

## Actiniaria optimization algorithm for truss structures design

Peiman Faraji<sup>1</sup>, Asghar Rasouli<sup>2\*</sup>, Hossein Parvini Sani<sup>3</sup>

1- PhD Candidate, dept. of civil engineering, Zanjan branch, Islamic azad university, Zanjan, Iran

2- Assistant professor, dept. of civil engineering, Zanjan branch, Islamic azad university, Zanjan, Iran

3- Assistant professor, dept. of civil engineering, Zanjan branch, Islamic azad university, Zanjan, Iran

### ABSTRACT

Nature-inspired optimization algorithms have attracted widespread attention due to their outstanding abilities to solve complex problems. In this research, a new algorithm for optimizing has been presented, which is inspired by the behavior and biological characteristics of actiniarias (sea anemones), which is named ACTINIARIA. Considering that actiniarias are known as creatures with unique abilities to survive and interact with diverse marine environments, they provide a suitable model for designing an optimization algorithm. In order to establish a balance in the phases of exploration and exploitation, the two main biological mechanisms of actiniarias have been used, including spawning and hunting, respectively. The dispersal of eggs of actiniarias in the search phase is simulated under the incoming forces including wind and ocean waves, and the exploitation phase is developed with a hunting mechanism as a normal distribution of search particles with a decreasing standard deviation around the best searcher particle. Finally, the performance of ACTOA was investigated using two design problems of 15-member truss and 52-member truss. The results showed that the optimal response in the design of the 15-member truss was achieved by the ACTOA algorithm with very high accuracy and with the lowest possible cost and with 3000 repetitions less than other algorithms. Also, in the design of the 52-member truss, in addition to the 3000 number of calls of the objective function, the weight of the structure was also improved by 0.15% compared to other powerful algorithms.

### ARTICLE INFO

Receive Date: 09 October 2024

Revise Date: 01 December 2024

Accept Date: 23 December 2024

### Keywords:

Optimization

Actiniaria

Meta-heuristic search

FEM

Truss design

All rights reserved to Iranian Society of Structural Engineering.

doi: [10.22065/jsce.2024.480106.3529](https://doi.org/10.22065/jsce.2024.480106.3529)

\*Corresponding author: Asghar Rasouli.

Email address: asrasouli@iauz.ac.ir

## الگوریتم بهینه‌ساز شقایق‌های دریایی جهت طراحی سازه‌های خرپایی

پیمان فرجی<sup>۱</sup>، اصغر رسولی<sup>۲\*</sup>، حسین پروینی ثانی<sup>۳</sup>

۱- دانشجوی دکتری، گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد زنجان، زنجان، ایران

۲- استادیار، گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد زنجان، زنجان، ایران

۳- استادیار، گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد زنجان، زنجان، ایران

### چکیده

الگوریتم‌های بهینه‌سازی الهام‌گرفته شده از طبیعت به دلیل توانایی‌های برجسته‌شان در حل مسائل پیچیده، توجه گسترده‌ای را به خود جلب کرده‌اند. در پژوهش حاضر نیز الگوریتم نوین بهینه‌ساز شقایق‌های دریایی<sup>۱</sup> ACTOA ارائه شده است که از رفتار و ویژگی‌های زیستی شقایق‌های دریایی الهام گرفته شده است. با توجه به اینکه شقایق‌های دریایی به عنوان موجوداتی با توانایی‌های منحصر به فرد در بقا و تعامل با محیط‌های متنوع دریایی شناخته می‌شوند، لذا الگوی مناسبی برای طراحی یک الگوریتم بهینه‌سازی ارائه می‌دهند. به منظور برقراری تعادل در فازهای جستجو و بهره‌برداری از دو مکانیزم اصلی زیستی شقایق‌های دریایی به ترتیب شامل تخم‌ریزی و شکار استفاده شده است. پراکنده شدن تخم‌های شقایق‌های دریایی در فاز جستجو تحت نیروهای وارده شامل باد و امواج اقیانوس شبیه‌سازی شده و فاز بهره‌برداری با مکانیزم شکار بصورت توزیع نرمال ذرات جستجوگر و با انحراف معیار کاهنده حول بهترین ذره جستجوگر توسعه داده شده است. در نهایت عملکرد ACTOA با استفاده از دو مسئله طراحی خرپای ۱۵ عضوی و خرپای ۵۲ عضوی مورد بررسی قرار داده شد. نتایج نشان داد که پاسخ بهینه در طراحی خرپای ۱۵ عضوی توسط الگوریتم ACTOA با دقت بسیار بالایی و با کمترین هزینه ممکن و با ۳۰۰۰ تکرار کمتر از دیگر الگوریتم‌ها حاصل شده است. همچنین در طراحی خرپای ۵۲ عضوی، علاوه بر کمتر بودن ۳۰۰۰ عددی تعداد فراخوانی تابع هدف، وزن سازه نیز به میزان ۰/۱۵ درصد نسبت به دیگر الگوریتم‌های قدرتمند، بهبود داده شد.

کلمات کلیدی: بهینه‌سازی، شقایق دریایی، جستجوی فرااکتشافی، اجزای محدود، طراحی خرپا.

شناسه دیجیتال:		سابقه مقاله:				
doi:	<a href="https://doi.org/10.22065/jsce.2024.480106.3529">10.22065/jsce.2024.480106.3529</a>	چاپ	انتشار آنلاین	پذیرش	بازنگری	دریافت
	<a href="https://doi.org/10.22065/jsce.2024.480106.3529">https://doi.org/10.22065/jsce.2024.480106.3529</a>	۱۴۰۴/۰۱/۳۱	۱۴۰۳/۱۰/۰۳	۱۴۰۳/۱۰/۰۳	۱۴۰۳/۰۹/۱۱	۱۴۰۳/۰۷/۱۸
				نویسنده مسئول:		
				اصغر رسولی		
				asrasouli@iauz.ac.ir		پست الکترونیکی:

<sup>1</sup> Actiniaria optimization algorithm (ACTOA)

## ۱- مقدمه

پیچیدگی مسائل موجود در علوم مهندسی، فیزیک، شیمی، پزشکی (و غیره)، اغلب نیازمند استفاده از الگوریتم‌های پیچیده‌ای است که قادر به جستجوی فضاهای وسیع و ناهموار به طور کارآمد باشند. در این راستا بکارگیری الگوریتم‌های بهینه‌ساز فرااکتشافی، یکی از هوشمندانه‌ترین روش‌های حل این مسائل است. روش‌های بهینه‌سازی سنتی، مانند تکنیک‌های مبتنی بر گرادیان، اغلب در مواجهه با این پیچیدگی‌ها ناکام می‌مانند، به ویژه زمانی که فضای جستجو غیرخطی، با ابعاد بالا یا گسسته باشد. این نقص منجر به افزایش علاقه به الگوریتم‌های بهینه‌سازی الهام گرفته از طبیعت شده است. به این ترتیب یافتن بهترین راه‌حل از میان مجموعه‌ای از راه‌حل‌های ممکن با توجه به محدودیت‌ها و معیارهای معین، بسیار پراهمیت می‌نماید. از یک سو با توجه به تئوری هیچ ناهار مجانی‌ای وجود ندارد (NFLT) هیچ الگوریتم بهینه‌سازی را نمی‌توان به عنوان روشی جامع برای حل تمام مسائل در رشته‌های مختلف در نظر گرفت [۱]. ذات این تئوری را می‌توان به عنوان دلیل اصلی توسعه زیاد الگوریتم‌های فرااکتشافی دانست. از سویی دیگر نیز الگوریتم‌های فراابتکاری مبتنی بر هوش جمعی از اصل تکامل و بقا بوجود آمده‌اند. لذا به شکل غیر مستقیم مبتنی بر نظریه تکامل چارلز داروین هستند [۲] که در این پژوهش نیز از روند زندگی و بقای شقایق‌های دریایی در طبیعت برای توسعه الگوریتم بهره گرفته شده است.

طی دهه‌های اخیر رقابت تنگاتنگ الگوریتم‌های فرااکتشافی و توسعه آنها در حل مسائل پیچیده با دقت و سرعت بیشتر، به دلایل مختلفی مورد توجه خاص پژوهشگران دنیا قرار گرفته است. این دلایل عبارتند از: (a) سادگی در پیاده‌سازی الگوریتم برای حل مسئله؛ (b) عدم نیاز به مشتق تابع هدف؛ (c) گریز از بهینه‌های محلی؛ و (d) توانایی حل انواع مسائل مختلف [۳].

نحوه جستجوی فضای امکان توسط الگوریتم‌های فرااکتشافی را می‌توان به دو صورت جستجوی انفرادی و جمعیتی تقسیم‌بندی نمود. در جستجوی انفرادی، تنها یک جواب در نظر گرفته می‌شود و در هر تکرار تغییر می‌پذیرد تا پاسخ بهینه حاصل شود، اما الگوریتم‌های برمبنای جستجوی جمعیتی، یک گروه از جواب‌ها را در هر تکرار الگوریتم، به‌روزرسانی می‌نمایند [۴].

به منظور ایجاد یک الگوریتم با عملکرد مناسب، نیاز است تا دو گزینه "جستجو" در تکرارهای اولیه الگوریتم و "بهره‌برداری" در موقعیت بهینه محلی به بهترین نحو در سازوکار الگوریتم گنجانده شوند. جالب توجه است که اصطلاحات "جستجو" و "بهره‌برداری" برای اولین بار در اکتشافات نفتی مورد استفاده قرار گرفت [۵]. به این صورت که پس از اکتشاف محدوده مکانی‌ای که در آن احتمال وجود نفت می‌بود، نیروها دست از اکتشاف کشیده و به بهره‌برداری عمیق از آن مکان می‌پرداختند که همین روند به عنوان مهم‌ترین چالش در الگوریتم‌های بهینه‌ساز در نظر گرفته می‌شود. به این ترتیب در الگوریتم بهینه‌ساز، اکتشاف به توانایی الگوریتم برای بررسی مناطق متنوع فضای جستجو اشاره دارد، از این طریق از همگرایی زودرس به بهینه‌های محلی جلوگیری می‌کند. از طرف دیگر، بهره‌برداری بر پالایش راه‌حل‌ها در مناطق امیدوارکننده تمرکز دارد تا راه‌حل بهینه را پیدا کند. نتایج بدست آمده از الگوریتم پیشنهادی نشان دهنده بهبود در دو حالت بوده است: اول بهبود پاسخ‌های جستجو شده در مسائل پیوسته و دوم کاهش تعداد فراخوانی تابع هدف در مسائل گسسته.

مابقی این مطالعه به این صورت ارائه شده است: در بخش دوم پیشینه مطالعات گذشته؛ در بخش سوم رفتار طبیعی شقایق‌های دریایی؛ در بخش چهارم پیاده‌سازی ریاضی و پایه‌گذاری الگوریتم؛ در بخش پنجم حل مسائل مهندسی؛ و در بخش ششم نتیجه‌گیری کلی از انجام این پژوهش.

## ۲- پیشینه مطالعات

الگوریتم‌های متاهیوریستیک از الگوهای طبیعی همچون زندگی انواع جانداران، رشد گیاهان، شکار در طبیعت، رفتارهای هوشمندانه حیوانات، چرخه‌های موجود در اکوسیستم و نیروهای موجود در طبیعت مانند مغناطیس و گرانش، الهام گرفته شده‌اند [۶]. بطور عام، این الگوریتم‌ها را می‌توان در دو شاخه اصلی طبقه‌بندی نمود:

- (a) برمبنای پدیده‌های طبیعی و بیولوژیکی (غیر انسانی): که خود دارای سه زیرشاخه اصلی می‌باشد:

<sup>2</sup> Exploration

<sup>3</sup> Exploitation

(۱) الگوریتم‌های تکاملی<sup>۴</sup> (EA): این الگوریتم‌ها بطور خاص بر مبنای نظریه تکامل داروین [۲] استوار هستند که در آنها ابتدا جمعیت اولیه تولید شده و نسل‌های بعدی توسط انتخاب طبیعی و با توجه به موقعیت و هزینه نسل قبل بهبود داده می‌شوند؛

(۲) الگوریتم‌های بر مبنای پدیده‌های فیزیکی<sup>۵</sup> (PB): این الگوریتم‌ها از پدیده‌هایی نظیر گرانش، برخورد ذرات باردار، واکنش‌های شیمیایی و امثال آن الهام گرفته شده‌اند؛

(۳) الگوریتم‌های هوش جمعی<sup>۶</sup> (SI): این دسته از الگوریتم‌ها عموماً به شبیه‌سازی رفتار حیوانات در یافتن غذا و تلاش برای بقا اختصاص دارد که مورد توجه‌ترین منابع الهام شناخته می‌شود و تعداد زیادی از روش‌های بهینه‌ساز در این گروه قرار می‌گیرند.

• (b) الهام گرفته شده از الگوهای رفتاری انسان‌ها<sup>۷</sup> (HBA): الهام از رفتارهای انسانی همچون گروه بندی‌های لیگ فوتبال، جستجوی مضمون توسط پلیس و امثال آن در این دسته بندی قرار می‌گیرند [۷ و ۸].

جدول ۱. پیشینه الگوریتم‌های متاهیوریستیک

سال	نویسنده(گان)	مخفف	[مرجع] الگوریتم
۱۹۷۵	Holland JH	GA	Genetic Algorithm [۹]
۱۹۸۳	Kirkpatrick S, Gelatt CD, Vecchi MP	SA	Simulated Annealing [۱۰]
۱۹۹۲	Koza JR	GP	Genetic programming [۱۱]
۱۹۹۴	Rechenberg I	ES	Evolution Strategy [۱۲]
۱۹۹۴	Radcliffe NJ, Surry PD	MA	Memetic Algorithm [۱۳]
۱۹۹۴	Reynolds RG	CA	Cultural Algorithm [۱۴]
۱۹۹۷	Storn R, Price K	DE	Differential Evolution [۱۵]
۱۹۹۹	Yao X, Liu Y, Lin G	EP	Evolutionary Programming [۱۶]
۲۰۰۰	Kim YK, Kim JY, Kim Y	CoEa	CoEvolutionary Algorithm [۱۷]
۲۰۰۳	Sinha A, Goldberg DE	GEA	Gradient Evolution Algorithm [۱۸]
۲۰۱۴	Cuevas E, Echavaria A, Ramirez AM	SMS	States of Matter Search [۱۹]
۲۰۱۶	Seyedali Mirjalili	SCA	Sine Cosine Algorithm [۲۰]
۲۰۱۸	MiarNaeimi F, Azizyan G, Rashki M	MCEO	Multi-level Cross Entropy Optimizer [۳]
۲۰۲۰	Li S, Chen H, Wang M, Heidari AA, Mirjalili S	SMA	Slime Mould Algorithm [۲۱]
۲۰۰۶	Du H, Wu X, Zhuang J	SWOA	Small-World Optimization Algorithm [۲۲]
۲۰۰۷	Formato RA	CFO	Central Force Optimization [۲۳]
۲۰۰۸	Tayarani N, Akbarzadeh M	MOA	Magnetic Optimization Algorithm [۲۴]
۲۰۰۹	Rashedi E, Nezamabadi-Pour H	GSA	Gravitational Search Algorithm [۲۵]

<sup>4</sup> Evolutionary Algorithms (EA)

<sup>5</sup> Physic-Based Algorithms (PBA)

<sup>6</sup> Swarm Intelligence Algorithms (SIA)

<sup>7</sup> Human-Based Algorithms (HBA)

	Charged System Search [۲۶]	CSS	Kaveh A, Talatahari S	۲۰۱۰
	Chemical-Reaction Optimization [۲۷]	CRO	Albert Y, Lam S	۲۰۱۰
	Black Hole [۲۸]	BH	Hatamlou A	۲۰۱۲
	Curved Space Optimization [۲۹]	CSO	Moghaddam FF, Moghaddam RF, Cheriet M	۲۰۱۲
	Multi-Verse Optimizer [۳۰]	MVO	Mirjalili S, Mirjalili SM	۲۰۱۵
	Ideal Gas Molecular Movement [۳۱]	IGMM	Varae M, Ghasemi MR	۲۰۱۶
	Water Evaporation Optimization [۳۲]	WEO	Kaveh A, Mahdavi VR	۲۰۱۶
	Galactic Swarm Optimization [۳۳]	GSO	Muthiah-Nakarajan V, Noel MM	۲۰۱۶
	Vibrating Particles System [۳۴]	VPS	Kaveh A, Ghazaan MI	۲۰۱۷
	Particle Swarm Optimization [۳۵]	PSO	Eberhart, R.C, J. Kennedy	۱۹۹۵
	Artificial Fish Swarm Algorithm [۳۶]	AFSA	Li X	۲۰۰۳
	Honey Bee Optimization [۳۷]	HBO	Dervis Karaboga D	۲۰۰۵
	Termite Colony Optimization [۳۸]	TCO	Roth M	۲۰۰۵
	Ant Colony Optimization [۳۹]	ACO	Dorigo M	۲۰۰۶
	Shuffled Frog-Leaping [۴۰]	SFL	Eusuff M, Lansey K, Pasha K	۲۰۰۶
	Monkey Search [۴۱]	MS	Mucherino A, Seref O	۲۰۰۷
	Firefly Algorithm [۴۲]	FA	Yang X-S	۲۰۱۰
	Krill Herd [۴۳]	KH	Gandomi AH, Alavi AH	۲۰۱۲
	Cuckoo Search [۴۴]	CS	Gandomi AH, Yang XS, Alavi AH	۲۰۱۳
	Grey Wolf Optimizer [۴۵]	GWO	Mirjalili S, Mirjalili SM, Lewis A	۲۰۱۴
	Ant Lion Optimizer [۴۵]	ALO	Mirjalili S	۲۰۱۵
	Dragonfly Algorithm [۴۶]	DA	Mirjalili S	۲۰۱۵
	Moth-Flame Optimization [۴۷]	MFO	Mirjalili S	۲۰۱۵
	Whale Optimization Algorithm [۴۸]	WOA	Mirjalili S, Lewis A	۲۰۱۶
	Salp Swarm Algorithm [۴۹]	SSA	Mirjalili S, Gandomi AH, Zahra S, Saremi S	۲۰۱۷
	Harris Hawks Optimization [۵۰]	HHO	Heidari A, Mirjalili S, Faris H, Aljarah I, Mafarja M, Chen H	۲۰۱۹
	Flying Squirrel Optimizer [۵۱]	FSO	Azizyan G, MiarNaeimi F, Rashki M, Shabakhty N	۲۰۱۹
	SailFish Optimizer [۵۲]	SFO	Shadravan S, Naji HR, Bardsiri VK	۲۰۱۹
	Jellyfish Search [۴]	JS	Chou JS, Truong DN	۲۰۲۱
	Remora Optimization Algorithm [۵۳]	ROA	Jia H, Peng X, Lang C	۲۰۲۱
	Red fox optimization algorithm [۵۴]	RFO	Połap D, Woźniak M	۲۰۲۱

الگوریتم‌های هوش جمعی (SIA)

الگوریتم‌های رفتاری (HBA)	Ant Nesting Algorithm [۵۵]	ANA	Rashid DNH, Rashid TA, Mirjalili S	۲۰۲۱
	Horse herd Optimization Algorithm [۵۶]	HOA	MiarNaeimi F, Azizyan G, Rashki M	۲۰۲۱
	Pelican Optimization Algorithm [۵۷]	POA	Trojovský P, Dehghani M	۲۰۲۲
	Tabu Search [۵۸]	TS	Glover F	۱۹۸۹
	Harmony Search [۵۹]	HS	Geem ZW, Kim JH, Loganathan G	۲۰۰۱
	Seeker optimization algorithm [۶۰]	SOA	Dai C, Zhu Y, Chen W	۲۰۰۶
	Imperialistic Competitive Algorithm [۶۱]	ICA	Atashpaz-Gargari E, Lucas C	۲۰۰۷
	Biogeography-Based Optimization [۶۲]	BBO	Simon D	۲۰۰۸
	League Championship Algorithm [۶۳]	LCA	Husseinzadeh A	۲۰۰۹
	Fireworks algorithm [۶۴]	FA	Tan Y, Zhu Y	۲۰۱۰
	Group Counseling Optimization [۶۵]	GCO	Eita MA, Fahmy MM	۲۰۱۰
	Teaching Learning Based Optimization [۶۶]	TLBO	Rao RV, Savsani VJ, Vakharia DP	۲۰۱۱
	Social-Based Algorithm [۶۷]	SBA	Ramezani F, Lotfi S	۲۰۱۳
	Human Behavior-Based Optimization [۶۸]	HBBO	Ahmadi SA	۲۰۱۷
	Search And Rescue [۶۹]	SAR	Shabani A, Asgarian B, Gharebaghi SA, Salido MA, Giret A	۲۰۱۹
Forensic-Based Investigation [۷۰]	FBI	Chou JS, Nguyen NM	۲۰۲۰	
Puzzle Optimization Algorithm [۷۱]	POA	Ahmadi Zeidabadi F, Dehghani M	۲۰۲۱	
Human felicity algorithm [۷۲]	HFA	VerijKazemi M, FazeliVeysari E	۲۰۲۲	

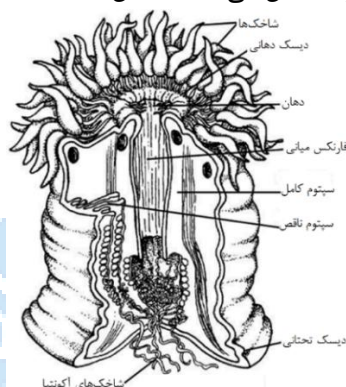
جدول ۱ فهرست کاملی از مهم‌ترین الگوریتم‌های بهینه‌ساز در چهار گروه EA, PBA, SIA و HBA را ارائه می‌دهد. در این جدول، نام کامل و اختصاری الگوریتم‌ها و همچنین نام نویسندگان و سال ارائه الگوریتم در هر گروه مشخص شده است. همانطور که مشاهده شد، الگوریتم‌های بسیار زیادی بر مبنای پدیده‌های طبیعی و انسانی ارائه شده‌اند. اما براساس جستجوهای انجام شده تاکنون هیچ الگوریتمی بر مبنای رفتار شقایق‌های دریایی توسعه نیافته است. این قضیه ما را بر آن داشت تا با شبیه‌سازی ریاضی حرکت تخم‌های رهاسازی شده در آب‌های آزاد توسط نیروهای خارجی، و همچنین فاز شکار، الگوریتم بهینه‌ساز شقایق دریایی (ACTOA) را ارائه دهیم. در الگوریتم ACTOA سعی شده تا تعادل مناسبی میان فازهای کاوش و بهره‌برداری صورت داده شود. به این صورت که چندین پارامتر حرکتی برای آن شبیه‌سازی شده و راهکارهایی برای پراکندگی جستجو در تکرارهای اولیه (Exploration) و افزایش دقت جستجو با پیشروی تکرارها (Exploitation) صورت داده شده است. لذا هدف از انجام این پژوهش ارائه یک الگوریتم نوین با دقت و سرعت بالاتر در حل مسئله نسبت به الگوریتم‌های موجود که تاکنون در پژوهش‌های پیشین به آن توجه نشده است، می‌باشد.

### ۳- شقایق‌های دریایی

شقایق‌های دریایی طی میلیون‌ها سال در اقیانوس‌های سراسر جهان تکامل یافته‌اند و سازگاری‌های منحصر به فردی در طبیعت دارند. این موجودات از زیرشاخه‌های چتر دریایی‌ها و مرجان‌ها (Cnidarian) هستند. آنها به دلیل داشتن ظاهری مانند گل شقایق به این شناخته می‌شوند. این موجودات دارای بدنه استوانه‌ای با دهانی در مرکز استوانه هستند که توسط شاخک‌هایی احاطه شده است که این

شاخک‌ها برای گرفتن طعمه و دفاع از خود استفاده می‌شود. یکی از بارزترین ویژگی‌های شقایق‌های دریایی رنگ‌های زنده آنهاست. این جانداران در طیف گسترده‌ای از رنگ‌ها از جمله سبز روشن، آبی، قرمز و نارنجی یافت می‌شوند. رنگ شقایق دریایی به دلیل وجود سلول‌های خاصی به نام کروماتوفور است که حاوی رنگدانه‌هایی است که نور را منعکس و جذب می‌کند.

شقایق‌های دریایی عمدتاً موجوداتی بی‌تحرك هستند و تمام زندگی خود را در یک بستر مانند سنگ یا مرجان می‌گذرانند. آنها مکانیزم ساده اما مؤثری برای شکار طعمه دارند (با استفاده از شاخک‌های خود برای حس کردن و به دام انداختن ذرات غذایی که توسط جریان‌های آبی حمل می‌شوند). علاوه بر این، شقایق‌های دریایی در روابط هم‌زیستی با سایر موجودات دریایی، مانند ماهی‌های دلقک، که آنها را از شکارچیان محافظت کرده و در شکار غذا کمک می‌کنند، شرکت می‌کنند. این ویژگی‌ها تغذیه مؤثر، انطباق با شرایط محیطی و روابط هم‌زیستی پایه و اساس الگوریتم ACTOA را تشکیل می‌دهند (شکل ۱).



شکل ۱. شقایق‌های دریایی

همانطور که ذکر شد آنها از شاخک‌های خود برای گرفتن طعمه استفاده می‌کنند که شامل ماهی‌های کوچک، پلانکتون‌ها و سایر بی‌مهرگان است. هنگامی که طعمه با شاخک‌های شقایق دریایی تماس پیدا می‌کند، باعث آزاد شدن سلول‌های نیش‌دار به نام نماتوسیست می‌شود که طعمه را بی‌حرکت کرده و به شقایق اجازه می‌دهد آن را مصرف کند. آنها از شاخک‌های خود علاوه بر گرفتن طعمه، برای دفاع نیز استفاده می‌کنند. در صورت تهدید، می‌توانند شاخک‌های خود را جمع کرده و دهان خود را ببندند تا از خود در برابر شکارچیان محافظت کنند. شقایق‌های دریایی نقش مهمی در اکوسیستم‌های دریایی ایفا می‌کنند و زیستگاه و غذا را برای طیف وسیعی از گونه‌ها فراهم می‌کنند. آنها اغلب در روابط هم‌زیستی با ارگانیسیم‌های دیگر مانند دلقک ماهی یافت می‌شوند که در ازای مکانی امن برای زندگی، محافظت و مواد مغذی را فراهم می‌کنند. همچنین آنها نقش مهمی در چرخه مواد مغذی ایفا می‌کنند و مواد مغذی را از آب جذب کرده و آنها را در دسترس سایر موجودات قرار می‌دهند. آنها همچنین شاخص‌های مهم کیفیت آب هستند، زیرا به تغییرات دما، شوری و آلودگی حساس می‌باشند.

شقایق‌های دریایی به شکل پولیپ هستند که معمولاً بر روی تخته سنگ‌ها، ثابت می‌باشند و عموماً تغییر محل نمی‌دهند. گاهی جدا و منفرد زندگی می‌کنند، ولی غالباً کولونی‌های بزرگ درست می‌کنند. این جانوران در آب‌های گرم سطحی فراوانند ولی بعضی از آنها در دریا‌های قطبی نیز ساکن بوده و گونه‌های مختلف از خطوط جزر و مد تا اعماق ۵۳۰۰ متری یافت می‌شوند. در مورد تولید مثل شقایق‌های دریایی باید ذکر شود که جنس‌های نر و ماده از هم مجزا هستند. تخمک‌ها و اسپرم‌ها از غدد تناسلی بیرون می‌آیند و از دهان به آب می‌ریزند و عمل لقاح در آب صورت می‌گیرد. تخم به صورت یک گاستروولای دراز مزک‌دار رشد می‌کند. بزودی جدارها در لوله گوارش تولید می‌شود و بلاستوپور به دهان تبدیل می‌شود و مزک‌های طویل محکم در انتهای مقابل دهانی می‌رویند. این لارو به اطراف شنا می‌کند و از جانوران میکروسکوپی تغذیه می‌کند و سپس به کف آب می‌رود و در آنجا بوسیله انتهای مقابل دهانی خود ثابت می‌گردد. آنگاه با رشد و نمو شاخک‌ها و جدارها، لارو به شقایق دریایی کوچکی تبدیل می‌شود. به این ترتیب می‌توان الگوریتم بهینه‌ساز شقایق‌های دریایی را بر اساس دو فاز مختلف **تکثیر** و **شکار** توسعه داد.

## ۴- پیاده‌سازی ریاضی

همانطور که ذکر شد، الگوریتم در دو فاز جستجو (تکثیر) و بهره‌برداری (شکار) توسعه داده می‌شود که در ادامه به آن پرداخته می‌شود.

برای تکرار = (۱) الی (جزء صحیح (کل تکرار/۲))

حلگر: فاز جستجو (بر اساس تکثیر شقایق‌های دریایی)

تمام

برای تکرار = (جزء صحیح (کل تکرار/۲) + ۱) الی (کل تکرار)

حلگر: فاز بهره‌برداری (بر اساس فرآیند شکار شقایق‌های دریایی)

تمام

## شکل ۲. شبه‌کد کلی الگوریتم پیشنهادی ACTOA

## ۴-۱- جستجوی فضای امکان در فاز ۱ (تکثیر)

در نیمه اول تعداد تکرارها، ذرات جستجوگر با خاصیت تصادفی بالایی به جستجوی تمامی فضای امکان می‌پردازند که توسط روند رهاسازی اسپرم‌های شقایق دریایی در آب موج اقیانوس شبیه‌سازی می‌گردد. در این فاز همانطور که به آن اشاره شد، اسپرم‌ها در آب اقیانوس رهاسازی شده و تحت اثر نیروهای موج به اطراف پراکنده می‌شوند. این فاز را می‌توان بر اساس معادلات دیفرانسیل حاکم بر حرکات امواج تحت نیروهای وارده شبیه‌سازی نمود. در این فاز جستجوی فضای امکان صورت می‌پذیرد و تمامی مینی‌م‌های محتمل مورد ارزیابی قرار می‌گیرند و نزدیک‌ترین موقعیت به بهینه جهانی کاوش می‌شود.

در فاز اول جستجوی فضای امکان صورت داده می‌شود. این جستجو بر مبنای تکثیر شقایق‌های دریایی تحت سه عامل باد، جابجایی آب در اقیانوس و نیروی کششی آب تحت اثر موج، مورد بررسی قرار داده می‌شود. در مرجع [۷۳] معادله (۱) برای توصیف سرعت و جابجایی ذرات در آب اقیانوس ارائه شده است.

$$U_D = C_D \cdot U_{WRF} = C_D \cdot U_{WRF} + C_D \cdot V_{WRF} \quad (1)$$

در رابطه فوق  $U_D = (U_D, V_D)$  و  $U_{WRF} = (U_{WRF}, V_{WRF})$  به ترتیب بیانگر سرعت کششی و سرعت باد در ارتفاع ۱۰ متری از سطح هستند. هرکدام از این پارامترها بصورت دو جهتی و یا دو مولفه‌ای بوده و توسط بردار  $(U, V)$  نشان داده می‌شوند.  $C_D$  نیز ضریب کششی باد می‌باشد. رابطه (۱) بر اساس معادلات دیفرانسیل جابجایی لکه‌های نفتی رها شده بر روی آب اقیانوس‌ها توسعه داده شده است. معادله دیفرانسیل مذکور در سال ۲۰۰۶ توسط آنا آباسکال و همکاران [۷۴] بر مبنای مدل جابجایی لاگرانژی مطابق با رابطه (۲) بسط داده شد که در ادامه به آن پرداخته می‌شود.

$$\vec{u}_a = \vec{u}_c + C_D \vec{u}_w + C_H \vec{u}_h \quad (2)$$

که در آن  $\vec{u}_c, \vec{u}_a$  به ترتیب نشان دهنده سرعت انتقالی لکه نفتی، سرعت جریانات سطحی هستند.  $\vec{u}_w = U_{WRF}$  مشابه با قبل بیانگر سرعت باد در ارتفاع ۱۰ متری از سطح بوده و  $\vec{u}_h$  نیز رانش استوکس ناشی از موج می‌باشد.  $C_H$  و  $C_D$  نیز به ترتیب نشان دهنده ضریب کششی باد و ضریب موج می‌باشند. در معادله (۲) پارامتر  $C_D$  برابر با مجموع ضرایب  $C_{DW}$  (کشش ناشی از باد) و  $C_{DH}$  (کشش ناشی از موج حاصل شده از بادهای محلی) می‌باشد که از ۲.۵ درصد تا ۴ درصد سرعت باد، متغیر است. از طرفی نیز به منظور در نظر گرفتن اندرکنش اثر باد و موج، میزان این ضریب را می‌توان تا ۰.۰۵ افزایش داد. همچنین انتخاب پارامتر  $C_H$  به میزان ۰.۰۵ الی ۱.۵ درصد، نتایج مطلوبی در سازگار نمودن مقادیر محاسباتی و مشاهداتی خواهد داشت. معادله (۲) حساسیت بالایی نسبت به ضریب  $C_D$  دارد.

با در نظر گرفتن فرم دیفرانسیلی حرکت انتقال و پخش به منظور پیش بینی موقعیت لکه های نفتی رابطه (۳) حاصل می شود.

$$\frac{d\vec{x}}{dt} = \vec{u}_a(\vec{x}_i, t) + \vec{u}_d(\vec{x}_i, t) \quad (3)$$

که در آن  $\vec{x}$  و  $t$  به ترتیب بیانگر موقعیت ذرات و زمان می باشند. در رابطه (...) دیده می شود که ترم حرکت در زمان بر اساس دو پدیده انتقال (Advection) و پخش (Diffusion) استوار است. در این رابطه، سرعت پخش  $\vec{u}_d$  بر مبنای توزیع تصادفی در بازه  $[-\vec{u}_d, \vec{u}_d]$  حاصل می شود و در آن قدر مطلق  $\vec{u}_d$  بر اساس رابطه (۴) بدست می آید.

$$|\vec{u}_d| = \sqrt{\frac{6D}{\Delta t}} \rightarrow \vec{u}_d = \text{Uniform}\left(-\sqrt{\frac{6D}{\Delta t}}, \sqrt{\frac{6D}{\Delta t}}\right) \quad (4)$$

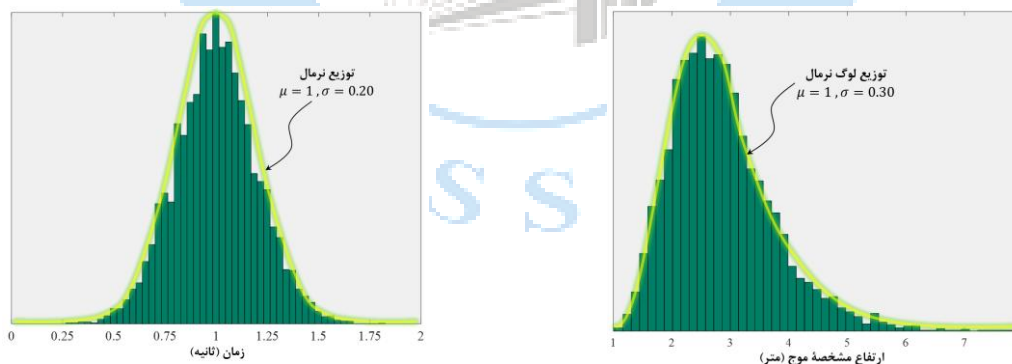
که در آن  $D$  بیانگر ضریب پخش می باشد. در رابطه (۴) پارامتر سرعت سطحی آب  $\vec{u}_c$  بدون ضریب در نظر گرفته شده است. اما پس از بسط رابطه (۲) در کنار بکارگیری رابطه (۴) به منظور افزایش دقت پیش بینی، آنا آباسکال و همکاران استفاده از ضریب تصحیح  $C_C$  را نیز پیشنهاد نمودند و رابطه (۲) مطابق با رابطه (۵) اصلاح شد.

$$\vec{u}_a = C_C \vec{u}_c + C_D \vec{u}_w + C_H \vec{u}_H \quad (5)$$

در رابطه (۵)  $C_C$  نشان دهنده ضریب تصحیح ترم سرعت جریان سطح آب  $\vec{u}_c$  می باشد. به منظور محاسبه  $\vec{u}_H$  دن و دالریمپل [۷۵] در سال ۱۹۹۱ رابطه (۶) را پیشنهاد نمودند.

$$\vec{u}_H = \frac{2\pi H}{8T} = \frac{2\pi \left( \frac{1}{x_H \sigma_H \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{\ln(x_H) - \mu_H}{\sigma_H} \right)^2} \right)}{8 \left( \frac{1}{\sigma_T \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{x_T - \mu_T}{\sigma_T} \right)^2} \right)} \quad (6)$$

در رابطه (۶)  $H$  و  $T$  به ترتیب نشان دهنده ارتفاع مشخصه موج و دوره تناوب امواج می باشند.  $H$  با استفاده از توزیع لوگ نرمال بر مبنای رفرنس [76] مطابق با شکل ۳ با میانگین و انحراف معیار به ترتیب برابر با  $\mu_H = 1$  و  $\sigma_H = 0.30$  شبیه سازی می گردد.  $T$  نیز مشابه با ارتفاع موج توسط توزیع نرمال با میانگین  $\mu_T = 1$  و انحراف معیار  $\sigma_T = 0.20$  مطابق با مرجع [۷۷] و شکل ۴ تولید می گردد. همچنین پارامتر  $C_H$  به عنوان یک ضریب کنترلی و تنظیمی مورد استفاده قرار داده می شود.



شکل ۴. توزیع نرمال در شبیه سازی دوره تناوب موج

شکل ۳. توزیع لوگ نرمال در شبیه سازی ارتفاع مشخصه موج

به این ترتیب در فرآیند کدنویسی الگوریتم ACTOA، پیاده سازی ریاضی نحوه حرکت تخمک های رهاسازی شده شقایق های دریایی در آب اقیانوس تحت نیروهای وارده بر مبنای معادلات دیفرانسیل مورد استفاده در تعیین حرکت لکه های نفتی توسعه داده می شود. ابتدا ذرات جستجو مطابق با ماتریس ارائه شده در رابطه (۷) در فضای امکان با توزیع یکنواخت تولید می شوند.

$$A^0 = \text{random}\{l_b, u_b\}^{n \times d} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,d} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n,1} & a_{n,2} & \dots & a_{n,d} \end{bmatrix} \quad (7)$$

در رابطه فوق  $d$  و  $n$  به ترتیب بیانگر ابعاد مسئله و تعداد ذرات جستجو هستند.  $A^0$  نیز توزیع اولیه ذرات جستجو در فضای امکان را نشان می‌دهد که در فاصله بین کران پایین ( $l_b$ ) و کران بالای ( $u_b$ ) مسئله بصورت یکنواخت توزیع شده‌اند. این کران‌ها مطابق با روابط (۸) و (۹) نوشته می‌شوند.

$$l_b = [lb_1, lb_2, \dots, lb_n] \quad (۸)$$

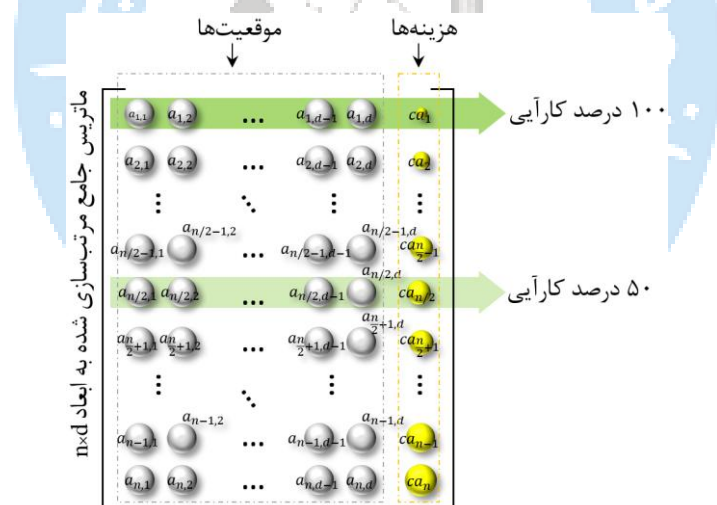
$$u_b = [ub_1, ub_2, \dots, ub_n] \quad (۹)$$

قرائن هزینه اولیه ذرات جستجو برای تمامی ابعاد مسئله نیز صورت می‌گیرد و در ماتریس هزینه با نام  $CA^0$  جمع می‌شوند و به فرم رابطه (۱۰) ارائه می‌گردد.

$$CA^0 = \begin{bmatrix} ca_1^0 \\ ca_2^0 \\ \vdots \\ ca_n^0 \end{bmatrix} \quad (۱۰)$$

در رابطه فوق  $ca_i^0$ ها بیانگر هزینه اولیه بعد از  $t$ ام مسئله می‌باشند. پس از فراخوانی تابع هدف توسط هر کدام از تخمک‌های پراکنده شده که با ماتریس  $A$  نشان داده می‌شوند، هزینه حاصل از هر ذره جستجو برآورد شده و در مقابل هر سطر در یک ماتریس جامع  $GM$  مطابق با شکل ۵ و رابطه (۱۱) ذخیره می‌گردد.

$$GM = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,d} & \xrightarrow{ObjCall} & ca_1 \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,d} & \xrightarrow{ObjCall} & ca_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \xrightarrow{\vdots} & \vdots \\ a_{n,1} & a_{n,2} & \dots & a_{n,d} & \xrightarrow{ObjCall} & ca_n \end{bmatrix} \quad (۱۱)$$



شکل ۵. ماتریس جامع مرتب‌سازی شده براساس هزینه

در ماتریس  $GM$  فرآیند فراخوانی تابع هدف به ازاء هر ذره جستجوی ایجاد شده با  $ObjCall$  نشان داده شده است و  $ca$  نیز بیانگر هزینه هر ذره جستجوگر در تابع هدف می‌باشد. پس از این مرحله، ماتریس فوق بر اساس  $ca_i$ ها در آخرین ستون یعنی هزینه هر ذره مرتب‌سازی می‌شود. لذا اولین سطر از ماتریس جامع فوق بیانگر بهترین ذره با بهترین پاسخ در فاز جستجو می‌باشد. محاسبه موقعیت ذرات در تکرارهای بعدی، با اعمال بردار سرعت به ذرات جستجو مطابق با رابطه (۱۲) امکان‌پذیر خواهد بود.

$$A^{It+1} = V^{It} + A^{It} \quad (۱۲)$$

که در آن  $A^{It}$  و  $A^{It+1}$  به ترتیب نشان دهنده موقعیت ذرات در تکرار  $It$  و  $It + 1$  می‌باشند.  $A^{It}$  نیز بردار سرعت اعمال

<sup>8</sup> Global Matrix

شده به ذرات در هر تکرار می‌باشد. سرعت ذرات تابعی است از چهار متغیر زیر:

$$V^{It} = F(\vec{u}_c, \vec{u}_w, \vec{u}_h, \vec{u}_d) \quad (13)$$

همانطور که مشاهده شد چهار پارامتر زیر در تغییر مکان‌های ایجاد شده در نحوه حرکت تخمک‌های شقایق‌های دریایی دخیل هستند:

- $\vec{u}_c$ : سرعت جریان آب اقیانوس در سطح؛
- $\vec{u}_w$ : سرعت باد؛
- $\vec{u}_h$ : نیروی کششی موج؛
- $\vec{u}_d$ : سرعت انتشاری یا دیفیوژن.

سرعت ذرات جستجو در هر تکرار بر مبنای این چهار پارامتر تعریف می‌شوند. از دو پارامتر سرعت جریان آب سطح اقیانوس ( $\vec{u}_c$ ) و سرعت باد ( $\vec{u}_w$ ) مطابق با روابط (۱۴) و (۱۵) به منظور حرکت ذرات جستجو در فضای امکان بصورت شناور استفاده می‌شود.

$$V_c = C_c^{It} \times \vec{u}_c^{It} \quad (14)$$

$$V_w = C_d^{It} \times \vec{u}_w^{It} \quad (15)$$

در روابط فوق  $C_c^{It}$  به میزان ثابت ۰.۰۵ در نظر گرفته شده است و  $\vec{u}_c^{It}$  توسط توزیع نرمال با میانگین و انحراف معیار به ترتیب  $\sigma_{uc} = 0.10$  و  $\mu_{uc} = 0$  ایجاد شده‌اند. همچنین  $C_d^{It}$  مطابق با توضیحات مربوط به رابطه (۱) بیانگر ضریب کششی باد به میزان ثابت ۰.۰۴۵ در نظر گرفته شده که حاصل مجموع کشش ناشی از باد ( $C_{DW} = 0.03$ ) و کشش ناشی از موج حاصل از باد محلی ( $C_{DH} = 0.015$ ) می‌باشد.

$\vec{u}_w^{It}$  توسط توزیع نرمال با میانگین و انحراف معیار به ترتیب برابر با  $\mu_{uw} = 10$  و  $\sigma_{uw} = 0.20$  ایجاد شده است. استفاده از توزیع نرمال با پارامترهای مذکور سبب می‌گردد تا جهات مختلف و مقادیر مختلف برای پارامتر موج و باد به بهترین نحو شبیه‌سازی گردد. در ادامه  $\vec{u}_h$  شامل اثرات نیروی کششی موج و  $\vec{u}_d$  سرعت انتشار دیفیوژن بر ذرات جستجو در فضای امکان به فرم روابط (۱۶) و (۱۷) اعمال می‌گردد.

$$V_w = \vec{u}_d^{It} \quad (16)$$

$$V_h = C_h^{It} \times \vec{u}_h^{It} \quad (17)$$

برای افزایش Exploitation با پیشروی تکرارها ضریب کاهش  $\omega_1$  مطابق با رابطه (۱۸) برای  $D$  در هر تکرار در نظر گرفته شده است.

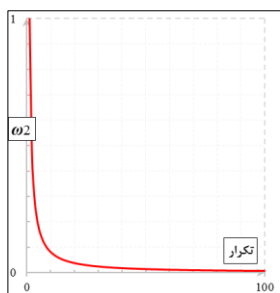
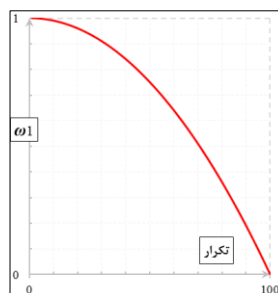
$$\omega_1 = 1 - \left( \frac{It}{It_{Max}} \right)^\varphi \quad (18)$$

در رابطه فوق  $\omega_1$  بیانگر ضریب کاهش بوده و  $\varphi$  برابر با ۲ در نظر گرفته شده است. لازم به ذکر است که ضریب  $D$  مطابق با رابطه (۴) بر  $\vec{u}_d^{It}$  اثرگذار است (شکل ۶).

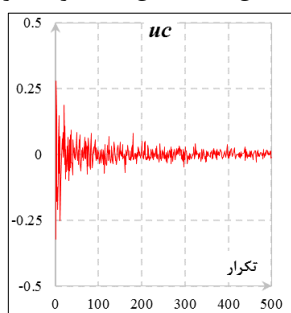
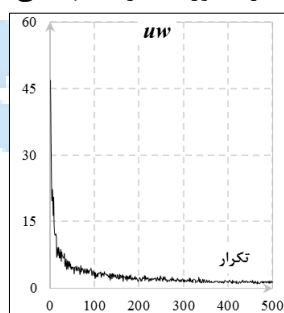
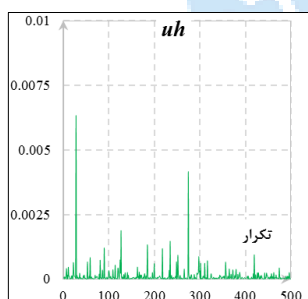
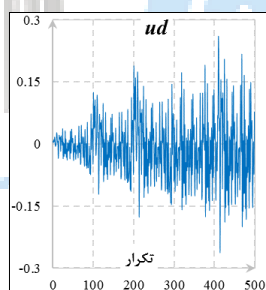
راهکار دیگری که به منظور افزایش دقت جستجو با پیشروی تکرارهای الگوریتم در نظر گرفته شده است، اعمال ضریب کاهش  $\omega_2$  مطابق با رابطه (۱۹) به سه پارامترهای  $\vec{u}_c^{It}$ ،  $\vec{u}_w^{It}$  و اعمال همین ضریب بصورت افزایشی به  $\vec{u}_d^{It}$  طی تکرارهای الگوریتم می‌باشد.

$$\omega_2 = \frac{1}{It^\gamma} \quad (19)$$

که در رابطه فوق  $\gamma$  برابر با ۱.۱ در نظر گرفته شده و به این ترتیب ضرایب  $\omega_1$  و  $\omega_2$  مطابق با شکل ۷ در هر تکرار تغییر می‌نمایند.

شکل ۷. روند تغییرات  $\omega_2$  طی ۱۰۰ تکرارشکل ۶. روند تغییرات  $\omega_1$  طی ۱۰۰ تکرار

اعمال سرعت امواج در نیمه اول تعداد تکرارها به ذرات جستجوگر صورت می‌پذیرد. با توجه به توضیحات ارائه شده، سرعت اعمال شده به ذرات جستجو بر مبنای چهار پارامتر اصلی  $\vec{u}_c$ ،  $\vec{u}_w$ ،  $\vec{u}_h$  و  $\vec{u}_d$  استوار است. با فرض تعداد ۱۰۰۰ تکرار برای کل الگوریتم و با اعمال ضرایب کاهش به چهار پارامتر مذکور، تغییرات آنها طی ۵۰۰ تکرار اول الگوریتم مطابق با شکل ۸ تا شکل ۱۱ خواهد بود.

شکل ۹. روند تغییرات  $u_c$  طی ۵۰۰ تکرارشکل ۸. روند تغییرات  $u_w$  طی ۵۰۰ تکرارشکل ۱۱. روند تغییرات  $u_h$  طی ۵۰۰ تکرارشکل ۱۰. روند تغییرات  $u_d$  طی ۵۰۰ تکرار

بر همین مبنای پایه‌ریزی چهارچوب اصلی الگوریتم حاضر نیز بر اساس چهار جزء مختلف حرکت ذرات توسعه داده شد که در رابطه (۲۰) بیان شده است.

$$V^{lt} = v_{\alpha}^{lt} + v_{\beta}^{lt} + v_{\gamma}^{lt} + v_{\delta}^{lt} \quad (20)$$

در رابطه فوق  $v_{\alpha}^{lt}$  بیانگر بردار حرکت ذرات به سمت بهینه جهانی می‌باشد.  $v_{\beta}^{lt}$  و  $v_{\gamma}^{lt}$  به ترتیب نشان دهنده حرکت تخمک‌ها در جهات بهینه محلی و حرکت به سمت میانگین تمامی ذرات می‌باشد. در نهایت  $v_{\delta}^{lt}$  نیز پتانسیل حرکت هر ذره در مسیر قبلی را بیان می‌کند.

$v_{\alpha}^{lt}$  که نماینده حرکت به سمت بهینه جهانی است، با استفاده از مهم‌ترین پارامتر سرعت تخمک‌ها شامل انتشار یا دیفیوژن ( $\vec{u}_d$ ) در الگوریتم شبیه‌سازی شده است و حرکت جزئی ذرات به سمت بهینه جهانی توسط رابطه (۲۱) ایجاد می‌گردد.

$$v_{\alpha}^{lt} = \bar{u}_d^{lt} \times r_1 \times (\bar{\alpha}^{lt} - A^{lt}) \quad (21)$$

در رابطه فوق  $r_1$  یک عدد تصادفی بین ۰ و ۱ بوده و  $\bar{\alpha}^{lt}$  نشان دهنده موقعیت بهینه جهانی در تکرار  $lt$  می‌باشد. حرکت ایجاد شده در تخمک‌های شقایق‌های دریایی تحت اثر  $\bar{\alpha}^{lt}$  مطابق با شکل ۱۲ خواهد بود.  $v_{\beta}^{lt}$  که تمایل ذرات به سمت بهینه محلی هر ذره را نشان می‌دهد، مطابق با رابطه (۲۲) توسط نیروی کششی موج ( $\bar{u}_h^{lt}$ ) مدل‌سازی شده است.

$$v_{\beta}^{lt} = C_h^{lt} \times \bar{u}_h^{lt} \times r_2 \times (\bar{\beta}_k^{lt} - A^{lt}) \quad (22)$$

در رابطه فوق  $r_2$  یک عدد تصادفی بین ۰ و ۱ بوده و  $\bar{\beta}_k^{lt}$  نشان دهنده موقعیت بهینه محلی ذره  $k$  در تکرار  $lt$  می‌باشد. اثر  $\bar{\beta}_k^{lt}$  در سرعت دهی به تخمک‌ها در شکل ۱۳ ارائه شده است. حرکت جمعی تخمک‌های شقایق‌های دریایی تحت اثر نیروی باد سبب می‌شود تا توده‌ای از آنها بر روی آب تشکیل شود؛ لذا حرکت هر ذره به سمت میانگین موقعیت کل ذرات  $v_{\gamma}^{lt}$  به فرم تابعی از سرعت باد ( $\bar{u}_w^{lt}$ ) در نظر گرفته شده است. به منظور محاسبه میانگین موقعیت تمامی ذرات از رابطه (۲۳) استفاده می‌شود.

$$\gamma^{lt} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i^{lt}}{n} \quad (23)$$

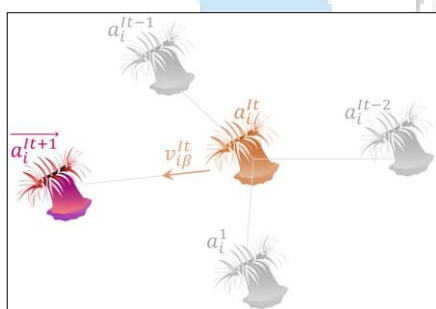
در رابطه فوق  $\gamma^{lt}$  بیانگر میانگین موقعیت تمامی ذرات در تکرار  $lt$  و  $n$  تعداد کل ذرات می‌باشد. به این ترتیب حرکت جزئی تخمک‌ها به سمت میانگین مطابق با رابطه (۲۴) شبیه‌سازی می‌گردد (شکل ۱۴).

$$v_{\gamma}^{lt} = C_d^{lt} \times \bar{u}_w^{lt} \times r_3 \times (\gamma^{lt} - A^{lt}) \quad (24)$$

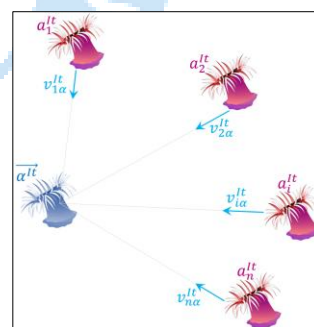
که در آن  $r_3$  عدد تصادفی بین ۰ و ۱ می‌باشد. سرعت سطحی جریان آب نیز به هر کدام از این ذرات کمک می‌نماید تا در مسیر قبلی خود به حرکت ادامه دهند و پتانسیل حرکت در مسیر قبلی ( $v_{\delta}^{lt}$ ) نیز بصورت تابعی از سرعت جریان سطحی آب ( $\bar{u}_c^{lt}$ ) شبیه‌سازی شده است.

$$v_{\delta}^{lt} = C_c^{lt} \times \bar{u}_c^{lt} \times (v_{\delta}^{lt-1}) \quad (25)$$

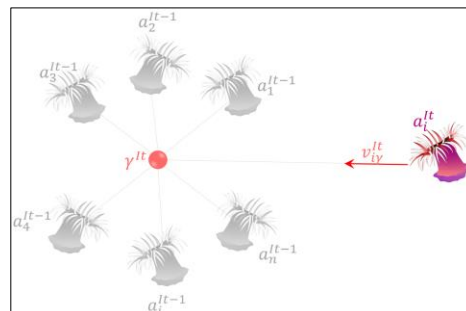
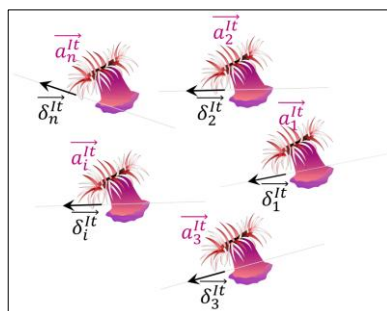
$v_{\delta}^{lt-1}$  بیانگر سرعت حرکت در تکرار قبل می‌باشد و نحوه حرکت ذرات جستجوگر در مسیر قبلی نیز در شکل ۱۵ ارائه شده است.



شکل ۱۳. تمایل تخمک‌ها به حرکت در جهت  $\bar{\beta}_k^{lt}$



شکل ۱۲. تمایل تخمک‌ها به حرکت در جهت  $\bar{\alpha}^{lt}$



شکل ۱۴. تمایل تخمک‌ها به حرکت در جهت  $\gamma^{lt}$

شکل ۱۵. تمایل تخمک‌ها به حرکت در مسیر قبلی ( $\delta^{lt}$ )

به این ترتیب با جایگذاری مقادیر معادل پارامترهای  $v_{\alpha}^{lt}$  (از رابطه (۲۱))،  $v_{\beta}^{lt}$  (از رابطه (۲۲))،  $v_{\gamma}^{lt}$  (از رابطه (۲۴)) و  $v_{\delta}^{lt}$  (از رابطه (۲۵)) در رابطه (۲۰) خواهیم داشت:

$$V^{lt} = [\bar{u}_d^{lt} \times r_1 \times (\bar{\alpha}^{lt} - A^{lt})] + [C_h^{lt} \times \bar{u}_h^{lt} \times r_2 \times (\bar{\beta}_k^{lt} - A^{lt})] + [C_d^{lt} \times \bar{u}_w^{lt} \times r_3 \times (\gamma^{lt} - A^{lt})] + [C_c^{lt} \times \bar{u}_c^{lt} \times (\delta_x^{lt-1})] \quad (26)$$

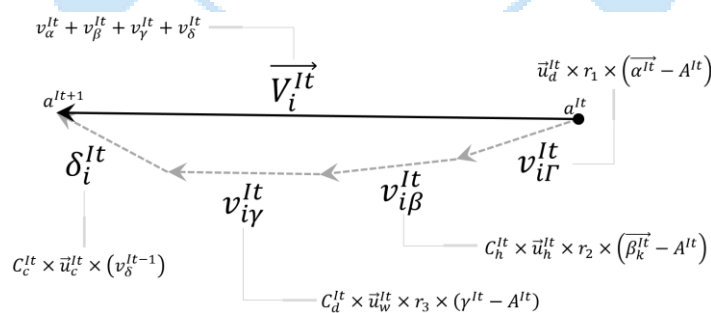
به این ترتیب با در نظر گرفتن موارد زیر:

- توزیع نرمال به فرم  $\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right]$ ؛
- توزیع لوگ نرمال به فرم  $\frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\ln(x)-\mu}{\sigma}\right)^2\right]$ ؛
- بسط  $\bar{u}_d^{lt}$  توسط رابطه (۴)؛
- بسط  $\bar{u}_h^{lt}$  توسط رابطه (۶)؛
- بسط  $C_d^{lt}$  توسط توضیحات رابطه (۱۵)  $(C_d^{lt} = C_{Dw}^{lt} + C_{DH}^{lt})$ ؛
- بسط  $\bar{u}_w^{lt}$  توسط توزیع نرمال؛
- بسط  $\gamma^{lt}$  توسط رابطه (۲۳)؛
- بسط  $\bar{u}_c^{lt}$  توسط توزیع نرمال؛

و جایگذاری آنها در رابطه (۲۶)، رابطه کلی (۲۷) به منظور محاسبه ماتریس سرعت حاصل می‌گردد.

$$V^{lt} = \left[ \text{Uniform}\left(-\sqrt{\frac{6D}{lt}}, \sqrt{\frac{6D}{lt}}\right) \times r_1 \times (\bar{\alpha}^{lt} - A^{lt}) \right] + \left[ C_h^{lt} \times \frac{2\pi \left( \frac{1}{x_H \sigma_H \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\ln(x_H)-\mu_H}{\sigma_H}\right)^2} \right)}{8 \left( \frac{1}{\sigma_T \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_T-\mu_T}{\sigma_T}\right)^2} \right)} \times r_2 \times (\bar{\beta}_k^{lt} - A^{lt}) \right] + \left[ (C_{Dw}^{lt} + C_{DH}^{lt}) \times \frac{1}{\sigma_{uw}\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_{uw}-\mu_{uw}}{\sigma_{uw}}\right)^2} \times r_3 \times \left( \frac{\sum_{i=1}^{n_p} a_i^{lt}}{n_p} - A^{lt} \right) \right] + \left[ C_c^{lt} \times \frac{1}{\sigma_{uc}\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x_{uc}-\mu_{uc}}{\sigma_{uc}}\right)^2} \times (\delta^{lt}) \right] \quad (27)$$

جمع بردارهای سرعت مذکور در رابطه فوق، به فرم بصری در شکل ۱۶ ارائه شده‌اند. این بردار برای هر ذره در هر تکرار محاسبه شده و به آن اعمال می‌گردد.



شکل ۱۶. تجمیع بردارهای حرکتی

#### ۲-۴- بهره‌برداری از موقعیت بهینه در فاز ۲ (شکار)

این فاز برمبنای شبیه‌سازی شکار طعمه ایجاد می‌شود و حرکت ذرات جستجوگر در نیمه دوم تعداد تکرار برمبنای این فاز انجام می‌شود. بهره‌برداری از موقعیت بهینه با استفاده از تمرکز بخشیدن به چیدمان ذرات جستجوگر در یک محل خاص صورت می‌پذیرد. در این فاز، شکار ماهی به منظور بهره‌برداری از فضای امکان براساس توزیع نرمال با انحراف معیار متغیر در تکرارها صورت می‌پذیرد. در این گام سعی می‌شود تا بهترین ذره با بهترین موقعیت به عنوان میانگین ذرات در هر تکرار در نظر گرفته شود. همچنین توسعه یک رابطه کاهنده‌نمایی طی تکرارها به منظور ضریب انحراف معیار اولیه در دستور کار قرار می‌گیرد.

این ساز و کار مفاهیم اساسی انتروپی متقابل [۷۸ و ۷۹] را در بر داشته و عملیات بهره‌برداری را تا رسیدن به سطحی مناسب از

پایداری، ادامه می‌دهد. برای سادگی در فهم الگوریتم در این بخش، نقاط پیش‌ران میانگین در فرآیند جستجو با عبارت 'AV' نامگذاری شده‌اند. این نقطه شامل موقعیت بهترین ذره جستجوگر (تخمک) در فاز قبلی می‌باشد. برای ایجاد شرایط اولیه الگوریتم، میانگین‌ها در کل فضای جستجو به صورت یکنواخت، مطابق با رابطه (۲۸) پراکنده می‌شوند.

$$AV = \frac{n}{4}[r_4(u_b - l_b)] \quad (28)$$

در رابطه فوق، AV ماتریس ذرات میانگین را که در تکرار اول، در فضای n بعدی مسئله به صورت یکنواخت در بازه  $l_b$  تا  $u_b$  پراکنده شده‌اند، نشان می‌دهد.  $r_4$  نمایانگر یک عدد تصادفی بین صفر و یک می‌باشد. در ادامه، در اطراف میانگین، مابقی ذرات جستجو پراکنده می‌شوند که با SA نشان داده می‌شوند. به این ترتیب در اولین تکرار از فاز دوم ( $It = \frac{It_{Max}}{2} + 1$ ) الگوریتم، SAها در اطراف AVها توسط یک مقدار انحراف معیار اولیه و با توزیع نرمال پراکنده می‌شوند. در این گام سعی شده است تا در تکرار اول، بیشترین سطح ممکن از فضای جستجو، توسط SAها پوشش داده شود. لذا انحراف معیار اولیه ذرات کاوش‌گر به میزان نصف طول فضای جستجو با استفاده از رابطه (۲۹)، به عنوان اولین پیشنهاد در فرآیند شکار بوده است [۳].

$$\sigma_{Initial} = \frac{(u_b - l_b)}{2} \quad (29)$$

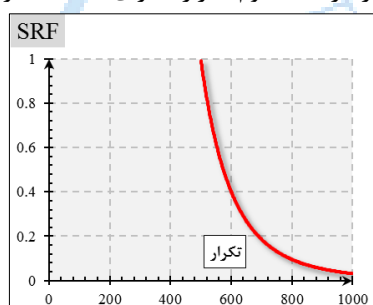
در رابطه فوق  $\sigma_{Initial}$  انحراف معیار اولین تکرار الگوریتم را نشان می‌دهند. به این ترتیب مشابه با فاز قبلی، یک ماتریس جامع (GM) از ذرات جستجو و پاسخ‌ها، ایجاد می‌شود. سپس این ماتریس بر مبنای پاسخ‌های به دست آمده، مرتب‌سازی<sup>۹</sup> می‌شود، به طوری که اولین سطر ماتریس جامع، در بر گیرنده بهترین موقعیت با بهترین پاسخ باشد. پس از آن سطر اول از بخش فوقانی این ماتریس (شامل بهترین موقعیت) به عنوان میانگین جدید تکرار بعد، انتخاب می‌شود. به این ترتیب و با توجه به موارد ذکر شده، حرکت ذرات جستجو با تمایل به سمت بهینه جهانی و بهترین موقعیت موجود صورت خواهد پذیرفت.

در ادامه، راه‌حلی تجربی با استفاده از به روز رسانی انحراف معیار تولید ذرات جستجو در رابطه ۳۰ توسط پارامتر  $\sigma_{It}$  (که از سعی و خطا بدست آمده) فراهم شده است. برای تغییر انحراف معیار در هر تکرار یک ضریب کاهش غیرخطی با نام "ضریب کاهش انحراف معیار"<sup>۱۰</sup> (SRF) معرفی شده است که این ضریب باعث کاهش انحراف معیار در هر تکرار مطابق با رابطه ۳۱ خواهد شد.

$$\sigma_{It} = SRF_{It} \times \sigma_{Initial} \quad (30)$$

$$SRF_{It} = \left(\frac{It_{Max}}{2 \times It}\right)^5 \quad (31)$$

با استفاده از روند تشریح شده ذرات جستجو در پنجاه درصد دوم تکرارها با استفاده از این روند به سمت بهره‌برداری از ناحیه بهینه جهانی هدایت می‌گردند. مثالی از کاهش انحراف معیار در نیمه دوم تکرارها برای ۱۰۰۰ تکرار در شکل ۱۷ ارائه شده است.



شکل ۱۷. تغییرات ضریب کاهش انحراف معیار برای الگوریتمی با ۱۰۰۰ تکرار

راهکار دیگری که در این الگوریتم گنجانده شده است این است که موقعیت بهینه جهانی به ۱۰ درصد از فضای جستجو محدود شده و الگوریتم ACTOA در فاز شکار در فضای محدود شده به جستجوی محلی و بهره‌برداری می‌پردازد. لذا دقت و شانس الگوریتم در یافتن موقعیت بهینه، ده برابر بیشتر از قبل و در حالت جستجوی کامل فضای

<sup>9</sup> Sort

<sup>10</sup> Sigma Reduction Factor (SRF)

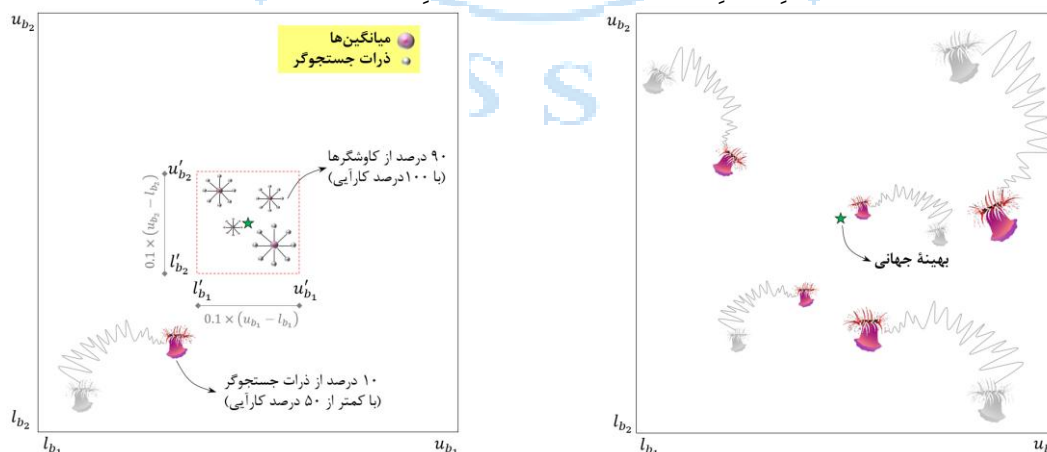
امکان خواهد بود.

با نگاهی کلی به روند عملکرد الگوریتم ACTOA می توان گفت که پس از مرتب سازی ماتریس  $GM$  در آخرین تکرار از فاز اول (جستجو توسط تخمک ها بر بمنای حرکت امواج اقیانوس)، بالاترین سطر ماتریس نشان دهنده بهترین موقعیت کاوش شده می باشد. لذا از این نقطه به عنوان میانگین ذرات جستجو در فاز دوم استفاده می گردد. همانطور که پیشنهاد شد تا فضای جستجو در اطراف این میانگین به طول  $0.1$  فضای امکان در هر بُعد محدود شده و کاوش منطقه بهینه محلی در این فضا صورت داده شود. به این ترتیب کران های بالا و پایین جستجو در  $50$  درصد دوم تکرارها بصورت رابطه (۳۲) تغییر می یابد.

$$\begin{cases} l'_b \\ u'_b \end{cases} = \begin{cases} l_b + 0.45(u_b - l_b) \\ l_b + 0.55(u_b - l_b) \end{cases} \quad (32)$$

همچنین این امکان وجود دارد که باز هم این الگوریتم یک بهینه محلی را در گام اول جستجو نموده باشد. لذا برای رفع این مشکل، از موقعیت نقطه میانی ماتریس  $GM$  با  $50$  درصد کارایی، باز هم مشابه با فاز اول به عنوان تخمک در الگوریتم استفاده می گردد که  $10$  درصد از تعداد ذرات جستجوگر در همسایگی این نقطه به کاوش پردازند. به این ترتیب حتی در گام دوم و در هنگام بهره برداری نیز، فضای امکان توسط  $10$  درصد از ذرات جستجوگر تا انتهای فرآیند الگوریتم کاوش می شود و به جستجوی بهینه های احتمالی دیگر نیز پرداخته می شود.

با این روند، الگوریتم ACTOA در نیمه دوم تکرارها، با  $90$  درصد از تعداد ذرات جستجوگر، به بهره برداری در موقعیتی بسیار محدودتر از فضای کلی مسئله می پردازد و کارایی الگوریتم بهبود بسزایی خواهد یافت. همچنین  $10$  درصد از تعداد ذرات نیز به جستجوی کلی فضای امکان اختصاص داده می شوند. برای تخمک هایی که به جستجوی کلی در فاز دوم می پردازند، ورود به ناحیه اطراف میانگین بهینه ممنوع می باشد. به این ترتیب همانطور که در شکل ۱۸ و شکل ۱۹ نشان داده شده است در فاز دوم الگوریتم،  $90$  درصد از تعداد ذرات کاوشگر در فضایی محدود شده به طول  $10$  درصد از فضای امکان (اطراف بهینه جهانی) به بهره برداری پرداخته و  $10$  درصد از تعداد ذرات در  $90$  درصد دیگر فضاهای محتمل، موقعیت بهینه بهتری را کاوش می نمایند.



شکل ۱۹. بهره برداری در فاز شکار

شکل ۱۸. جستجو در فاز تکثیر

لازم به ذکر است که در هر تکرار الگوریتم، اگر هر موقعیت بهتری از بهینه جهانی در خارج از بازه کاهش یافته پیدا شد، به عنوان میانگین جدید مدنظر قرار داده می شود و بازه کاهش یافته با مرکزیت نقطه جدید آپدیت می گردد. سپس  $90$  درصد ذرات به ناحیه مذکور انتقال می یابند و موقعیت بهینه جدید مورد توجه قرار می گیرد. شبه کد زیر نیز

به عنوان معرفی جزئیات الگوریتم بهینه‌ساز ACTOA معرفی شده است. شبه کد و فلوچارت الگوریتم نیز به ترتیب در شکل ۲۰ و شکل ۲۱ ارائه شده است.

**Initialize:** Cost function, Search boundaries, Number of search agents, Number of iterations

Determining independent factors:  $n, d, A^0, D, C_c, C_h, C_{Dw}, C_{DH}, C_d, \mu_H, \sigma_H, \mu_{uw}, \sigma_{uw}, \mu_{uh}, \sigma_{uh}$

%%-----Exploitation-----

Repeat

for Iteration=1:MaxIt/2

for ACTOA=1:n

Calculation of dependent factors:  $\vec{u}_d, \vec{u}_h, \vec{u}_w, \vec{u}_c, \vec{\alpha}, \vec{\beta}, \vec{\gamma}, \vec{\delta}$

Update velocity vectors:  $\vec{V} = \{\vec{v}_\alpha, \vec{v}_\beta, \vec{v}_\gamma, \vec{v}_\delta\}$

Calculate fitness function: CA

Update Positions:  $A^{lt+1} = V^{lt} + A^{lt}$

Update velocity factors:  $\omega_1 = 1 - \left(\frac{It}{It_{Max}}\right)^\lambda$ ,  $\omega_2 = \frac{1}{It^\gamma}$

Fitness function evaluation

Update sorted GM matrix

End

Update iteration

Until stop criteria is met (e.g., Iteration>MaxIt/2)

End

Output the best solution with 100% efficiency from GM matrix

Output the middle solution with 50% efficiency from GM matrix

%%-----Exploration-----

Repeat

for Iteration=MaxIt/2+1:MaxIt

for ACTOA=1:n

Calculation of dependent factors:  $\sigma_{lt}, SRF_{lt}, l'_b, u'_b$

Assign 90% of search agents to search in  $l'_b$  and  $u'_b$  with exploitation instructions

Assign 10% of search agents to search in  $l'_b$  and  $u'_b$  with exploration instructions

Fitness function evaluation

Update sorted GM matrix

End

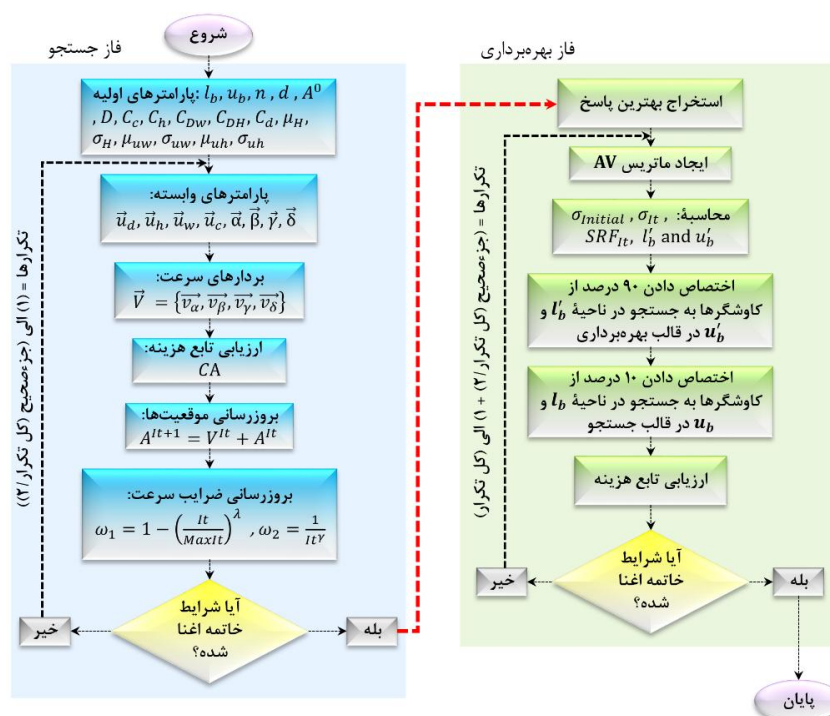
Update iteration

Until stop criteria is met (e.g., Iteration>MaxIt)

End

Output the best solution and visualization

شکل ۲۰. شبه کد ACTOA



شکل ۲۱. فلوجارت ACTOA

## ۳-۴ - پیچیدگی محاسباتی ACTOA

امروزه به جای استفاده از روش‌های پرهزینه تحلیلی و عددی، الگوریتم‌های فرااکتشافی به‌عنوان جایگزینی مناسب برای یافتن پاسخ بهینه و یا نزدیک به بهینه در مورد مسائل پیچیده، به کار گرفته شده‌اند. پیچیدگی محاسباتی شاخه‌ای از نظریه محاسبات، علوم نظری رایانه و ریاضی است که به بررسی دشواری حل مسائل می‌پردازد. به عبارت دیگر، پیچیدگی محاسباتی یک الگوریتم، به‌عنوان پارامتری در ارزیابی هزینه محاسباتی‌ای که روش موردنظر در بر دارد، به کار برده می‌شود. هزینه محاسباتی الگوریتم‌های فرااکتشافی نیز توسط نحوه فراخوانی ذرات جستجو، طول فضای جستجو، تعداد ابعاد مسئله و ماکسیمم تعداد تکرارها ارزیابی می‌شود [۴۸ و ۸۰]. در الگوریتم پیشنهادی حاضر نیز با ترکیب بسیار مناسب گام‌های جستجو و بهره‌برداری در بهینه‌سازی جهانی و محلی، سعی شده تا با ایجاد بالانس مناسب میان فازهای کاوش و بهره‌برداری، روشی کارآمد در حل مسائل مختلف با سرعت بالا و هزینه محاسباتی کم حاصل شود.

در گام ابتدایی الگوریتم ACTOA با در نظر گرفتن ساز و کار مرتب‌سازی ماتریس  $GM$  راه حلی مناسب برای افزایش سرعت حل مسئله و همچنین گریز از به دام افتادن در بهینه محلی فراهم شده است. جستجو با دقت زیاد و سرعت کم در موقعیت‌هایی که احتمال وجود نقطه بهینه در آن زیاد است و کاوش با دقت کم و سرعت زیاد در موقعیت‌هایی که احتمال وجود نقطه بهینه در آن کم است، از مهم‌ترین دست‌آورد این استراتژی می‌باشد. از آنجایی که در گام دوم الگوریتم نیز سیستم مرتب‌سازی سریع ماتریس (همانند گام اول) مورد توجه قرار گرفته است، لذا هزینه محاسباتی (که با  $CC$  نشان داده می‌شود) در بخش مرتب‌سازی در بهترین و بدترین حالت به ترتیب برابر با  $CC(n \log n)$  و  $CC(n^2)$  می‌باشد. بنابراین هزینه محاسباتی کلی ACTOA نیز مطابق با روابط (۳۳) و (۳۴) حاصل می‌گردد [47].

$$CC(ACTOA) = 2 \times CC\left(\frac{It_{max}}{2}\right) \times [CC(Sorting) + CC(position\ update)] \quad (33)$$

$$CC(CTOA) = 2 \times CC \left( \frac{It_{max}}{2} \times [n^2 + n \times d] \right) = CC(It_{max}n^2 + It_{max}nd) \quad (34)$$

برخی از مزایای مهم الگوریتم ACTOA در کاهش هزینه محاسباتی نیز در زیر فهرست شده اند:

- در گام ابتدایی الگوریتم و طی جستجوی جهانی تحت روابط دیفرانسیل امواج اقیانوس با ایجاد بالانس مناسبی میان سرعت و دقت الگوریتم، گریز از بهینه محلی به نحو احسن صورت داده می‌شود؛
- نحوه پیاده‌سازی فرآیند شکار نیز به گونه‌ای است که فاز بهره‌برداری با بازدهی بسیار بالایی صورت پذیرد؛
- در نظر قرار دادن یک نقطه جستجو در بخش بهینه جهانی و یک نقطه در خارج از حد محدود بهینه، سبب می‌گردد تا علاوه بر کاوش دقیق منطقه با احتمال بالای وجود موقعیت بهینه، دیگر نواحی نیز توسط ذرات دائماً جستجو شود؛
- تعامل دو فاز مختلف در الگوریتم ACTOA سبب می‌شود تا جستجوی فضا به بهترین شکل صورت داده شود و بالانس مناسبی میان فازهای جستجو و بهره‌برداری ایجاد گردد.
- استخراج یک ناحیه بصورت ایزوله و جستجوی محلی آن توسط تعداد زیادی از شقایق‌های دریایی با دقت بالا و بصورت متمرکز باعث حصول هرچه سریع‌تر بهترین پاسخ خواهد شد که خود کاهش هزینه محاسباتی الگوریتم را در بر خواهد داشت.

به این ترتیب الگوریتم پیشنهادی، پتانسیل بسیار بالایی در حصول پاسخ بهینه در کوتاه‌ترین زمان ممکن را دارا می‌باشد. در بخش بعد مسائل مختلف محک ریاضی و سازه‌ای به منظور تعیین کارایی الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم‌های موجود مورد ارزیابی قرار می‌گیرند.

## ۵- طراحی سازه‌های خرپایی

در بخش حاضر بهینه‌سازی دو خرپای ۱۵ عضوی و ۵۲ عضوی مرد توجه گرفته شده تا عملکرد الگوریتم در حل مسائل واقعی مهندسی به چالش کشیده شود. در ادامه در مورد جزئیات این مسائل و نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی ارائه شده و با نتیجه حاصل از دیگر الگوریتم‌های قدرتمند مقایسه می‌گردد.

### ۱-۵- خرپای ۱۵ عضوی

هندسه، ابعاد، گره‌ها، تکیه‌گاه‌ها و بارهای اعمال شده در این مورد در شکل ۲۲ ارائه شده است. هدف بهینه‌سازی این مسئله به حداقل رساندن وزن خرپا ۱۵ عضوی است. سه نیروی متمرکز  $P_1$ ،  $P_2$  و  $P_3$  به ترتیب در گره‌های ۴، ۶ و ۸ اعمال می‌شوند. شرایط مرزی مفصلی نیز برای تکیه‌گاه‌های گره‌های ۱ و ۲ تعریف شده است. چگالی و مدول الاستیسیته فولاد مصرفی به ترتیب ۷۸۰۰ کیلوگرم بر متر مکعب و ۲۰۰ گیگا پاسکال تعریف شده است [۸۱] و [۸۲].

قیدهای تعریف شده برای این مسئله به این صورت است که جابجایی گره‌ها در جهت  $x$  و  $y$  نباید بیشتر از ۱۰ میلی‌متر شوند و تنش کششی و فشاری در اعضا از ۱۲۰ مگاپاسکال بیشتر نباشد. لذا مسئله بهینه‌سازی حاضر مطابق با مجموعه معادلات (۳۵) تعریف می‌گردد.

$$f(\vec{x}) = 7800 \sum_{i=1}^{15} \left[ \frac{A_i L_i}{1E09} \right] \quad (35)$$

با توجه به قیود:

$$g_1(\vec{x}): |\Delta x_j| < 10 \text{ mm} \quad (j = 1 \text{ to } 8),$$

$$g_2(\vec{x}): |\Delta y_j| < 10 \text{ mm} \quad (j = 1 \text{ to } 8),$$

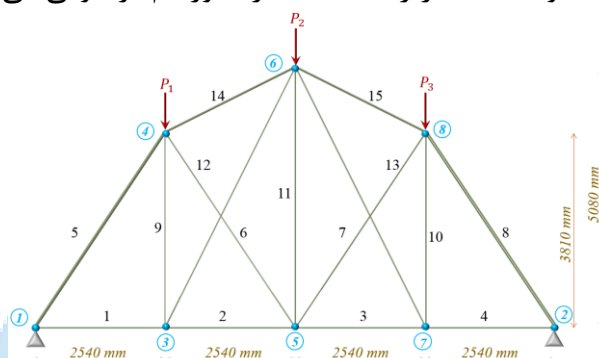
$$g_3(\vec{x}): |\sigma t_i| < 120 \text{ MPa} \quad (i = 1 \text{ to } 15),$$

$$g_4(\vec{x}): |\sigma c_j| < 120 \text{ MPa} \quad (j = 1 \text{ to } 15).$$

محدوده متغیرها:

$$A_1, A_2, \dots, A_{15} \in \begin{cases} 113.2, 143.2, 145.9, 174.9 \\ 185.9, 235.9, 265.9, 297.1 \\ 308.6, 334.3, 338.2, 497.8 \\ 507.6, 736.7, 791.2, 1063.7 \end{cases}$$

که در آن  $A_i$  و  $L_i$  به ترتیب سطح مقطع بر حسب میلی‌مترمربع و طول عضو  $A_i$  بر حسب میلی‌متر بوده و همچنین  $\Delta x_j$  و  $\Delta y_j$  به ترتیب بیانگر تغییر مکان نقاط در جهات  $x$  و  $y$  می‌باشند.  $\sigma t$  و  $\sigma c$  نیز به ترتیب نمایشگر تنش‌های فشاری و کششی در اعضا هستند. لازم به ذکر است که این مسئله در فضای گسسته تعریف شده است و مقادیر متغیرها مطابق با توجه به مجموعه  $A_i$ ها در رابطه (۳۵) در الگوریتم فراخوانی می‌شوند.



شکل ۲۲. مسئله خرپای ۱۵ عضوی به همراه متغیرها، شرایط مرزی، بارها، شماره اعضا و شماره گره‌ها

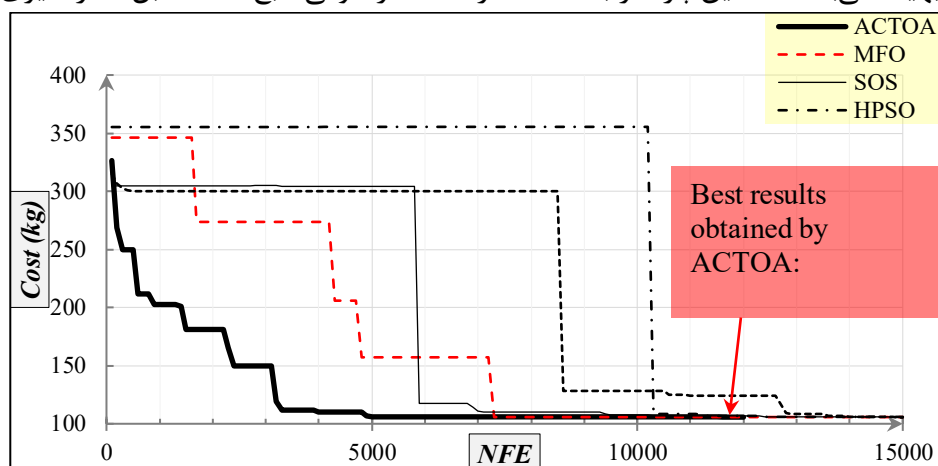
این مسئله با استفاده از روش اجزای محدود ماتریسی برای هر فراخوانی تحلیل می‌شود و مقادیر تنش و تغییر مکان اعضا در هر تکرار محاسبه می‌گردند. نتایج حاصل از طراحی خرپا توسط ACTOA در مقایسه با دیگر پاسخ‌های موجود بدست آمده از الگوریتم‌های موجود، در جدول ۲ نشان داده شده است.

جدول ۲. نتایج حاصل از حل مسئله خرپای ۱۵ عضوی و مقایسه با الگوریتم‌های موجود

	HPSO [27]	MBA [82]	SOS [83]	MFO [47]	ACTOA
$A_1$	113.2	113.2	113.2	113.2	<b>113.2</b>
$A_2$	113.2	113.2	113.2	113.2	<b>113.2</b>
$A_3$	113.2	113.2	113.2	113.2	<b>113.2</b>
$A_4$	113.2	113.2	113.2	113.2	<b>113.2</b>
$A_5$	736.7	736.7	736.7	736.7	<b>736.7</b>
$A_6$	113.2	113.2	113.2	113.2	<b>113.2</b>
$A_7$	113.2	113.2	113.2	113.2	<b>113.2</b>
$A_8$	736.7	736.7	736.7	736.7	<b>736.7</b>
$A_9$	113.2	113.2	113.2	113.2	<b>113.2</b>
$A_{10}$	113.2	113.2	113.2	113.2	<b>113.2</b>
$A_{11}$	113.2	113.2	113.2	113.2	<b>113.2</b>
$A_{12}$	113.2	113.2	113.2	113.2	<b>113.2</b>
$A_{13}$	113.2	113.2	113.2	113.2	<b>113.2</b>

$A_{14}$	334.3	334.3	334.3	334.3	334.3
$A_{15}$	334.3	334.3	334.3	334.3	334.3
$f(\bar{x})$	105.735	105.735	105.735	105.735	105.735

همانطور که در جدول ۲ نشان داده شده است، از آنجایی که مسئله در یک فضای گسسته تعریف شده، همه پاسخ ها یکسان هستند. بهترین وزن خرپا به میزان ۱۰۵.۷۳۵ کیلوگرم حاصل شده که تاکنون طراحی بهینه تر از آن توسط هیچ الگوریتمی گزارش نشده است. اما نکته مهمی که در حل این مسئله باید به آن توجه کرد سرعت حل و زمان رسیدن به پاسخ بهینه می باشد که این پارامتر با استفاده از تعداد فراخوانی تابع هدف قابل اندازه گیری است.



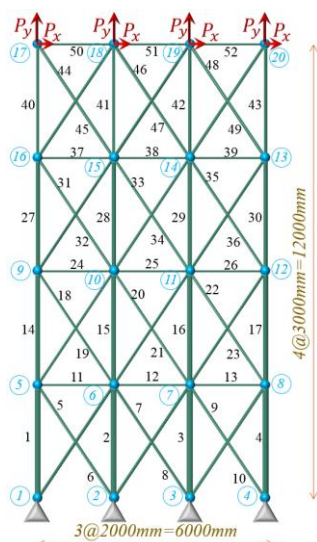
شکل ۲۳. نمودارهای همگرایی حل مسئله خرپای ۱۵ عضوی

بهترین پاسخ تاکنون توسط الگوریتم MFO با ۱۵۰۰۰ فراخوانی تابع (۳۰ عامل جستجو و ۵۰۰ تکرار) به دست آمده بود. این پاسخ توسط ACTOA تنها با ۱۲۰۰۰ فراخوانی تابع (۳۰ عامل جستجو و ۴۰۰ تکرار) به دست آمد که نتایج رقابتی هستند. مطابق شکل ۲۳ بطور دقیق در فراخوانی شماره ۱۱۸۹۳ ام پاسخ بهینه ۱۰۵/۷۳۵ کیلوگرم حاصل شده است. به این ترتیب در الگوریتم حاضر تعداد ۳۰۰۰ مرتبه حل ماتریسی خرپا کاهش یافته و به این ترتیب در روند حل مسئله بهبود حاصل شده است.

#### ۵-۲- خرپای ۵۲ عضوی

در این مثال یک خرپای ۵۲ عضوی همانند شکل ۲۴ تحت بهینه سازی قرار گرفته است. اعضای این خرپا از سه قسمت تشکیل شده اند: اعضای عمودی (ستون ها شامل گروه های  $G_1, G_4, G_7, G_{10}$ ، اعضای افقی (تیرها شامل گروه های  $G_3, G_6, G_9, G_{12}$ ) و اعضای مورب (مهاربندها شامل گروه های  $G_2, G_5, G_8, G_{11}$ )؛ دوازده گروه مذکور به شرح زیر تقسیم می شوند:

- $G_1: A_1, A_2, A_3, A_4$
- $G_2: A_5, A_6, A_7, A_8, A_9, A_{10}$
- $G_3: A_{11}, A_{12}, A_{13}$
- $G_4: A_{14}, A_{15}, A_{16}, A_{17}$
- $G_5: A_{18}, A_{19}, A_{20}, A_{21}, A_{22}, A_{23}$
- $G_6: A_{24}, A_{25}, A_{26}$
- $G_7: A_{27}, A_{28}, A_{29}, A_{30}$
- $G_8: A_{31}, A_{32}, A_{33}, A_{34}, A_{35}, A_{36}$
- $G_9: A_{37}, A_{38}, A_{39}$
- $G_{10}: A_{40}, A_{41}, A_{42}, A_{43}$
- $G_{11}: A_{44}, A_{45}, A_{46}, A_{47}, A_{48}, A_{49}$
- $G_{12}: A_{50}, A_{51}, A_{52}$



شکل ۲۴. مسئله خرابی ۵۲ عضوی به همراه متغیرها، شرایط مرزی، بارها، شماره اعضا و شماره گره‌ها

چگالی و مدول الاستیسیته اعضا نیز به ترتیب ۷۸۶۰ کیلوگرم بر متر مکعب و ۲۰۷ گیگا پاسکال است. بنابراین، مسئله بهینه‌سازی حاضر و قیود آن را می‌توان مطابق با مجموعه معادلات ۳۶ تعریف کرد [47,83].

کمینه‌سازی:	با توجه به قیود:	محدوده متغیرها:	(۳۶)
$f(\vec{x}) = \frac{7860(3 \sum_{(i)}(A_{G_i}) + \sqrt{2^2 + 3^2} \sum_{(j)}(A_{G_j}) + 2 \sum_{(k)}(A_{G_k}))}{1E06}$ $\begin{bmatrix} i \\ j \\ k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1,4,7,10 \\ 2,5,8,11 \\ 3,6,9,12 \end{bmatrix}$	$g_1(\vec{x}):  \sigma_{t_i}  < 180 \text{ MPa} \quad (i = 1 \text{ to } 52)$ $g_2(\vec{x}):  \sigma_{c_j}  < 180 \text{ MPa} \quad (j = 1 \text{ to } 52)$	$A_1, A_2, \dots, A_{52}$ $\in \text{Table 13}$	

پارامترهای مربوط به سطح مقطع در رابطه فوق به فرم زیر است:

- $A_{G_i}$ : نشان دهنده سطح مقطع اعضای عمودی (ستون‌ها) به طول ۳ متر؛
- $A_{G_j}$ : نشان دهنده سطح مقطع اعضای مورب (مهاربندها)؛
- $A_{G_k}$ : نشان دهنده سطح مقطع اعضای افقی (تیرها) به طول ۲ متر.

مشابه با مسئله قبل، پارامترهای  $\sigma_{t_i}$  و  $\sigma_{c_j}$  به ترتیب بیانگر بیشینه تنش کششی و فشاری اعضا می‌باشند. همچنین با توجه به شکل ۲۳ دیده می‌شود که شرایط مرزی مفصلی در تکیه‌گاه‌های موجود در گره‌های شماره ۱، ۲، ۳ و ۴ تعریف شده است. نیروهای متمرکز  $P_x = 100kN$  و  $P_y = 200kN$  نیز به ترتیب در جهات افقی و عمودی بر گره‌های ۱۷، ۱۸، ۱۹ و ۲۰ اعمال شده‌اند. لازم به ذکر است که کلیه مقادیر مقطع در فضای گسسته تعریف شده و مطابق با جدول ۳ از مقاطع موجود در کد طراحی AISC [۸۴] استخراج شده است.

روند حل این مسئله مطابق با مسئله خرابی ۱۵ عضوی است. به این ترتیب برای هر تکرار الگوریتم، یک مرتبه تحلیل اجزای محدود خرابی به منظور محاسبه مقادیر تنش‌های اعضا صورت داده می‌شود.

جدول ۳. مقاطع قابل استفاده بر اساس AISC

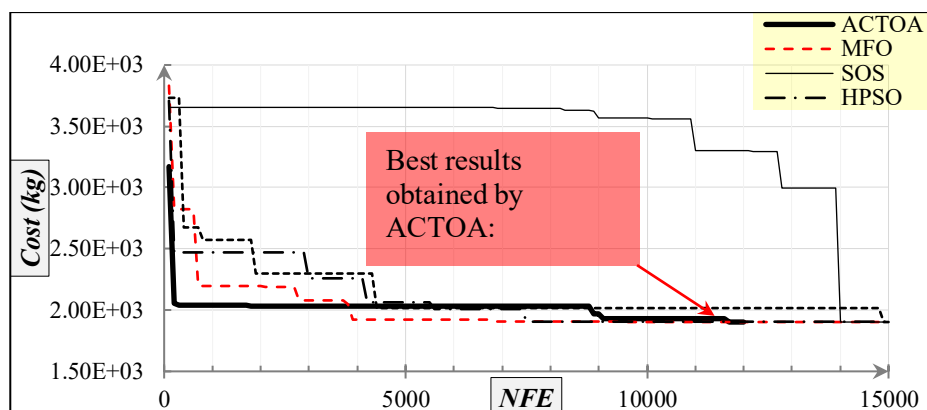
شماره عضو	$mm^2$	شماره عضو	$mm^2$	شماره عضو	$mm^2$	شماره عضو	$mm^2$
1	71.6130	17	1008.385	33	2477.414	49	7419.34
2	90.9680	18	1045.159	34	2496.769	50	8709.66
3	126.451	19	1161.288	35	2503.221	51	8967.724
4	161.290	20	1283.868	36	2696.769	52	9161.272

5	198.064	21	1374.191	37	2722.575	53	9999.98
6	252.258	22	1535.481	38	2896.768	54	10322.56
7	285.161	23	1690.319	39	2961.284	55	10903.2
8	363.225	24	1696.771	40	3096.768	56	12129.01
9	388.386	25	1858.061	41	3206.445	57	12838.68
10	494.193	26	1890.319	42	3303.219	58	14193.52
11	506.451	27	1993.544	43	3703.218	59	14774.16
12	641.289	28	2019.351	44	4658.055	60	15806.42
13	645.160	29	2180.641	45	5141.925	61	17096.74
14	792.256	30	2238.705	46	5503.215	62	18064.48
15	816.773	31	2290.318	47	5999.988	63	19354.8
16	939.998	32	2341.931	48	6999.986	64	21612.86

جدول ۴. نتایج حاصل از حل مسئله خرابی ۱۵ عضوی و مقایسه با الگوریتم‌های موجود

متغیر طراحی	HPSO [27]	MBA [82]	SOS [83]	MFO [47]	ACTOA
$G_1: A_{1-4}$	4658.055	4658.055	4658.055	4658.055	<b>4658.055</b>
$G_2: A_{5-10}$	1161.288	1161.288	1161.288	1161.288	<b>1161.288</b>
$G_3: A_{11-13}$	363.225	494.193	494.193	494.193	<b>494.193</b>
$G_4: A_{14-17}$	3303.219	3303.219	3303.219	3303.219	<b>3303.219</b>
$G_5: A_{18-23}$	940	940	940	940	<b>940</b>
$G_6: A_{24-26}$	494.193	494.193	494.193	494.193	<b>494.193</b>
$G_7: A_{27-30}$	2238.705	2238.705	2238.705	2238.705	<b>2238.705</b>
$G_8: A_{31-36}$	1008.385	1008.385	1008.385	1008.385	<b>1008.385</b>
$G_9: A_{37-39}$	388.386	494.193	494.193	494.193	<b>494.193</b>
$G_{10}: A_{40-43}$	1283.868	1283.868	1283.868	1283.868	<b>1283.868</b>
$G_{11}: A_{44-49}$	1161.288	1161.288	1161.288	1161.288	<b>1161.288</b>
$G_{12}: A_{50-52}$	792.256	494.193	494.193	494.193	<b>494.193</b>
$f(\vec{x})$	1905.495	1902.605	1902.605	1902.605	<b>1902.605</b>

نتایج بهینه سازی این مسئله در جدول ۴ ارائه شده است. با توجه به این جدول مشاهده می شود که بهترین پاسخی که تاکنون توسط الگوریتم‌های بسیار قدرتمند فرااکتشافی MBA، SOS و MFO یافته شده، به میزان ۱۹۰۲.۶۰۵ کیلوگرم بوده است. ACTOA نیز در این مورد توانسته این مقدار پاسخ را با دقت بالایی در فضای پیوسته جستجو نماید. همچنین نتایج ACTOA از نظر هزینه نهایی ۰/۱۵۱۷ درصد بهتر از نتایج الگوریتم HPSO بوده است.



شکل ۲۵. نمودارهای همگرایی حل مسئله خرابی ۵۲ عضوی

با توجه به شکل ۲۵ وزن مذکور (۱۹۰۲/۶۰۵ کیلوگرم) تا به امروز توسط الگوریتم MFO با بیشترین سرعت بدست آمده است. MFO قادر بوده تنها با ۱۵۰۰۰ مرتبه حل خرابی ۵۲ عضوی حاضر و فراخوانی تابع هدف (با بکارگیری ۳۰ عامل جستجو طی ۵۰۰ تکرار) در مدت زمان ۱۳۲۰ ثانیه طرح بهینه را در فضای ۱۲ بُعدی با ۵۲ عضو جستجو نماید. اما بار دیگر الگوریتم پیشنهادی ACTOA تنها با ۱۲۰۰۰ فراخوانی تابع (۳۰ عامل جستجو و ۴۰۰ تکرار) در مدت زمان ۱۰۵۰ ثانیه به این پاسخ دست یافته است که دستاوردی قابل توجه می‌باشد. لازم به تذکر است که نرخ هزینه محاسباتی ACTOA و MFO بطور نسبی از لحاظ زمانی تقریباً با یکدیگر برابر بوده است. نتایج نشان می‌دهد که ACTOA، MFO، SOS و MBA به طور قابل توجهی بهتر از الگوریتم قدرتمند HPSO عمل کردند. علاوه بر این، هزینه محاسباتی الگوریتم ACTOA در مقایسه با الگوریتم های SOS، MBA و HPSO نیز پایین‌تر بوده و در مدت زمان کمتری (در حدود ۱/۲ برابر سریع‌تر) به پاسخ بهینه دست می‌یابد.

## ۶- نتیجه‌گیری

در این پژوهش الگوریتم بهینه‌ساز نوین شقایق‌های دریایی (ACTOA) به منظور حل مسائل طراحی خرپا توسعه داده شد. این الگوریتم براساس دو شاخص اصلی تکثیر و شکار طی زندگی یک شقایق دریایی پایه‌گذاری شد. نتایج کلی زیر از انجام این پژوهش حاصل شده است:

۱- تخم‌های شقایق دریایی در فاز تکثیر به جستجوی فضای امکان پرداخته که حرکت آنها مطابق با جابجایی مولکول‌ها آب تحت اثر چهار پارامتر حرکتی شامل اثر نیروی باد، جریان‌ات سطحی موج، کشش موج و جریان پخشی (دیفیوژن) در اقیانوس شبیه‌سازی شده‌اند. این حرکت منجر به بازدهی بسیار زیادی در بخش اکتشاف کامل فضای امکان خواهد شد.

۲- در فاز شکار بهره‌برداری از محدوده فضای بهینه یافته شده در بخش اکتشاف، توسط توزیع نرمال و با انحراف معیار کاهنده مطابق با شکار ماهیان توسط شقایق دریایی، بهترین پاسخ حاصل شده و به این ترتیب تعادل بسیار بالایی میان دو فاز برقرار شد و این تعادل با استفاده از نتایج مربوط به حل مسائل طراحی خرپاهای ۱۵ عضوی و ۵۲ عضوی، به اثبات رسانیده شد.

۳- برای به چالش کشیدن عملکرد این الگوریتم ابتدا هزینه محاسباتی آن در قالب رویکرد مواجهه الگوریتم با تابع هدف مورد ارزیابی قرار داده شد. سپس طی بهینه‌سازی دو خرپای ۱۵ عضوی و ۵۲ عضوی عملکرد بسیار مناسب

الگوریتم به وضوح به تصویر کشیده شد و نتایج رقابتی حاصل گردید.

۴- طراحی خرپای ۱۵ عضوی توسط ACTOA با بالاترین دقت ممکن و کمترین هزینه محاسباتی صورت پذیرفت.

۴- ACTOA طی طراحی خرپای ۵۲ عضوی، مضاف بر کاهش ۳۰۰۰ عددی تعداد تکرارها، وزن سازه را نیز به میزان ۰/۱۵ درصد نسبت به بهترین نتایج حاصل شده تا به امروز، کاهش داد. موارد مذکور را می توان از مهم ترین دستاوردهای الگوریتم حاضر دانست که قادر به حل انواع مسائل با فضاهای پیچیده و ابعاد بالا بوده است.

۵- زمان حل مسئله نیز با بکارگیری ACTOA به مقدار چشم گیری کاهش یافته است که این مورد از مهم ترین پارامترها در طراحی انواع سازه های پیچیده دیگر می باشد.

به پژوهشگران پیشنهاد می شود تا محدودیت های پژوهش حاضر را در مطالعات آتی مورد بحث و بررسی قرار دهند که از مهم ترین آنها می توان به موارد زیر اشاره نمود:

الف) هنوز این روش برای مسائل چندهدفه توسعه داده نشده است و ایجاد الگوریتم چندهدفه ACTOA را می توان در دستور کار قرار داد؛

ب) حل مسائل مختلف سازه ای دیگر توسط ACTOA مانند طراحی انواع دیوارهای برشی و میراگرها و مهاربندها؛

ج) ادغام ACTOA با روش های ریاضی جایگزین مانند شبکه های عصبی مصنوعی و روش کریجینگ و یا روش سطح پاسخ؛

#### منابع

- [1] Wolpert DH, Macready WG. (1997). No free lunch theorems for optimization. *IEEE transactions on evolutionary computation*;1(1):67-82.
- [2] Darwin C. (2004). On the Origin of *Species*, 1859. *Rivista di biologia*.
- [3] MiarNaeimi F, Azizyan G, Rashki M. (2018). Multi-level cross entropy optimizer (MCEO): an evolutionary optimization algorithm for engineering problems. *Engineering with Computers*. 34(4):719-739.
- [4] Chou J-S, Truong D-N. (2021). A novel metaheuristic optimizer inspired by behavior of jellyfish in ocean. *Applied Mathematics and Computation*. 389:125535.
- [5] Evans SM. (1986). Control of marine pollution generated by offshore oil and gas exploration and exploitation: the Scotian Shelf. *Marine Policy*.10(4):258-270.
- [6] Kaveh A. (2016). *Advances in Metaheuristic Algorithms for Optimal Design of Structures, Second Edition*. Springer.
- [7] Yang X-S. (2010). *Engineering Optimization: An Introduction with Metaheuristic Applications*. John Wiley & Sons.
- [8] Mirjalili S, Mirjalili SM, Lewis A. (2014). Grey wolf optimizer. *Advances in engineering software*. 69:46-61.
- [9] Holland JH. (1992). *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*. MIT press, 0262581116.
- [10] Kirkpatrick S, Gelatt CD, Vecchi MP. (1983). Optimization by simulated annealing. *Science* (80). 220(4598):671-680.
- [11] Koza JR. (1992). Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection. Vol 1. MIT press.
- [12] Rechenberg I, Zurada JM, Marks II RJ, Goldberg C. (1994). Evolution strategy, in computational intelligence: imitating life. *Computational intelligence imitating life*. IEEE Press, Piscataway. Published online.
- [13] Radcliffe NJ, Surry PD. (1994). Formal memetic algorithms. In: *AISB workshop on evolutionary computing*. Springer; 1-16.
- [14] Reynolds RG. (1994). An introduction to cultural algorithms. In: *Proceedings of the Third Annual Conference on Evolutionary Programming*. World Scientific; 131-139.
- [15] Storn R, Price K. (1997). Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *Journal of global optimization*. 11(4):341-359.

- [16] Yao X, Liu Y, Lin G. (1999). Evolutionary programming made faster. *IEEE Transactions on Evolutionary computation*. 3(2):82-102.
- [17] Kim YK, Kim JY, Kim Y. (2000). A coevolutionary algorithm for balancing and sequencing in mixed model assembly lines. *Applied intelligence*. 13(3):247-258.
- [18] Sinha A, Goldberg DE. (2003). A survey of hybrid genetic and evolutionary algorithms. *IlligAL report*. 2003004.
- [19] Cuevas E, Echavarría A, Ramírez-Ortegón MA. (2014). An optimization algorithm inspired by the States of Matter that improves the balance between exploration and exploitation. *Applied intelligence*. 40(2):256-272.
- [20] Mirjalili S. (2016). SCA: a sine cosine algorithm for solving optimization problems. *Knowledge-Based Systems*. 96:120-133.
- [21] Li S, Chen H, Wang M, Heidari AA, Mirjalili S. (2020). Slime mould algorithm: A new method for stochastic optimization. *Future Generation Computer Systems*. 111:300-323.
- [22] Du H, Wu X, Zhuang J. (2006). Small-world optimization algorithm for function optimization. In: *International Conference on Natural Computation*. Springer; 264-273.
- [23] Formato RA. (2007). Central force optimization: A new metaheuristic with applications in applied electromagnetics. *Progress in electromagnetics research*. PIER 77, 425-491. Published online.
- [24] Tayarani-N M-H, Akbarzadeh-T MR. (2008). Magnetic optimization algorithms a new synthesis. In: *2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*. IEEE; 2659-2664.
- [25] Rashedi E, Nezamabadi-Pour H, Saryazdi S. (2009). GSA: a gravitational search algorithm. *Information sciences (Ny)*. 179(13):2232-2248.
- [26] Kaveh A, Talatahari S. (2010). A novel heuristic optimization method: charged system search. *Acta Mechica*. 213(3-4):267-289.
- [27] Lam AYS, Li VOK. (2010). Chemical-reaction-inspired metaheuristic for optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 14(3):381-399.
- [28] Hatamlou A. (2013). Black hole: A new heuristic optimization approach for data clustering. *Information sciences*. 222:175-184.
- [29] Moghaddam FF, Moghaddam RF, Cheriet M. (2012). Curved space optimization: a random search based on general relativity theory. *arXiv preprint arXiv:1208.2214*. Published online.
- [30] Mirjalili S, Mirjalili SM, Hatamlou A. (2016). Multi-verse optimizer: a nature-inspired algorithm for global optimization. *Neural Computing and Applications*. 27(2):495-513.
- [31] Varae H, Ghasemi MR. (2017). Engineering optimization based on ideal gas molecular movement algorithm. *Engineering with Computers*. 33(1):71-93. doi:10.1007/s00366-016-0457-y
- [32] Kaveh A, Bakhshpoori T. (2016). Water evaporation optimization: a novel physically inspired optimization algorithm. *Computers & Structures*. 167:69-85.
- [33] Muthiah-Nakarajan V, Noel MM. (2016). Galactic Swarm Optimization: A new global optimization metaheuristic inspired by galactic motion. *Applied Soft Computing*. 38:771-787.
- [34] Kaveh A, Ghazaan MI. (2017). A new meta-heuristic algorithm: vibrating particles system. *Scientia Iranica. Transaction A, Civil Engineering*. 24(2):551.
- [35] Eberhart R, Kennedy J. (1995). A new optimizer using particle swarm theory. In: *MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*. Ieee; 39-43.
- [36] Li XL. (2003). *A new intelligent optimization-artificial fish swarm algorithm*. Doctor thesis, Zhejiang University of Zhejiang, China. Published online.
- [37] Karaboga D. (2005). *An Idea Based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization*. Technical report-tr06, Erciyes university, engineering faculty, computer.
- [38] Roth M. (2005). *Termite: A swarm intelligent routing algorithm for mobile wireless ad-hoc networks*. Springer, Published online.
- [39] Dorigo M, Birattari M, Stutzle T. (2006). Ant colony optimization. *IEEE Studies in Computational Intelligence*. 1(4):28-39.
- [40] Eusuff M, Lansey K, Pasha F. (2006). Shuffled frog-leaping algorithm: a memetic meta-heuristic for discrete optimization. *Engineering optimization*. 38(2):129-154.
- [41] Mucherino A, Seref O. (2007). Monkey search: a novel metaheuristic search for global optimization. In: *AIP Conference Proceedings*. Vol 953. American Institute of Physics; 162-173.
- [42] Yang X-S. (2010). Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimisation. *International Journal of Bio-Inspired Computation*. 2(2):78-84.
- [43] Gandomi AH, Alavi AH. (2012). Krill herd: a new bio-inspired optimization algorithm. *Communications in nonlinear science and numerical simulation*. 17(12):4831-4845.
- [44] Gandomi AH, Yang XS, Alavi AH. (2013). Cuckoo search algorithm: A metaheuristic approach to solve structural optimization problems. *Engineering with computers*. 29(1):17-35.

- [45] Mirjalili S. (2015). The ant lion optimizer. *Advances in engineering software*, 83:80-98.
- [46] Mirjalili S. (2016). Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems. *Neural Computing and Applications*. 27(4):1053-1073.
- [47] Mirjalili S. (2015). Moth-flame optimization algorithm: A novel nature-inspired heuristic paradigm. *Knowledge-Based Systems*. 89:228-249.
- [48] Mirjalili S, Lewis A. (2016). The whale optimization algorithm. *Advances in engineering software*. 95:51-67.
- [49] Mirjalili S, Gandomi AH, Mirjalili SZ, Saremi S, Faris H, Mirjalili SM. (2017). Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems. *Advances in engineering software*. 114:163-191.
- [50] Heidari AA, Mirjalili S, Faris H, Aljarah I, Mafarja M, Chen H. (2019). Harris hawks optimization: Algorithm and applications. *Future generation computer systems*. 97:849-872.
- [51] Azizyan G, Miarnaemi F, Rashki M, Shabakhty N. (2019). Flying Squirrel Optimizer (FSO): A novel SI-based optimization algorithm for engineering problems. *Iranian Journal of Optimization*. 11(2):177-205.
- [52] Shadravan S, Naji HR, Bardsiri VK. (2019). The Sailfish Optimizer: A novel nature-inspired metaheuristic algorithm for solving constrained engineering optimization problems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 80:20-34.
- [53] Jia H, Peng X, Lang C. (2021). Remora optimization algorithm. *Expert Systems with Applications*. 185:115665.
- [54] Połap D, Woźniak M. (2021). Red fox optimization algorithm. *Expert Systems with Applications*. 166:114107.
- [55] Hama Rashid DN, Rashid TA, Mirjalili S. (2021). ANA: Ant Nesting Algorithm for Optimizing Real-World Problems. *Mathematics*. 9(23):3111.
- [56] MiarNaeimi F, Azizyan G, Rashki M. (2021). Horse herd optimization algorithm: A nature-inspired algorithm for high-dimensional optimization problems. *Knowledge-Based Systems*. 213:106711.
- [57] Trojovský P, Dehghani M. (2022). Pelican Optimization Algorithm: A Novel Nature-Inspired Algorithm for Engineering Applications. *Sensors*. 22(3):855.
- [58] Glover F. (1989). Tabu search—part I. *ORSA Journal on computing*. 1(3):190-206.
- [59] Geem ZW, Kim JH, Loganathan GV. (2001). A new heuristic optimization algorithm: harmony search. *Simulation*. 76(2):60-68.
- [60] Dai C, Zhu Y, Chen W. (2006). Seeker optimization algorithm. In: *International Conference on Computational and Information Science*. Springer; 167-176.
- [61] Atashpaz-Gargari E, Lucas C. (2007). Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition. In: *2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Ieee; 4661-4667.
- [62] Simon D. (2008). Biogeography-based optimization. *IEEE transactions on evolutionary computation*. 12(6):702-713.
- [63] Kashan AH. (2009). League championship algorithm: a new algorithm for numerical function optimization. In: *2009 International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition*. IEEE; 43-48.
- [64] Tan Y, Zhu Y. (2010). Fireworks algorithm for optimization. In: *International Conference in Swarm Intelligence*. Springer; 355-364.
- [65] Eita MA, Fahmy MM. (2010). Group counseling optimization: a novel approach. In: *Research and Development in Intelligent Systems XXVI*. Springer; 195-208.
- [66] Rao R V, Savsani VJ, Vakharia DP. (2011). Teaching–learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems. *Computer-Aided Design*. 43(3):303-315.
- [67] Ramezani F, Lotfi S. (2013). Social-based algorithm (SBA). *Applied Soft Computing*. 13(5):2837-2856.
- [68] Ahmadi S-A. (2017). Human behavior-based optimization: a novel metaheuristic approach to solve complex optimization problems. *Neural Computing and Applications*. 28(1):233-244.
- [69] Shabani A, Asgarian B, Gharebaghi SA, Salido MA, Giret A. (2019). A new optimization algorithm based on search and rescue operations. *Mathematical Problems in Engineering*.
- [70] Chou J-S, Nguyen N-M. (2020). FBI inspired meta-optimization. *Applied Soft Computing*. 93:106339.
- [71] Zeidabadi FA, Dehghani M. (2022). Poa: Puzzle optimization algorithm. *International Journal of Intelligent Engineering Systems*. 15:273-281.
- [72] Veysari EF. (2022). A New Optimization Algorithm Inspired by the Quest for the Evolution of Human Society: Human Felicity Algorithm. *Expert Systems with Applications*. Published online 116468.
- [73] Ferrer L, Pastor A. (2017). The Portuguese man-of-war: Gone with the wind. *Regional Studies in Marine Science*. 14:53-62.
- [74] Abascal AJ, Castanedo S, Mendez FJ, Medina R, Losada IJ. (2009). Calibration of a Lagrangian transport model using drifting buoys deployed during the Prestige oil spill. *Journal of Coastal Research*. 25(1):80-90.
- [75] Dean RG, Dalrymple RA. (1991). Water Wave Mechanics for Engineers and Scientists. Vol 2. world scientific publishing company.
- [76] Collins III CO. (2014). Typhoon Generated Surface Gravity Waves Measured by NOMAD-Type Buoys. *University of Miami*.
- [77] You Z-J. (2008). A close approximation of wave dispersion relation for direct calculation of wavelength in any coastal

- water depth. *Applied Ocean Research*. 30(2):113-119.
- [78] Kobilarov M. (2012). Cross-entropy randomized motion planning. *Robot System*. Published online 153-160.
- [79] Liu Z, Doucet A, Singh SS. (2004). The cross-entropy method for blind multiuser detection. In: *Information Theory, 2004. ISIT 2004. Proceedings. International Symposium on. IEEE*; 510.
- [80] Yang X-S. (2010). *Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms*. Luniver press.
- [81] Li LJ, Huang ZB, Liu F. (2009). A heuristic particle swarm optimization method for truss structures with discrete variables. *Computers & Structures*. 87(7-8):435-443.
- [82] Sadollah A, Bahreininejad A, Eskandar H, Hamdi M. (2013). Mine blast algorithm: A new population based algorithm for solving constrained engineering optimization problems. *Applied Soft Computing Journal*. 13(5):2592-2612. doi:10.1016/j.asoc.2012.11.026
- [83] Cheng M-Y, Prayogo D. (2014). Symbiotic organisms search: a new metaheuristic optimization algorithm. *Computers & Structures*. 139:98-112.
- [84] Gross JL. (2001). AISC Design Guide No. 12 Modification of Existing Welded Steel Moment Frame Connections for Seismic Resistance. In: *North American Steel Construction Conference*.

