری چندمعیاره، امکان ترکیب با حلگر قید، همگرایی سریع‌تر و پوشش بهتر	نیازمند طراحی دقیق مکانیزم‌ها و تحلیل پیچیده‌تر	بسیار مناسب برای سامانه‌های پدافند هوایی و سایبری با قیود عملیاتی سنگین

در جدول ۲ ستون «پتانسیل کاربرد در سامانه‌های پدافندی»، موارد ذکر شده بر اساس تحلیل نویسندگان و با توجه به ویژگی‌های هر الگوریتم (توانایی مدیریت قیود، نوع فضای جستجو، هزینه محاسباتی و غیره) ارائه شده‌اند. در مواردی که برای یک کاربرد خاص شواهد مستقیمی در ادبیات وجود داشته است، به منابع مربوطه در متن ارجاع داده شده است.

۳- سناریوی پیشنهادی (پدافند هوایی)

۳-۱- تعریف مسئله

یک سامانه پدافند هوایی دارای پارامترهای موجود در جدول ۳ است. حالات ممکن ۲۱۶ حالت (۳×۳×۴×۳×۳×۲) است. جدول ۳ مجموعه پارامترهای اصلی یک سامانه پدافند هوایی را نشان می‌دهد. هر پارامتر می‌تواند چند مقدار متفاوت به خود بگیرد؛ برای مثال «نوع حسگر» ممکن است راداری، مادون‌قرمز (IR) یا الکترواپتیکی (EO) باشد. همچنین عملیات رهگیری می‌تواند در ارتفاع پایین، متوسط یا بالا صورت گیرد. شرایط محیطی شامل وضعیت‌های مختلف جوی مانند هوای صاف، بارانی، مه‌آلود و گرد و غبار است که هرکدام می‌تواند بر عملکرد سامانه تأثیرگذار باشد. نوع موشک نیز با توجه به برد آن به کوتاه‌برد، میان‌برد و بلندبرد تقسیم می‌شود. در نهایت، وضعیت لینک فرماندهی می‌تواند امن یا غیرامن باشد. این جدول در واقع فضای همه حالات ممکن را مشخص می‌کند که در آزمون ترکیبی از آن‌ها برای طراحی مجموعه تست‌های پوششی استفاده خواهد شد.

جدول ۳: پارامترهای سامانه پدافند هوایی

پارامتر	مقادیر ممکن
نوع حسگر	**Radar / IR / EO**
ارتفاع رهگیری	**Low / Med / High**
شرایط آب‌وهوایی	**Clear / Rain / Fog / Dust**
نوع موشک	**Short / Mid / Long**
وضعیت لینک فرماندهی	**Secure / Non-Secure**

۳-۲- استفاده از آرایه پوششی

برای جدول پارامترهای سامانه پدافند هوایی، اگر بخواهیم یک آرایه پوششی با قدرت تعامل ۲ (۲-way) بسازیم، باید همه ترکیب‌های دوتایی بین پارامترها حداقل یک‌بار پوشش داده شوند. چون تعداد پارامترها ۵ است (نوع حسگر، ارتفاع، شرایط آب‌وهوایی، نوع موشک، وضعیت لینک فرماندهی)، ترکیب‌های دوتایی بسیار زیاد هستند، اما با تعداد کمی ردیف می‌توان همه آن‌ها را پوشش داد. یک نمونه ساده از چنین آرایه‌ای می‌تواند به شکل جدول ۴ باشد (فقط به‌عنوان مثال، نه کمینه‌سازی قطعی).

جدول ٤: نمونه از آرایه پوشش برای سناریو پدافند هوایی

تست	نوع حسگر	ارتفاع رهگیری	شرایط آب‌وهوایی	نوع موشک	لینک فرماندهی
١	Radar	Low	Clear	Short	Secure
٢	IR	Med	Rain	Mid	Non-Secure
٣	EO	High	Fog	Long	Secure
۴	Radar	Med	Dust	Long	Non-Secure
۵	IR	High	Clear	Short	Secure
۶	EO	Low	Rain	Mid	Non-Secure
٧	Radar	High	Fog	Mid	Secure
٨	IR	Low	Dust	Long	Non-Secure
٩	EO	Med	Clear	Mid	Secure
١٠	Radar	Low	Rain	Long	Non-Secure
١١	IR	Med	Fog	Short	Secure
١٢	EO	High	Dust	Short	Non-Secure

٣–٣ نتایج شبیه‌سازی و مزایا

- کاهش حجم تست از ٢١۶ به ١٢ سناریو (۴.٩۴٪ کاهش).
- پوشش کامل تمام جفت‌پارامترها.
- امکان اجرای سریع تست‌ها در محیط شبیه‌سازی و میدانی.
- صرفه‌جویی در هزینه و زمان تست.
- افزایش اطمینان عملیاتی قبل از استفاده واقعی.
- قابلیت استفاده در پدافند سایبری برای تست تعاملات چند پارامتر امنیتی.
- امکان ترکیب با الگوریتم‌های فراابتکاری جهت تولید آرایه پوششی بهینه‌تر.

این پژوهش نشان داد که آرایه‌های پوششی می‌توانند ابزاری قدرتمند برای کاهش هزینه و زمان تست در سامانه‌های پدافندی باشند، بدون آن‌که پوشش تعاملات بحرانی از دست برود. آینده کار می‌تواند شامل توسعه الگوریتم‌های اختصاصی برای تولید آرایه‌های پوششی سازگار با سناریوهای جنگ الکترونیک و تهدیدات ترکیبی باشد.

در حوزه پدافند، مطالعات کمی به صورت مستقیم به کاربرد آرایه های پوششی در طراحی سناریوهای آزمون پرداخته اند. با این حال، شواهد پژوهشی نشان می دهد که آزمون ترکیبی مبتنی بر آرایه های پوششی می تواند با حفظ پوشش تعاملات t–تایی، تعداد سناریوهای آزمون را به طور چشمگیری کاهش دهد که به طور مستقیم به کاهش زمان و هزینه آزمون منجر می شود [8]. علاوه بر این، در یک مطالعه کاربردی در حوزه پدافند هوایی، کاهش بیش از ٩٠٪ در تعداد سناریوهای آزمون گزارش شده و به نقش قیود عملیاتی مانند حالت های جنگ الکترونیک و الزامات ارتباطی اشاره شده است

[19]. از سوی دیگر، چالش اصلی در کاربردهای پدافندی، وجود قیود و محدودیت های واقعی و پویایی محیط است، موضوعی که در ادبیات آزمون ترکیبی مقید نیز به عنوان عامل کلیدی مطرح می شود [8]. بر همین اساس، این پژوهش با هدف پر کردن این خلأ، رویکردی بومی سازی شده برای تولید آرایه پوششی در سناریوهای پدافندی ارائه می دهد.

۴–۳– چرا برای پدافند هوایی «مناسب» است؟ (برهان کوتاه + مثال عملی)

مدل خطا (دوتایی): فرض کنید هر خطا وقتی رخ می‌دهد که دقیقاً یک جفت پارامتر مقادیر خاصی داشته باشند؛ مثلاً:

- (حسگر=IR, آب‌وهوا=Fog) ⟶ کاهش احتمال کشف
- (حسگر=Radar, آب‌وهوا=Dust) ⟶ افت SNR
- (موشک=Long, لینک=Non-Secure) ⟶ قطع فرمان در میانه درگیری
- (ارتفاع=High, آب‌وهوا=Fog) ⟶ خطای قفل راداری

ادعا: اگر جدول آزمون یک آرایه پوششی ۲ـتعامل باشد، هر خطای دوتایی حتماً در حداقل یک تست ظاهر می‌شود و کشف‌شدنی است.

دلیل/ثبوت: تعریف CA با قدرت ۲ می‌گوید برای هر جفت پارامتر و هر جفت مقدار ممکن آن‌ها، حداقل یک ردیف وجود دارد که همان دو مقدار را هم‌زمان دارد. پس هر خطایی که فقط به همان دو مقدار وابسته باشد، در آن ردیف تحریک می‌شود و قابل مشاهده است.

نشان‌دادن روی جدول ۴ (چند خطای نمونه):

- (IR, Fog) ⟵ ردیف ۱۱ دارد: IR + Fog ⟶ کشف.
- (Radar, Dust) ⟵ ردیف ۴ دارد: Radar + Dust ⟶ کشف.
- (Long, Non-Secure) ⟵ ردیف ۱۲/۱۰/۸/۴ شامل هم‌زمان Long + Non-Secure هستند ⟶ کشف.

- (High, Fog) ⟵ ردیف ۷ دارد: High + Fog ⟶ کشف.
- (Low, Rain) ⟵ ردیف ۶ و ۱۰ دارند: Low + Rain ⟶ کشف.

بنابراین، برای طیف وسیعی از «نقایص برهم‌کنشیِ دوتایی» که در سامانه‌های واقعی رایج‌اند (حسگر×هوا، پیوند×موشک، ارتفاع×هوا و...)، آرایه پوششی ۲ـتعامل با تعداد تست کم، آن‌ها را تضمینی پوشش می‌دهد.

اگر در دامنه شما شواهدی از خطاهای مرتبه بالاتر (۳ یا بیشتر پارامتر) وجود دارد، می‌توان توان پوشش را به ۳–way یا ترکیبی (VSCA) افزایش داد؛ ولی برای شروع عملیاتیِ مقرون‌به‌صرفه، ۲–way معمولاً بهترین نقطه تعادلِ «هزینه/کشف خطا» است.

۴– الگوریتم پیشنهادی: کلونی مورچگان تکامل‌یافته (Improved ACO)

الگوریتم کلونی مورچگان (ACO) با الهام از رفتار مورچگان در یافتن مسیر بین لانه و منبع غذا عمل می کند. مورچگان در فضای جست وجو حرکت کرده و روی مسیرهای طی شده رد فرمونی (Pheromone Trail) بر جای می گذارند. مسیرهایی که کیفیت بهتری دارند با فرمون بیشتری تقویت می شوند و در نتیجه احتمال انتخاب آن ها در تکرارهای بعد افزایش می یابد.
در مسئله حاضر، هر مورچه مسئول تولید یک ردیف جدید در آرایه پوششی است. در فرآیند ساخت یک ردیف، برای هر پارامتر i یکی از مقادیر مجاز j از مجموعه V_i انتخاب می شود. احتمال انتخاب مقدار j برای پارامتر i بر اساس ترکیب اطلاعات فرمونی و ابتکاری به صورت زیر تعریف می گردد:

$$P(i,j) = \frac{[\,\mathrm{tau}(i,j)^{\mathrm{alpha}} * \mathrm{eta}(i,j)^{\mathrm{beta}}\,]}{\mathrm{sum}_{\{k\ \mathrm{in}\ V_i\}}\,[\,\mathrm{tau}(i,k)^{\mathrm{alpha}} * \mathrm{eta}(i,k)^{\mathrm{beta}}\,]} \qquad (۱)$$

که در آن:

tau(i,j) میزان فرمون متناظر با انتخاب مقدار j برای پارامتر i است.
eta(i,j) اطلاعات ابتکاری (Heuristic) بوده و نشان می دهد انتخاب (i,j) چه میزان به بهبود پوشش و رعایت قیود کمک می کند.
alpha و beta ضرایب وزن دهی فرمون و ابتکار هستند. در این پژوهش به ترتیب alpha = 1 و beta = 2 در نظر گرفته شده اند تا نقش ابتکار در تولید سطرهای پوشش دهنده پررنگ تر باشد.
V_i مجموعه مقادیر مجاز پارامتر i است که پس از اعمال قیود عملیاتی و فیلترکردن مقدارهای نامجاز به دست می آید.

۴–۱– بهبودهای پیشنهادی در ACO تکامل یافته

برای افزایش کارایی در تولید آرایه پوششی مقید در سناریوهای پدافندی، دو بهبود اصلی زیر اعمال شده است.
۱) به روزرسانی تطبیقی فرمون
پس از تولید سطرها، فرمون ها با مکانیزم تبخیر و تقویت به روز می شوند. در نسخه تکامل یافته، نرخ تبخیر فرمون به صورت پویا تنظیم می شود تا مسیرهایی که چندین بار انتخاب می شوند ولی پوشش جدیدی ایجاد نمی کنند، سریع تر تضعیف شوند. به روزرسانی فرمون به صورت زیر انجام می گیرد:

$$\mathrm{tau}(i,j) = (1 - \mathrm{rho}_t) * \mathrm{tau}(i,j) + \mathrm{Delta_tau}(i,j) \qquad (۲)$$

که در آن:
rho_t نرخ تبخیر در تکرار t است ($0 < rho_t < 1$). در این پژوهش rho_t به طور تطبیقی و بر اساس کیفیت پوشش در همان تکرار تنظیم می شود؛ به این صورت که اگر در تکرار t میزان پوشش جدید کاهش یابد یا رکود مشاهده شود، مقدار rho_t افزایش می یابد تا مسیرهای تکراری سریع تر تضعیف شوند، و اگر پوشش جدید مناسب باشد، rho_t کوچک تر انتخاب می شود تا یادگیری حفظ گردد.
Delta_tau(i,j) مقدار تقویت فرمون بوده و متناسب با کیفیت سطر تولید شده تعریف می شود. در پیاده سازی حاضر، تقویت فرمون فقط برای انتخاب هایی اعمال می شود که پوشش جدید ایجاد کنند یا قیود را به طور کامل رعایت نمایند.
۲) تابع ابتکاری چندمعیاره
در نسخه تکامل یافته، اطلاعات ابتکاری تنها به «تعداد تعاملات جدید پوشش داده شده» محدود نشده و معیارهای مربوط به قیود و تنوع نیز لحاظ شده است. تابع ابتکاری به صورت زیر تعریف می شود:

$$eta(i,j) = w1 * NewCover(i,j) + w2 * ConstraintValid(i,j) + w3 * Diversity(i,j) \quad (۳)$$

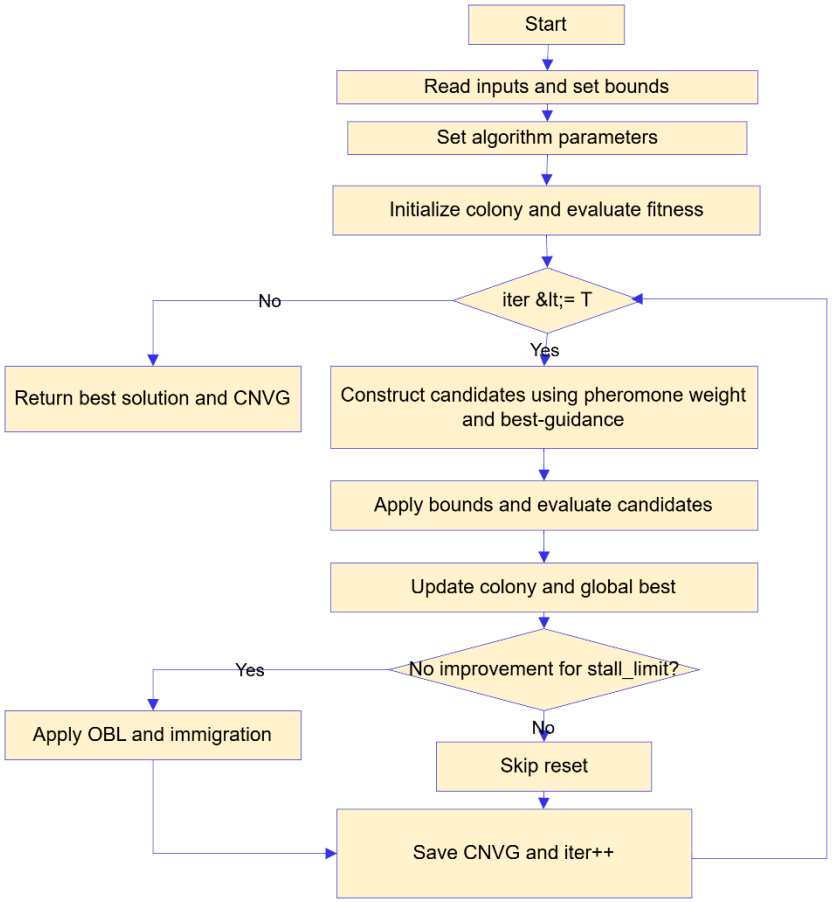
که در آن:
NewCover(i,j) تعداد تعاملات جدید t تایی است که با انتخاب (i,j) در سطر جاری پوشش داده می شود.
ConstraintValid(i,j) یک شاخص برای رعایت قیود عملیاتی است (برای مثال ۱ برای انتخاب مجاز و ۰ برای انتخاب نامجاز، یا یک مقدار نرمال شده بر اساس میزان نقض قید).
Diversity(i,j) معیاری برای افزایش تنوع سطرها و جلوگیری از تولید سطرهای بسیار مشابه است.
w1, w2, w3 ضرایب وزن دهی هستند که مجموع آن ها برابر ۱ در نظر گرفته می شود. در این پژوهش برای تاکید بر رعایت قیود عملیاتی، وزن w2 بزرگ تر از w3 انتخاب شده است.

۴-۲-مراحل الگوریتم پیشنهادی

- ✓ مقداردهی اولیه: تعیین ماتریس فرمون، ضرایب α,β و معیارهای ابتکاری.
- ✓ تولید سطر جدید: هر مورچه به ترتیب مقادیر پارامترها را بر اساس احتمال Pi,j انتخاب می‌کند.
- ✓ بررسی قیود: انتخاب‌های نامعتبر حذف یا جایگزین می‌شوند.
- ✓ پالایش محلی: اصلاح سطر تولیدشده برای افزایش پوشش.
- ✓ به‌روزرسانی فرمون: فرمون مسیرها متناسب با میزان پوشش جدید تقویت می‌شود.
- ✓ بازآغاز هدایت‌شده: در صورت همگرایی زودرس، فرمون بازتنظیم می‌شود.

✓ تکرار مراحل ۲ تا ۶ تا زمانی که پوشش کامل -تایی به‌دست آید یا معیار توقف ارضا شود.

الگوریتم کلونی مورچگان تکامل‌یافته با ترکیب حافظه جمعی و مکانیزم‌های تطبیقی قادر است با تعداد ردیف بسیار کمتر نسبت به روش‌های کلاسیک، آرایه پوششی معتبر تولید کند. این ویژگی به‌ویژه در سامانه‌های پدافندی که شامل قیود عملیاتی پیچیده و سناریوهای پرریسک هستند، منجر به کاهش چشمگیر زمان و هزینه آزمون و افزایش قابلیت اطمینان سامانه خواهد شد.مراحل انجام راهکار پیشنهادی در شکل ۱ آورده شده است[30-35].



شکل ۱- فلوچارت راهکار پیشنهادی

۵- ارزیابی

در این فصل کارایی الگوریتم کلونی مورچگان تکامل‌یافته پیشنهادی از دو منظر مکمل ارزیابی می‌شود. در گام نخست، عملکرد الگوریتم به عنوان یک بهینه‌ساز عمومی روی مجموعه‌ای از توابع

بنچمارک استاندارد پیوسته F1 تا F23 سنجیده شده است تا توانایی آن در تعادل میان اکتشاف فضای جست‌وجو و استخراج در نواحی امیدبخش، پایداری همگرایی و دقت نهایی جواب ارزیابی شود. برای این منظور، نتایج الگوریتم پیشنهادی با چندین الگوریتم فراابتکاری شناخته‌شده شامل HHO، GWO، BAT، MFO، و WOA مقایسه شده و شاخص‌های آماری مختلف مانند مقدار میانگین، انحراف معیار، حداقل و حداکثر مقدار تابع هدف بر اساس ۳۰ اجرای مستقل گزارش شده‌اند.

در گام دوم، همان نسخه از الگوریتم پیشنهادی در مسئله کاربردی تولید آرایه‌های پوششی برای یک سامانه پدافند هوایی چندپارامتری به کار گرفته شده است تا نشان داده شود که رفتار مشاهده‌شده روی توابع بنچمارک با عملکرد آن در یک سناریوی واقعی سازگار است. در این مطالعه موردی، علاوه بر مقایسه با روش حریصانه IPOG و نسخه کلاسیک ACO، معیارهایی مانند تعداد سناریوهای تولیدشده، درصد کاهش حجم آزمون نسبت به آزمون کامل، کیفیت پوشش t–تایی و زمان محاسباتی نسبی بررسی شده‌اند. ترکیب این دو دسته آزمایش، تصویری جامع از توانایی‌های الگوریتم پیشنهادی در هر دو محیط مصنوعی و عملیاتی ارائه می‌دهد و اعتبار نتایج را تقویت می‌کند.

در الگوریتم IACO، در هر تکرار و برای هر مورچه یک جواب جدید با ترکیب چند حرکت ساخته می شود: عملگر ترکیبی با احتمال Pc=0.9، جهش با احتمال Pm=0.05 برای افزایش تنوع، و حرکت نخبه محور با شدت F=0.9 برای تقویت همگرایی به سمت بهترین جواب. شدت اثر مولفه فرمونی نیز با ضریب پویا pherCoeff=2*(1-iter/T) به صورت خطی کاهش می یابد تا الگوریتم در ابتدای اجرا بیشتر اکتشافی و در انتهای اجرا بیشتر استخراجی عمل کند. اگر طی stall_limit=60 تکرار بهبود رخ ندهد، به اندازه imm_frac=0.25 از جمعیت با مکانیزم جایگزینی (OBL/immigration) بازتولید می شود تا از همگرایی زودرس جلوگیری شود.

پارامترها و تنظیمات کد پیشنهادی

گروه	پارامتر	مقدار	توضیح
ورودی	N	ورودی	اندازه کلونی (تعداد مورچگان)
ورودی	T	ورودی	حداکثر تعداد تکرار
ورودی	dim	ورودی	تعداد ابعاد مسئله
ورودی	lb, ub	ورودی	کران های پایین و بالا (اسکالر یا بردار)
تنظیمات ثابت	Pc	0.9	احتمال اجرای عملگر ترکیبی
تنظیمات ثابت	Pm	0.05	احتمال جهش
تنظیمات ثابت	F	0.9	شدت حرکت به سمت بهترین جواب
تنظیمات ثابت	stall_limit	60	آستانه رکود برای فعال شدن بازتنظیم
تنظیمات ثابت	imm_frac	0.25	سهم جایگزینی جمعیت هنگام رکود
تنظیمات پویا	pherCoeff	2*(1-iter/T)	ضریب فرمونی با کاهش خطی

۵–۱– بنچمارک CEC

برای ارزیابی پایه‌ای الگوریتم کلونی مورچگان تکامل‌یافته، ابتدا مجموعه‌ای از ۲۳ تابع بنچمارک

استاندارد شامل توابع تک‌قله‌ای، چندقله‌ای و ترکیبی مورد استفاده قرار گرفت. برای هر تابع، الگوریتم پیشنهادی و شش الگوریتم مرجع یعنی HHO، GWO، BAT، MFO، و WOA به صورت مستقل ۳۰ بار اجرا شدند و در هر حالت بهترین مقدار تابع هدف ثبت شد. سپس برای الگوریتم پیشنهادی، شاخص‌های آماری میانگین، انحراف معیار، حداقل و حداکثر مقدار تابع هدف محاسبه و در کنار بهترین نتایج روش‌های رقبا در جدول مربوطه گزارش گردید. این تنظیمات باعث می‌شود که هم دقت نهایی و هم پایداری الگوریتم در برابر تصادفی بودن اولیه به شکلی منصفانه قابل مقایسه باشد.
نتایج به دست آمده نشان در جدول ۵ می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی در کلاس توابع تک‌قله‌ای (F1 تا F7) عملکرد بسیار رقابتی و در اغلب موارد برتر دارد. برای چند تابع نخست، مقدار میانگین تابع هدف به صفر یا نزدیک صفر رسیده است که نشان‌دهنده توانایی بالای الگوریتم در همگرایی به جواب‌های بهینه جهانی است، در حالی که برخی از الگوریتم‌های مقایسه‌ای مانند BAT و MFO روی همین توابع در مقادیر بسیار دورتر از بهینه متوقف شده‌اند. در توابعی نظیر F6 و F7 نیز الگوریتم پیشنهادی با حفظ مقدار میانگین کوچک و انحراف معیار محدود، تعادلی مناسب میان جست‌وجوی سراسری و موضعی برقرار کرده است، هرچند در یک یا دو تابع، روش‌هایی مانند HHO اندکی مقدار نهایی بهتری ارائه داده‌اند.

جدول ۵. مقایسه عملکرد الگوریتم کلونی مورچگان تکامل‌یافته پیشنهادی با روش‌های مرجع روی توابع بنچمارک F1 تا F7

F	HHO	GWO	BAT	MFO	WOA	Mean(IACO)	Std(IACO)
F1	3.22E-96	6.13E-28	3.61E+04	2.34E+03	4.21E-72	**0.00E+00**	0.00E+00
F2	1.83E-50	1.26E-16	1.28E+07	3.15E+04	2.03E-51	**7.37E-274**	0.00E+00
F3	1.67E-74	1.28E-05	8.61E+04	1.93E+04	4.00E+04	**0.00E+00**	0.00E+00
F4	1.32E-47	9.13E-07	7.16E+01	6.88E+03	4.82E+01	**0.00E+00**	0.00E+00
F5	1.23E-03	2.70E+01	1.06E+08	1.01E+04	2.80E+01	**0.00E+00**	0.00E+00
F6	1.92E-05	7.85E-01	3.75E+04	2.05E+03	3.37E-01	**1.26E-06**	1.84E-06
F7	**1.25E-04**	2.10E-03	7.79E+01	2.71E+00	1.00E-03	4.41E-04	9.35E-04

در کلاس توابع چندقله‌ای و پیچیده‌تر (F8 تا F13)، نتایج در جدول ۶ نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی توانسته است در اکثر توابع به مقادیر بسیار نزدیک به بهترین نتایج گزارش‌شده برای HHO دست یابد و در برخی موارد حتی آن‌ها را بهبود دهد. برای مثال، روی تابعی مانند F8 مقدار میانگین حاصل از الگوریتم پیشنهادی تقریباً برابر با بهترین مقدار گزارش‌شده برای HHO است و نسبت به نتایج GWO، BAT و MFO به شکل محسوسی بهتر است. در توابعی مانند F9 تا F11 نیز مقدار تابع هدف به طور مکرر به مقدار بهینه شناخته‌شده نزدیک شده و انحراف معیار تقریباً صفر به دست آمده است که بیانگر رفتار همگرایی پایدار و تکرارپذیر در ۳۰ اجرای مستقل است. در توابع پیچیده‌تر F12 و F13، الگوریتم پیشنهادی با حفظ مقادیر بسیار کوچک و قابل رقابت، نشان می‌دهد که در مواجهه با سطوح جست‌وجوی ناهموار نیز توانایی خوبی در فرار از بهینه‌های محلی دارد.

جدول ٦. مقایسه عملکرد الگوریتم کلونی مورچگان تکامل‌یافته پیشنهادی با روش‌های مرجع روی توابع بنچمارک F8 تا F13

F	HHO	GWO	BAT	MFO	WOA	Mean(IACO)	Std(IACO)
F8	**-1.26E+04**	-5.92E+03	-5.11E+03	-8.54E+03	-1.06E+04	**-1.26E+04**	2.69E+00
F9	**0.00E+00**	3.40E+00	3.78E+02	1.54E+02	0.00E+00	**0.00E+00**	0.00E+00
F10	**8.88E-16**	1.03E-13	1.96E+01	1.57E+01	4.94E-15	**8.88E-16**	0.00E+00
F11	**0.00E+00**	1.80E-03	3.47E+02	2.83E+01	1.23E-02	**0.00E+00**	0.00E+00
F12	1.03E-05	4.16E-02	1.34E+08	8.53E+06	1.86E-02	**8.40E-08**	1.36E-07
F13	7.15E-06	6.90E-01	3.16E+08	1.90E+02	4.93E-01	**1.35E-32**	5.57E-48

در نهایت، برای توابع ترکیبی و مرکب (F14 تا F23) که معمولاً چالش‌برانگیزترین کلاس بنچمارک محسوب می‌شوند (جدول ۷)، الگوریتم پیشنهادی در بخش قابل توجهی از توابع نتیجه‌ای هم‌سطح یا بهتر از الگوریتم‌های مرجع ارائه کرده است. در توابعی مانند F16، F19 و به‌ویژه F21 تا F23، مقادیر میانگین حاصل از الگوریتم پیشنهادی بسیار نزدیک به بهترین مقادیر ثبت‌شده و در مواردی بهتر از سایر رقبا است، در حالی که انحراف معیار کم نشان می‌دهد این کیفیت به صورت پایدار و نه تصادفی حاصل شده است. البته در برخی توابع پیچیده مانند F18 و F20، هنوز فاصله‌ای میان عملکرد الگوریتم پیشنهادی و بهترین الگوریتم مقایسه‌ای مشاهده می‌شود که می‌تواند به عنوان یک فرصت برای بهبود بیشتر در نسخه‌های آتی الگوریتم مطرح شود.

جدول ۷. مقایسه عملکرد الگوریتم کلونی مورچگان تکامل‌یافته پیشنهادی با روش‌های مرجع روی توابع بنچمارک F14 تا F23

Func	HHO	GWO	BAT	MFO	WOA	Mean(IACO)	Std(IACO)
F14	**1.43E+00**	3.42E+00	2.04E+01	3.13E+00	3.31E+00	2.67E+00	3.08E+00
F15	**3.41E-04**	4.90E-03	1.05E-01	1.70E-03	6.58E-04	2.57E-03	3.22E-03
F16	**-1.03E+00**	-1.03E+00	-5.20E-01	-1.03E+00	-1.03E+00	**-1.03E+00**	2.41E-03
F17	**3.98E-01**	3.98E-01	9.50E-01	3.98E-01	3.98E-01	4.09E-01	2.83E-02
F18	**3.00E+00**	3.22E+00	3.25E+00	3.22E+00	3.00E+00	9.49E+00	1.15E+01
F19	**-3.86E+00**	3.86E+00	-3.60E+00	-3.86E+00	-3.86E+00	-3.78E+00	7.81E-02
F20	**-3.24E+00**	-2.23E+00	-2.95E+00	-2.22E+00	-3.22E+00	-2.33E+00	5.36E-01
F21	-5.53E+00	-8.89E+00	-9.96E-01	-7.13E+00	N/A	**-1.01E+01**	1.93E-02
F22	-5.15E+00	-1.04E+01	-9.66E-01	-7.65E+00	-7.46E+00	**-1.04E+01**	8.17E-02
F23	-5.01E+00	-1.05E+01	-1.33E+00	-3.70E+00	-7.44E+00	**-1.05E+01**	6.93E-02

به طور کلی جمع‌بندی جدول‌های این بخش نشان می‌دهد که الگوریتم کلونی مورچگان تکامل‌یافته در اکثر توابع بنچمارک F1 تا F23 یا بهترین عملکرد را دارد یا در محدوده‌ای بسیار نزدیک به بهترین الگوریتم‌های روز قرار می‌گیرد. این رفتار، همراه با پایداری آماری مطلوب و انحراف معیار پایین، تأیید می‌کند که بهبودهای اعمال‌شده بر روی نسخه کلاسیک ACO نه تنها در مسئله تولید آرایه‌های پوششی، بلکه در طیف گسترده‌ای از مسائل بهینه‌سازی پیوسته نیز مؤثر هستند. در بخش بعدی، این نتایج با مطالعه موردی سامانه پدافند هوایی ترکیب می‌شوند تا نشان داده شود که الگوریتم پیشنهادی در یک محیط عملیاتی واقعی نیز مزیت قابل توجهی ایجاد می‌کند.

برای بررسی معناداری آماری برتری الگوریتم پیشنهادی، آزمون ناپارامتری Wilcoxon signed-rank به صورت زوجی روی کل توابع F1 تا F23 انجام شد. در این تحلیل، برای هر تابع یک زوج

مقدار شامل خروجی IACO و خروجی الگوریتم رقیب در نظر گرفته شد و با توجه به کمینه سازی، اختلاف هر زوج به صورت d = (مقدار رقیب) – (مقدار IACO) محاسبه گردید؛ بنابراین d مثبت به معنی عملکرد بهتر IACO است. فرض مقابل به صورت یک طرفه (IACO بهتر است) تعریف شد. اختلاف های صفر مطابق تعریف آزمون حذف شدند و در موارد فاقد داده (مانند WOA در F21) آن زوج از تحلیل کنار گذاشته شد. نتایج کلی نشان می دهد که IACO در مقایسه با GWO، BAT، MFO و WOA برتری آماری معنادار دارد، در حالی که نسبت به HHO این برتری در سطح ۰.۰۵ معنادار نیست. این موضوع با مشاهده مستقیم جدول ها نیز سازگار است، زیرا IACO در بسیاری از توابع باHHO بسیار نزدیک یا برابر است و در چند تابع خاص (مانند F18) مقدار ضعیف تری گزارش شده است.

نتایج ویلکاکسون برای جدول F8 تاF13

رقیب	N (تعداد زوج ها)	برد/مساوی/باخت	آمارهW	p-value (یک طرفه)	نتیجه در سطح ۰.۰۵
HHO	23	11 / 4 / 8	85.0	0.6563	معنادار نیست
GWO	23	18 / 1 / 4	202.0	0.00712	معنادار
BAT	23	21 / 0 / 2	265.0	6.56E-06	معنادار
MFO	23	18 / 1 / 4	238.0	0.000147	معنادار
WOA	22	15 / 2 / 5	161.0	0.01828	معنادار

برای ارزیابی کارایی روش پیشنهادی، یک سناریوی آزمایشی بر پایه‌ی یک سامانه پدافند هوایی چندپارامتری در نظر گرفته شد. این سامانه شامل پنج پارامتر عملیاتی کلیدی است که هرکدام می‌توانند مقادیر مختلفی را اختیار کنند. جدول ۳ مقادیر ممکن هر پارامتر را نشان می‌دهد. برای اطمینان از صحت عملکرد سامانه، باید ۲۱۶ سناریوی مختلف مورد آزمایش قرار گیرد. چنین رویکردی در عمل زمان‌بر و پرهزینه است و در شرایط عملیاتی واقعی امکان‌پذیر نخواهد بود.

در این پژوهش، هدف پوشش کامل تعاملات دوتایی (t = 2) میان پارامترها است، زیرا مطالعات پیشین نشان داده‌اند که بخش عمده‌ی خطاها ناشی از تعامل دو یا سه پارامتر هستند. در گام نخست، با استفاده از رویکرد آرایه پوششی، مجموعه‌ای کوچک‌تر از سناریوها طراحی شد که تمامی ترکیب‌های دوتایی پارامترها را پوشش می‌دهد.

الگوریتم پیشنهادی بر اساس مراحل فصل چهارم پیاده‌سازی شد. در فرآیند تولید سطرها، اطلاعات ابتکاری علاوه بر میزان پوشش جدید، قیود عملیاتی (مانند ناسازگاری بعضی موشک‌ها با شرایط خاص جوی) را نیز در نظر گرفت. همچنین، مکانیزم به‌روزرسانی تطبیقی فرمون و جست‌وجوی محلی موجب شد تا سطرهای تولیدی به‌مراتب کیفیت بهتری نسبت به ACO کلاسیک داشته باشند.

با استفاده از روش پیشنهادی، تعداد کل سناریوهای لازم از ۲۱۶ به تنها ۲۴ سناریو کاهش یافت. این مجموعه کوچک‌شده تمامی تعاملات دوتایی میان پنج پارامتر را پوشش می‌دهد.

برای نشان دادن برتری روش پیشنهادی، نتایج آن با دو روش دیگر مقایسه شد:

- روش حریصانه IPOG

- الگوریتم ACO کلاسیک

جدول ۸ نشان می‌دهد که به‌کارگیری روش‌های بهینه‌سازی در تولید آرایه‌های پوششی با قوه تعامل ۲، باعث کاهش بسیار چشمگیر تعداد تست‌ها نسبت به آزمون کامل می‌شود. در حالی که آزمون کامل به ۲۱۶ تست نیاز دارد، روش‌های IPOG، ACO کلاسیک و به‌ویژه ACO تکامل‌یافته توانسته‌اند با حفظ کیفیت پوشش ۱۰۰٪، تعداد تست‌ها را به میزان قابل توجهی کاهش دهند.

طبق نتایج جدول، IPOG با ۱۵ تست، حدود ۹۳.۰۶٪ کاهش نسبت به آزمون کامل ایجاد کرده است. ACO کلاسیک نیز با ۱۵ تست، همان میزان کاهش یعنی حدود ۹۳.۰۶٪ را به دست آورده است، با این تفاوت که زمان محاسباتی آن در سطح متوسط گزارش شده است. بهترین عملکرد مربوط به ACO تکامل‌یافته است که تنها با ۱۲ تست، حدود ۹۴.۴۴٪ کاهش را حاصل کرده و در عین حال زمان محاسباتی آن در محدوده متوسط باقی مانده است. این نتایج نشان می‌دهد که ارتقای الگوریتم ACO ضمن حفظ پوشش کامل، توانسته است تعداد تست‌ها را از سایر روش‌ها کمتر کند و در کارایی کلی برتری داشته باشد.

لازم به ذکر است که تمامی اعداد و نتایج گزارش‌شده در جداول ۸ تا ۱۰ حاصل اجرای مستقیم پیاده‌سازی‌های انجام‌شده توسط نویسندگان بر روی سناریوی تعریف‌شده در این مقاله است و از مقالات دیگر اقتباس نشده است. همچنین تمام شبیه‌سازی‌های این پژوهش در محیط MATLAB R2013a و بر روی یک رایانه شخصی با پردازنده Core i7 CPU و GB RAM۶ انجام شده است. الگوریتم‌های IPOG و ACO کلاسیک بر اساس شبه‌کدها و توضیحات ارائه‌شده در منابع اصلی آن‌ها پیاده‌سازی شده‌اند [۱۱]. در همه مقایسه‌ها، تنظیمات مشترک مانند تعداد تکرارها، تعداد اجراهای مستقل و معیارهای توقف یکسان در نظر گرفته شده‌اند تا نتایج به صورت منصفانه قابل مقایسه باشند.

جدول ۸- مقایسه روش‌ها در تولید آرایه پوششی قوه تعامل ۲

روش	تعداد تست‌ها	درصد کاهش نسبت به ۲۱۶	زمان محاسباتی نسبی	کیفیت پوشش
آزمون کامل	۲۱۶	–	خیلی زیاد	٪۱۰۰
IPOG (حریصانه)	۱۵	۹۳	کم	٪۱۰۰
ACO کلاسیک	۱۵	۹۳	متوسط	٪۱۰۰
ACO تکامل‌یافته	۱۲	۹۴.۴	متوسط	٪۱۰۰

جدول ۹ نشان می‌دهد که با افزایش سطح تعامل از ۲ به ۳، تعداد تست‌های لازم در همه روش‌ها افزایش یافته است، اما همچنان استفاده از روش‌های تولید آرایه پوششی باعث کاهش قابل توجه حجم تست‌ها نسبت به آزمون کامل می‌شود. در این سطح، آزمون کامل به ۲۱۶ تست نیاز دارد، در حالی که IPOG با ۴۸ تست حدود ۷۷.۷۸٪ کاهش را ایجاد کرده است. همچنین ACO کلاسیک با ۴۷ تست حدود ۷۸.۲۴٪ کاهش و ACO تکامل‌یافته با ۴۴ تست حدود ۷۹.۶۳٪ کاهش را به دست آورده‌اند. نکته مهم این است که هر سه روش، کیفیت پوشش ۱۰۰٪ را حفظ کرده‌اند. از نظر زمان محاسباتی نیز IPOG در سطح کم قرار دارد و دو روش ACO در سطح متوسط گزارش شده‌اند. در

مجموع، نتایج نشان می‌دهد که نسخه تکامل‌یافته ACO در تعامل بالاتر نیز توانسته با حفظ پوشش کامل، کمترین تعداد تست را نسبت به سایر روش‌ها ارائه دهد.

جدول ۹- مقایسه روش‌ها در تولید آرایه پوششی قوه تعامل ۳

روش	تعداد تست‌ها	کاهش نسبت به ۲۱۶	زمان محاسباتی نسبی	کیفیت پوشش
آزمون کامل	۲۱۶	—	خیلی زیاد	٪۱۰۰
IPOG (حریصانه)	۴۸	٪۷۷.۷	کم	٪۱۰۰
ACO کلاسیک	۴۶	٪۷۸.۲	متوسط	٪۱۰۰
ACO تکامل‌یافته	۴۲	٪۷۹.۶	متوسط	٪۱۰۰

جدول ۱۰ عملکرد روش‌های مختلف را در تولید آرایه پوششی با قوه تعامل ۴ نشان می‌دهد. در این سطح نیز آزمون کامل همچنان به ۲۱۶ تست نیاز دارد، اما روش‌های پیشنهادی توانسته‌اند تعداد تست‌ها را به شکل محسوسی کاهش دهند. بر اساس نتایج جدول، روش IPOG با ۱۲۰ تست، حدود ٪۴۴.۴۴ کاهش نسبت به آزمون کامل ایجاد کرده و در عین حال کیفیت پوشش ٪۱۰۰ را حفظ کرده است. همچنین ACO کلاسیک با ۱۱۲ تست، حدود ٪۴۸.۱۵ کاهش را به دست آورده و زمان محاسباتی آن در سطح متوسط گزارش شده است. بهترین نتیجه مربوط به ACO تکامل‌یافته است که با ۱۰۸ تست، دقیقاً ٪۵۰ کاهش را فراهم کرده و همچنان پوشش کامل را حفظ کرده است. این نتایج نشان می‌دهد که با وجود افزایش طبیعی دشواری مسئله در تعامل‌های بالاتر، نسخه تکامل‌یافته ACO همچنان توانسته ضمن حفظ پوشش کامل، کمترین تعداد تست را در میان روش‌های مقایسه‌شده ارائه دهد.

جدول ۱۰- مقایسه روش‌ها در تولید آرایه پوششی قوه تعامل ٤

روش	تعداد تست‌ها N	کاهش نسبت به ۲۱٦	زمان محاسباتی نسبی	کیفیت پوشش
آزمون کامل	۲۱۶	—	خیلی زیاد	٪۱۰۰
IPOG (حریصانه)	۱۲۰	٪۴۴.۴	کم	٪۱۰۰
ACO کلاسیک	۱۱۲	٪۴۸.۱	متوسط	٪۱۰۰
ACO تکامل‌یافته	۱۰۸	٪۵۰	متوسط	٪۱۰۰

۶- بحث و نتیجه‌گیری

۶-۱- بحث

نتایج آزمایش‌ها در دو بخش «بنچمارک CEC» و «مطالعه موردی تولید آرایه پوششی» نشان می‌دهد که به‌کارگیری الگوریتم‌های فرابتکاری می‌تواند هم در مسائل بهینه‌سازی پیوسته و هم در تولید مجموعه آزمون، کارایی بالاتری نسبت به رویکردهای مرجع ارائه دهد، بدون آنکه کیفیت

پوشش یا دقت نهایی قربانی شود.

در بخش بنچمارک CEC (جداول ۵ تا ۷)، الگوریتم کلونی مورچگان تکامل‌یافته (IACO) در کلاس توابع تک‌قله‌ای (F1 تا F7) عملکرد بسیار رقابتی داشته است؛ به‌طوری که برای چند تابع ابتدایی مانند F1، F3، F4 و F5 مقدار خروجی به صفر رسیده و در F2 مقدار 7.77E-274 به دست آمده است که نشان‌دهنده توان همگرایی بسیار بالا است. این در حالی است که برخی رقبا مانند BAT و MFO در همین توابع در مقادیر بسیار بزرگ‌تری متوقف شده‌اند (مثلاً در F2 و F5). در توابع چندقله‌ای (F8 تا F13) نیز IACO عمدتاً هم‌تراز با بهترین نتایج HHO ظاهر شده است؛ برای نمونه در F8 مقدار 1.25E+04- نزدیک به بهترین نتیجه HHO یعنی 1.26E+04- است و در F9، F10 و F11 نیز به مقادیر بهینه شناخته‌شده یا بسیار نزدیک به آن رسیده است. همچنین در توابع چالش‌برانگیزتر، IACO در F12 مقدار 8.39E-08 و در F13 مقدار بسیار کوچک 1.34E-32 را ثبت کرده که نسبت به اکثر روش‌های مقایسه‌ای برتری محسوسی دارد. در توابع ترکیبی و مرکب (F14 تا F23) نیز IACO در بخش قابل توجهی از توابع رقابتی است و به‌ویژه در F21 تا F23 بهترین نتایج جدول را ارائه کرده است (به‌ترتیب 01E+01.1-، 1.03E+01- و 04E+01.1-). با این حال، همان‌طور که نتایج نشان می‌دهد، در برخی توابع مانند F14 و F15 عملکرد IACO به اندازه HHO قوی نیست و در F18 و F20 نیز فاصله با بهترین روش مشاهده می‌شود. بنابراین، جمع‌بندی CEC نشان می‌دهد که نسخه تکامل‌یافته ACO به‌طور کلی از نظر دقت و قابلیت رقابت در طیف وسیعی از توابع، عملکرد قابل اتکا و عمدتاً برتر دارد، در عین حال چند تابع خاص همچنان ظرفیت بهبود دارند.

این الگوی برتری در مطالعه موردی تولید آرایه پوششی نیز تأیید می‌شود (جداول ۸ تا ۱۰). در همه سطوح تعامل، کیفیت پوشش ۱۰۰٪ حفظ شده، اما IACO توانسته است کمترین تعداد تست را تولید کند. در تعامل ۲ تعداد تست‌ها از ۲۱۶ در آزمون کامل به ۱۲ کاهش یافته است که معادل ۹۴.۴۴٪ کاهش است. در تعامل ۳ تعداد تست به ۴۴ رسیده و ۷۹.۶۳٪ کاهش حاصل شده است. در تعامل ۴ نیز با ۱۰۸ تست، کاهش ۵۰٪ به دست آمده است. از نظر زمان محاسباتی، بر اساس برچسب‌های «نسبی» گزارش‌شده در جداول، زمان IACO در محدوده متوسط باقی مانده و نسبت به ACO کلاسیک اختلاف شدیدی نشان نمی‌دهد. با توجه به اینکه کاهش اندازه مجموعه آزمون مستقیماً هزینه اجرای تست‌ها را کاهش می‌دهد، می‌توان نتیجه گرفت که الگوریتم پیشنهادی از منظر عملی و اقتصادی نیز تعادل بهتری میان «کیفیت پوشش» و «کاهش تعداد تست‌ها» برقرار می‌کند.

۲-۶- نتیجه‌گیری

به طور کلی، این پژوهش نشان داد که آزمون ترکیبی و به‌ویژه استفاده از آرایه‌های پوششی می‌تواند روشی کارآمد برای کاهش هزینه‌ها و افزایش کارایی در فرآیند آزمون سامانه‌های پیچیده باشد. همچنین، ارتقای الگوریتم ACO منجر به بهبود قابل توجهی در تولید آرایه‌های پوششی شد و

توانست نسبت به روش‌های موجود مانند IPOG و ACO کلاسیک برتری پیدا کند.
کاربرد این دستاوردها به‌ویژه در حوزه‌هایی مانند سامانه‌های پدافند هوایی، نرم‌افزارهای حیاتی و سامانه‌های حساس به ایمنی می‌تواند بسیار ارزشمند باشد؛ زیرا کاهش تعداد تست‌ها بدون افت کیفیت پوشش، به معنای صرفه‌جویی در زمان، هزینه و منابع است.

۳-۶ کارهای آتی

برای ادامه‌ی مسیر پژوهش، چند پیشنهاد مطرح می‌شود:

- ✓ بررسی عملکرد ACO تکامل‌یافته در تعامل‌های بالاتر (۴، ۵ و بیشتر) و تحلیل رفتار آن در مقیاس‌های بزرگ.
- ✓ ترکیب الگوریتم پیشنهادی با سایر الگوریتم‌های فراابتکاری (مانند PSO یا HHO) برای ایجاد نسخه‌های هیبریدی کاراتر.
- ✓ بهینه‌سازی ساختار داده‌ها و پیاده‌سازی‌های موازی برای کاهش زمان محاسباتی.
- ✓ اعمال الگوریتم بر روی مسائل واقعی در حوزه‌های مختلف مانند آزمون نرم‌افزار، شبکه‌های مخابراتی و سامانه‌های امنیتی برای سنجش عملی بودن نتایج.

۷- منابع

[1] S. Esfandyari and V. Rafe, "GALP: a hybrid artificial intelligence algorithm for generating covering array," *soft computing*, vol. 25, p. 7673–7689, 2021.

[2] E. Pira and M. KhodizadehNahari, "Combinatorial t-way test suite generation using an improved asexual reproduction optimization algorithm," *Applied Soft Computing*, vol. 150, 2024.

[3] B. S. Ahmed, K. Z. Zamli and C. P. Lim, "Application of Particle Swarm Optimization to uniform and variable strength covering array construction," *Applied Soft Computing*, vol. 12, no. 4, p. 1330–1347, 2012.

[4] S. Esfandyari and V. Rafe, "Using the Particle Swarm Optimization Algorithm to Generate the Minimum Test Suite in Covering Array with Uniform Strength," *Soft Computing Journal*, vol. 8, no. 2, pp. 66-79, 2021.

[5] E. Pira, V. Rafe and S. Esfandyari, "A three-phase approach to improve the functionality of t-way strategy," *Soft Computing*, pp. 1-21, 2023.

[6] K. Z. Zamli, B. Y. Alkazemi and G. Kendall, "A Tabu Search hyper-heuristic strategy for t-way test suite generation," vol. 44, pp. 57-74, 2016.

[7] A. Alsewari, A. Rahman and K. Z. Zamli, "Design and implementation of a harmony-search-based variable-strengtht-way testing strategy with constraints support," *Information and Software Technology*, vol. 54, no. 6, p. 553–568, 2012.

[8] M. B. Cohen, M. B. Dwyer and J. Shi, "Interaction testing of highly-configurable systems in the presence of constraints," in *international symposium on Software testing and analysis*, London, United Kingdom, 2007.

[9] M. B. Cohen, "Designing Test Suites for Software Interactions Testing," PHD Thesis, University of Auckland,Department of Computer Science ,Auckland,, 2004.

[10] E. Pira, V. Rafe and S. Esfandyari, "Minimum Covering Array Generation Using Success-History and Linear Population Size Reduction based Adaptive Differential Evolution Algorithm," *TABRIZ JOURNAL OF ELECTRICAL ENGINEERING*, vol. 52, no. 2, pp. 77-89, 2022.

[11] K. Shokrim and L. Moura, "New Families of Strength-3 Covering Arrays Using Linear Feedback Shift Register Sequences," *Journal Of Combinatorial Desings*, vol. 333, no. 4, pp. 156-171, 2025.

[12] H. Avila-George, J. Torres-Jimenez, L. Gonzalez-Hernandez and V. Hernández, "Metaheuristic approach for constructing functional test- suites," *IET software*, vol. 7, no. 2, pp. 104-117, 2013.

[13] D. M. Cohen, S. R. Dalal, M. L. Fredman and G. C. Patton, "The AETG system: an approach to testing based on combinatorial design," *IEEE Transactions on Software Engineering*, vol. 23, no. 7, pp. 437 - 444, 1997.

[14] H. Wu, C. Nie, F.-C. Kuo, H. Leung and C. J. Colbourn, "A Discrete Particle Swarm Optimization for Covering Array Generation," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 19, no. 4, pp. 575-591, 2015.

[15] J. Torres-Jimenez and E. Rodriguez-Tello, "Simulated annealing for constructing binary covering arrays of variable strength," in *in Proc. Congr.Evol. Comput*, Barcelona, Spain, Jul., 2010.

[16] J. Stardom, "Metaheuristics and the Search for Covering and Packing Array," *Thesis (M.Sc.), Simon Fraser University, 2001,* 2001.

[17] S. Esfandyari and V. Rafe, "A tuned version of genetic algorithm for efficient test suite generation in interactive t-way testing strategy," *Information and Software Technology*, vol. 94, pp. 165-185, 2018.

[18] S. Esfandyari and V. Rafe, "Correction to: GALP: a hybrid artificial intelligence algorithm for generating covering array," *Soft Computing*, 2021.

[19] S. Esfandyari, D. Giveki and M. Farokhzadi, "A Novel Approach to Enhancing Defense: Metaheuristic Algorithms for Optimal Structuring of Covering Arrays and Efficient Test Suite Generation," *Aerospace Defense*, vol. 2, no. 4, pp. 58-77, 2024.

[20] L. Yousofvand, S. Soleimani and S. Esfandyari, *TABRIZ JOURNAL OF ELECTRICAL ENGINEERING*, p. Bug detection Using model transformations and deep learning, 2025.

[21] H. Nozari, H. Abdi and A. Szmelter-Jarosz, "Goat Optimization Algorithm: A Novel Bio-Inspired Metaheuristic for Global Optimization," *Applied Innovations in Industrial Management*, vol. 5, no. 1, pp. 70-80, 2025.

[22] S. Esfandyari, L. Yousofvand, E. Pira and V. Rafe, "optimal production of the test suite by the combinatorial testing method by applying changes in the gravitational search algorithm for the uniform strength cover array," *TABRIZ JOURNAL OF ELECTRICAL ENGINEERING*, vol. 54, no. 3, pp. 269-279, 2024.

[23] S. Esfandyari, D. Giveki, A. Rastegarnia, A. Farzamnia and H. Zheng, "Efficiently Automating Covering Array Generation: A Model Checking and Metaheuristic Algorithm Approach," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 122804-122821, 2025.

[24] L. Yousofvand, S. Soleimani and V. Rafe, "Automatic bug localization using a combination of deep learning and model transformation through node classification," *Software Quality Journal*, vol. 31, no. 4, pp. 1045-1063, 2023.

[25] Z. Abbasi, S. Esfandyari and V. Rafe, "Covering array generation using teaching learning base optimization algorithm," *Tabriz Journal of Electrical Engineering*, vol. 48, no. 1, pp. 161-171, 2018.

[26] S. Esfandyari and V. Rafe, "Extracting Combinatorial Test parameters and their values using model checking and evolutionary algorithms," *Applied Soft Computing*, vol. 91, pp. 1-19, 2020.

[27] M. Farokhian, J. Shoaei and S. Esfandyari, "GWC: A tool for automatic web data extraction," in *13th Symposium on Advances in Science and Technology: Sustainable Land of Computer and Information Technology*, 2018.

[28] L. Yousofvand, S. Soleimani, V. Rafe and S. Esfandyari, "Automatic program bug fixing by focusing on finding the shortest sequence of changes," *Artificial Intelligence Review*, vol. 57, no. 2, p. 39, 2024.

[29] L. Yousofvand, A. Fathi and F. Abdali-Mohammadi, "Person identification using ECG signal's symbolic representation and dynamic time warping adaptation," *Signal, Image and Video Processing*, vol. 13, pp. 245-251, 2019.

[30] J. Torres-JimenezJose and C. Perez-Torres, "A greedy algorithm to construct covering arrays using a graph representation," *Information Sciences*, vol. 477, pp. 234-245, 2019.

[31] J. Torres-Jimenez and E. Rodriguez-Tello, "New bounds for binary covering arrays using simulated annealing," *Information Sciences*, vol. 185, no. 1, pp. 137-152, 2012.

[32] B. S. Ahmed, T. Sh. Abdulsamad and M. Y. Potrus, "Achievement of minimized combinatorial test suite for configuration-aware software functional testing using the Cuckoo Search algorithm," *Information and Software Technology*, vol. 66, p. 13–29, 2015.

[33] J. Torres-Jimenez, H. Avila-George and I. Izquierdo-Marquez, "A two-stage algorithm for combinatorial testing," *Optimization Letters*, vol. 11, no. 3, pp. 457-469, 2017.

[34] Amirzdeh, M., Hosseini Moradi, S. A., & Ghobadi, N. (2023). Real Time Detection of Multi-Rotor Unmanned Aerial Vehicle Using YOLOv5 Optimized Algorithm. Journal of Advanced Defense Science & Technology, 14(1), 11-22..

[35] J. Torres-Jimenez, H. Avila-George and I. Izquierdo-Marquez, "A two-stage algorithm for combinatorial testing," Optimization Letters, vol. 11, no. 3, pp. 457-469, 2017.