

多策略协同的改进小龙虾优化算法及其工程应用

张晓丽¹, 杨 璨¹, 宋 晶², 朱贵富², 聂佳磊¹

¹(昆明理工大学 云南省计算机技术应用重点实验室, 昆明 650500)

²(昆明理工大学 信息化建设管理中心, 昆明 650500)

E-mail: songjing@kust.edu.cn

摘要: 本文提出了一种多策略协同的改进小龙虾优化算法(ICOA), 以解决原始 COA 算法多样性不足、收敛速度慢、易陷入局部最优等问题。首先, 采用 Logistic-Tent 混沌映射替代随机初始化, 提升初始解质量; 其次, 在迭代初期引入镜像反射学习机制, 利用对称性扩展解空间以加速收敛; 此外, 在避暑阶段融合透镜成像的自适应反向学习以增强算法跳出局部最优的能力; 最后, 结合遗传算法的垂直交叉操作, 提高种群多样性以强化全局搜索能力。在实验部分, 基于 CEC2014 测试函数, 分别开展对比实验和消融实验验证算法性能的提升。研究证实, 所提多策略协同机制有效克服了原始 COA 的缺陷, 在收敛速度、精度和鲁棒性方面均有显著提升。

关键词: 小龙虾优化算法; 混沌映射; 镜像反射学习; 自适应反向学习; 随机节点交配的垂直交叉操作

中图分类号: TP301

文献标识码: A

文章编号: 1000-1220(2026)05-1156-10

Improved Crayfish Optimization Algorithm with Multi-strategy Integration and Its Engineering Applications

ZHANG Xiaoli¹, YANG Can¹, SONG Jing², ZHU Guifu², NIE Jiale¹

¹(Yunnan Key Laboratory Computer Technology Application, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

²(Information Technology Center, Technology Application, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: This paper proposes a multi-strategy cooperatively improved crayfish optimization algorithm (ICOA) to address the issues of insufficient diversity, slow convergence, and susceptibility to local optima in the original COA. Firstly, the Logistic-Tent chaotic mapping is employed to replace random initialization, enhancing the quality of the initial solutions. Secondly, a mirror reflection learning mechanism is introduced in the early iteration stage to expand the solution space through symmetry, thereby accelerating convergence. Additionally, during the summer avoidance phase, adaptive opposition-based learning based on lens imaging is incorporated to improve the algorithm's ability to escape local optima. Finally, the vertical crossover operation from the genetic algorithm is integrated to increase population diversity and strengthen global search capabilities. In the experimental section, comparative and ablation experiments are conducted based on the CEC2014 test functions to validate the performance improvements of the algorithm. The research confirms that the proposed multi-strategy cooperative mechanism effectively overcomes the shortcomings of the original COA, achieving significant enhancements in convergence speed, accuracy, and robustness.

Keywords: crayfish optimization algorithm; chaos mapping; mirror reflection learning; adaptive opposition-based learning; vertical crossover operation based on random node mating

0 引言

随着现代工程系统日趋复杂, 传统优化方法在求解效率和全局收敛性方面存在的瓶颈日益凸显。受生物群体的自组织行为启发, 如鸟群、蚁群等, 研究者提出群体智能优化算法, 通过模拟群体协作与信息共享机制, 实现高效全局优化。此类算法具有自适应性、并行性和强鲁棒性, 在复杂优化问题中展现出显著优势, 并在工程、物流、医疗等领域得到广泛应用。典型算法如粒子群优化算法(PSO)^[1]、灰狼优化算法(GWO)^[2]等。

作为一种新兴的群体智能优化算法, 小龙虾优化算法(Crayfish Optimization Algorithm, COA)^[3]具有结构简单、易于实现的特点, 在复杂问题中表现出良好的性能。然而, 虽然 COA 的性能较传统优化算法有了提升, 但仍存在初始解质量不佳、收敛速度慢、容易陷入局部最优以及全局搜索能力不足等问题。

国内外学者从多个方面对 COA 提出了多种改进策略。Yi Zhang 等^[4]结合 Halton 序列、拟对立学习和精英引导策略, 提升算法的收敛速度和局部最优逃逸能力; Heming Jia 等^[5]引入幽灵对抗学习策略, 有效改善了算法的收敛能力和初始解

收稿日期: 2025-03-25 收修改稿日期: 2025-05-13 基金项目: 国家自然科学基金项目(62462064)资助; 2024年云南省教育科学规划项目(BC24019)资助; 云南省教育厅科学研究基金项目(2024J0105)资助。作者简介: 张晓丽, 女, 1979年生, 硕士, 副教授, 研究方向为教育大数据; 杨 璨, 男, 1999年生, 硕士研究生, 研究方向为计算智能; 宋 晶(通信作者), 女, 1979年生, 博士, 副研究员, 研究方向为高等教育管理、教育信息化; 朱贵富, 男, 1984年生, 硕士, 高级工程师, 研究方向为教育信息化、智能技术应用; 聂佳磊, 男, 1999年生, 硕士研究生, 研究方向为教育大数据分析。

质量;Sumika Chauhan 等⁶采用并行结构化 COA,算法收敛速率和解的质量得到有效改善。

针对小龙虾优化算法(COA)现有的改进策略存在的单一优化局限,难以平衡收敛速度与全局探索能力,且缺乏整体优化,因此,本文提出了多策略协同的改进小龙虾优化算法(ICOA)。其主要创新点包括:1)初始化阶段融合 Logistic-Tent 混沌映射,提升初始解质量;2)在迭代初期引入镜像反射学习,扩展解空间,提升算法收敛速度;3)在避暑阶段采用动态自适应权重,协调探索与开发;4)迭代后期引入随机交配的遗传算法垂直交叉操作,保持种群多样性。实验表明,在 CEC2014 测试函数中,ICOA 在收敛精度、收敛速度、跳出局部最优解和全局搜索能力等方面均显著优于 OCA 及其他对比算法。

1 小龙虾优化算法

COA 算法的设计灵感起源于淡水小龙虾的生存行为,主要模拟其避暑、竞争和觅食 3 个阶段。

1.1 环境温度和摄食量定义

小龙虾所处的环境温度定义如公式(1)所示,COA 算法中将其设置在 20~35 之间,且 25 为最理想的觅食温度,并根据温度定义摄食量 p ,如公式(2)所示:

$$temp = rand \times 15 + 20 \quad (1)$$

$$p = C_1 \times \left(\frac{1}{\sqrt{2 \times \pi} \times \sigma} \times \exp\left(-\frac{(temp - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \right) \quad (2)$$

其中, $rand$ 代表一个介于 0 和 1 之间的整数, μ 表示最佳环境温度,即 25, C_1 代表取值为 0.2 的常数, σ 取值为常数 3。

1.2 避暑阶段

环境温度大于 30 时,小龙虾进入洞穴避暑,洞穴定义见公式(3):

$$X_{shade} = (X_G + X_L)/2 \quad (3)$$

其中, X_G 和 X_L 分别表示迭代过程中目前为止获得的最佳位置和当前种群的最佳位置。

洞穴竞争机制采用概率化建模,当 $rand < 0.5$ 时,洞穴处于无竞争状态,小龙虾按照公式(4)进入避暑阶段。

$$X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^t + C_2 \times rand \times (X_{shade} - X_{i,j}^t) \quad (4)$$

其中, t 表示当前迭代次数, $X_{i,j}^t$ 表示第 i 个个体在第 j 维的位置, C_2 则表示一个从 2 递减至 0 的动态调节系数,计算如公式(5)所示:

$$C_2 = 2 - t/T \quad (5)$$

其中, T 表示最大迭代次数。

1.3 竞争阶段

当环境温度大于 30 且随机数 $rand$ 值不小于 0.05 时,算法进入竞争阶段。小龙虾会根据其他个体的位置来调整自己的位置,如公式(6)所示:

$$X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^t - X_{z,j}^t + X_{shade} \quad (6)$$

其中, $X_{z,j}^t$ 表示另外一只小龙虾 z 的位置。

1.4 觅食阶段

当温度小于 30 时,算法进入觅食阶段。首先,小龙虾会评估食物大小,食物大小定义如公式(7)所示:

$$Q = C_3 \times rand \times (fitness_i / fitness_{food}) \quad (7)$$

其中, C_3 表示取值为常数 3 的食物因子, $fitness_i$ 和 $fitness_{food}$ 分别表示第 i 个个体和食物位置的适应度值。食物的位置定义为 $X_{food} = X_G$ 。

当食物尺寸超过阈值 $(C_3 + 1)/2$ 时触发撕碎行为,通过公式(8)分解食物;否则,采用公式(9)的正余弦组合函数,模拟第 2、3 爪的协同作业,分阶段进食。

$$X_{food} = \exp\left(-\frac{1}{Q}\right) \times X_{food} \quad (8)$$

$$X_{i,j}^t = X_{i,j}^t + X_{food} \times p \times (\cos(2 \times \pi \times rand) - \sin(2 \times \pi \times rand)) \quad (9)$$

当食物尺寸在阈值内时,小龙虾会开始进食,如公式(10)所示:

$$X_{i,j}^{t+1} = (X_{i,j}^{t+1} - X_{food}) \times p + p \times rand \times X_{i,j}^t \quad (10)$$

2 多策略协同的改进小龙虾优化算法

针对小龙虾优化算法存在的初始解质量不佳、收敛速度慢、容易陷入局部最优解以及全局搜索能力减弱等问题,本文提出了一种多策略协同优化的改进小龙虾优化算法(Improved Crayfish Optimization Algorithm, ICOA)。

2.1 Logistic-Tent 混沌映射

本研究采用 Logistic-Tent 混沌映射^[7]进行种群初始化,其兼具 Logistic 映射的遍历性和 Tent 映射的均匀分布特性,能有效提升初始解的质量。具体实现方式为:对规模为 N 的种群,通过混沌公式(11)生成个体初始位置,使得种群所有个体在解空间均匀分布。

$$X_{i+1} = \begin{cases} (rx_i(1-x_i) + (4-r)x_i/2) \bmod 1, & x_i < 0.5 \\ (rx_i(1-x_i) + (4-r)(1-x_i)/2) \bmod 1, & x_i \geq 0.5 \end{cases} \quad (11)$$

$$r \in (0, 4) \quad i = 1, 2, \dots, N$$

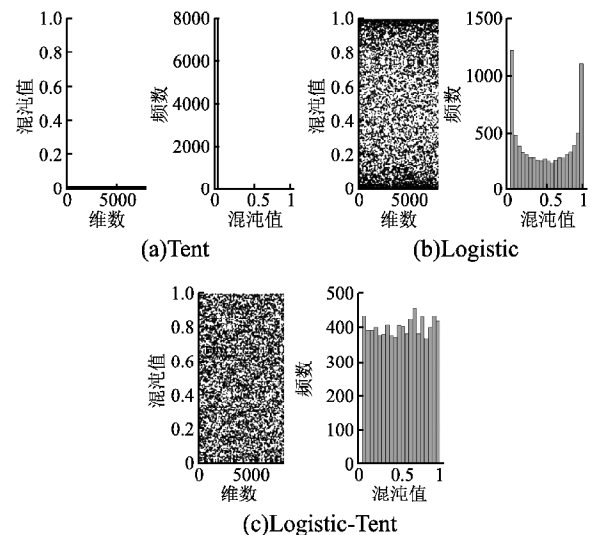


图1 种群初结果分布图

Fig. 1 Initial population distribution diagram

其中,参数 $r \in (0, 4)$,用于控制映射特性。实现表明,当 $r = 0.2$ 时系统呈现最有混沌状态。如图 1(c) 所示,相较于单一 Logistic 映射图 1(a) 和 Tent 映射图 1(b),Logistic-Tent 混合映射在解空间内展现出更均匀分布特性,其柱状图也证

实了数值间隔的均匀性。

2.2 镜像反射学习机制

为了解决小龙虾优化算法在迭代初期因搜索空间有限而收敛速度慢的问题,本文提出了一种动态参数调控的镜像反射学习机制.该方法通过镜像操作生成候选解的对称解,将解空间覆盖率提升至原算法的两倍,显著增强了算法的全局探索能力并加快了收敛速度,其中,动态调整参数设计如公式(12)所示,核心过程如公式(13)所示:

$$\lambda = \begin{cases} 1 + rand1 \times rand2, & rand1 < rand2 \\ 1 - rand1 \times rand2, & else \end{cases} \quad (12)$$

$$\bar{X} = (0.5 + 0.5 \times \lambda) \times (V_L + V_U) - \lambda X \quad (13)$$

其中,镜像反射学习参数由公式(12)结合随机数 $rand1$ 和 $rand2$ ($0 \sim 1$ 范围内) 动态调整, V_U 和 V_L 分别表示搜索空间的上限和下限。

在公式(12)中,本文采用双随机数耦合机制生成 $(0, 2)$ 区间内的扩展随机数 λ ,这一设计具有双重优势:首先,通过扩大解空间显著提升初始种群的覆盖均匀性;其次,创新性地引入非对称随机化参数,有效打破了传统镜像反射学习方法固有的对称抵消效应.此种改进能更高效地区分优质解,引导种群向更有潜力的方向进化,从而提升收敛速度。

2.3 基于透镜成像的自适应反向学习

针对小龙虾优化算法中随机洞穴竞争缺乏方向性的问题,本文提出基于透镜成像原理的自适应反向学习(RLLIP),将随机选择机制改进为具有空间反射特性的定向搜索策略.该方法通过利用解空间的潜在梯度信息,有效引导种群向更优区域探索,从而提升算法跳出局部最优解的能力。

反向学习策略^[8]能通过生成反向解扩大搜索范围,提升全局寻优能力,但存在易陷入局部最优的缺陷.为此,本文结合透镜成像原理与自适应缩放因子,提出一种透镜成像自适应反向学习方法,如公式(14)所示,有效增强搜索多样性并提升算法逃离局部最优的能力,从而优化整体性能。

$$X^* = \frac{a+b}{2} + \frac{a+b}{2k} - \frac{x}{k} \quad (14)$$

其中,搜索空间边界为 $[a, b]$,通过动态调节缩放因子 k ,如公式(15)所示,可生成自适应反向解以增强寻优能力。

$$k = (1 + (t/T)^{0.5})^n \quad (15)$$

其中, t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数,实验设定 $n = 20$ 。

融入透镜反向学习机制后,COA 算法在探索阶段的位置更新公式如公式(16)所示:

$$X_{i,j}^{t+1} = \frac{ub+lb}{2} + \frac{ub+lb}{2 \times k} - \frac{X_{i,j}^t + C_2 \times rand \times (X_{shade}^t - X_{i,j}^t)}{k} \quad (16)$$

其中, $[lb, ub]$ 为搜索空间边界.该机制通过动态调节映射比例,平衡 COA 算法的全局探索与局部开发。

2.4 基于随机交配的遗传算法垂直交叉操作

针对 COA 算法后期种群多样性下降的问题,本文创新性地引入基于随机节点交配的垂直交叉操作.该操作通过在小龙虾染色体上随机选取两个节点进行交叉变异,有效增加种群多样性以增强全局搜索能力,其更新过程见公式(17):

$$X_{new}(index1) = r \cdot X(i, index1) + (1-r) \cdot X(i, index2) \quad (17)$$

其中,节点 $X(i, index1)$ 和 $X(i, index2)$ 为随机选取的交叉位点, $r \in [0, 1]$ 为随机系数。

2.5 ICOA 执行过程

ICOA 算法的执行的伪代码如算法 1 所示。

算法 1. ICOA 伪代码

初始化:迭代次数 T ,种群规模 N ,维度 dim ,目标函数 $fobj$

根据公式(11)初始化种群

根据 $fobj$ 计算每个个体适应度 $fitness_i$,找出最佳个体

While $t < T$

 根据公式(13)扩展初始种群

 根据公式(1)定义温度 $temp$

 If $temp > 30$

 根据公式(3)定义洞穴 X_{shade}

 If $rand < 0.5$

 小龙虾根据公式(16)进入避暑阶段

 Else

 小龙虾根据公式(6)进入竞争阶段

 End

 Else

 根据公式(2)、(7)分别定义摄食量 p 、食物大小 Q

 If $Q > 2$

 根据公式(8)撕碎食物,根据公式(9)进食

 Else

 根据公式(10)完成进食

 End

 End

 根据公式(17)更新适应度值

$t = t + 1$

End

3 实验测试与结果分析

3.1 实验环境

为了保证实验过程的可重复性和结果的可比性,所有实验均在统一的硬件环境下进行.处理器 AMD R7-5700X、内存 16GB DDR4-3200MHz、操作系统 Windows 10、运行环境 Matlab r2022b。

3.2 测试函数

CEC2014 测试函数集中的 13 个基准函数可分为单峰和多峰两类,分别用于评估算法的不同性能.单峰函数($f_1 \sim f_7$)仅包含一个全局最优解,适用于测试算法的收敛速度和开发能力;多峰函数($f_8 \sim f_{13}$)具有多个局部极值点,可检验算法跳出局部最优的能力.值得注意的是,除 f_8 外,所有函数的最小值均为 0,且该最小值会随参数维度的变化而改变。

3.3 对比实验分析

在实验中,为了确保公平性,所有算法的公共参数保持一致:种群规模 $N = 30$,最大迭代次数 $Max_iter = 500$,并在每个测试函数上独立运行 30 次以消除随机性影响,而对比算法的特定参数则严格参照其参考文献设置。

为了验证改进小龙虾优化算法(ICOA)的性能优势,将其与原始 COA 及 9 种主流智能优化算法进行对比实验,分别包括差分进化算法(DE)^[9]、遗传算法(GA)^[10]、粒子群优化算法(PSO)、鲸鱼优化算法(WOA)^[11]、哈里斯鹰优化算法

(HHO)^[12]、灰狼优化算法(GWO)、斑翠鸟优化算法(FLA)^[15].在13个测试函数上,各算法独立运行30次,统计(PKO)^[13]、北极海鸮优化算法(APO)^[14]以及洪水优化算法适应度值的均值、标准差和最优值作为性能评价指标,并采用

表1 11种算法在单峰测试函数中的对比实验结果

Table 1 Comparative experimental results of 11 algorithms on unimodal test functions

函数	ICOA	COA	GA	DE	PSO	WOA	HHO	GWO	PKO	APO	FLA	
f_1	平均值	0.00e+00	0.00e+00	2.01e+04	3.47e-04	1.93e-04	1.46e-77	4.71e-98	6.71e-28	8.84e-02	5.89e-04	4.34e-13
	标准差	0.00e+00	0.00e+00	1.09e+04	1.00e-04	2.33e-04	1.94e-77	7.79e-98	5.05e-28	1.20e-01	1.89e-04	9.39e-13
	最优值	0.00e+00	0.00e+00	9.52e+03	2.31e-04	4.85e-06	3.17e-80	1.23e-109	1.16e-28	1.17e-02	3.81e-04	3.58e-15
	最差值	0.00e+00	0.00e+00	3.13e+04	4.35e-04	4.54e-04	1.94e-77	1.37e-97	1.10e-27	2.30e-01	7.49e-04	5.03e-12
f_2	平均值	0.00e+00	0.00e+00	2.01e+04	5.30e+04	8.60e-02	9.58e-52	2.44e-53	6.81e-17	1.96e-02	7.74e-03	3.36e-04
	标准差	0.00e+00	0.00e+00	1.09e+04	3.27e+04	1.29e-01	1.32e-51	4.18e-53	9.93e-18	2.78e-02	9.34e-04	1.57e-03
	最优值	0.00e+00	0.00e+00	9.52e+03	1.69e+04	1.07e-02	8.60e-57	2.79e-55	5.93e-17	3.37e-03	6.96e-03	2.43e-07
	最差值	0.00e+00	0.00e+00	3.13e+04	8.06e+04	2.34e-01	2.47e-51	7.27e-53	7.89e-17	5.17e-02	8.78e-03	8.66e-03
f_3	平均值	0.00e+00	0.00e+00	5.30e+04	3.65e+04	8.52e+01	4.09e+04	1.14e-75	2.09e-06	2.17e+03	2.80e-01	2.72e+00
	标准差	0.00e+00	0.00e+00	3.27e+04	4.70e+03	1.83e+01	1.23e+04	1.97e-75	3.45e-06	1.42e+03	1.60e-01	2.31e+00
	最优值	0.00e+00	0.00e+00	1.69e+04	3.10e+04	6.49e+01	3.23e+04	7.92e-95	5.91e-08	8.45e+02	1.20e-01	5.30e-01
	最差值	0.00e+00	0.00e+00	8.06e+04	4.03e+04	1.00e+02	5.50e+04	3.42e-75	6.07e-06	3.67e+03	4.40e-01	8.83e+00
f_4	平均值	0.00e+00	0.00e+00	7.84e+01	1.32e+01	1.29e+00	3.27e+01	1.36e-49	5.08e-07	4.20e+00	6.80e-01	1.50e+01
	标准差	0.00e+00	0.00e+00	2.67e+00	1.44e+00	1.94e-01	2.64e+01	1.37e-49	6.12e-07	1.48e+00	2.70e-01	4.37e+00
	最优值	0.00e+00	0.00e+00	7.65e+01	1.17e+01	1.08e+00	9.47e+00	1.11e-52	6.18e-08	2.75e+00	3.71e-01	7.56e+00
	最差值	0.00e+00	0.00e+00	8.14e+01	1.46e+01	1.45e+00	6.14e+01	2.73e-49	1.20e-06	5.72e+00	8.47e-01	2.60e+01
f_5	平均值	2.87e+01	2.70e+01	4.61e+07	1.71e+02	1.87e+02	2.78e+01	2.44e-03	2.71e+01	1.58e+02	1.88e+01	3.49e+01
	标准差	1.34e-02	4.76e-01	2.27e+07	1.40e+01	1.71e+02	5.76e-01	1.94e-03	5.51e-02	1.30e+02	1.51e+01	2.22e+01
	最优值	2.87e+01	2.65e+01	6.35e+07	1.55e+02	3.96e+01	2.73e+01	5.94e-04	2.71e+01	2.89e+01	1.82e+02	2.22e+00
	最差值	2.87e+01	2.74e+01	2.05e+07	1.80e+02	3.74e+02	2.85e+01	4.46e-03	2.72e+01	2.89e+02	1.43e+00	1.82e+02
f_6	平均值	1.38e-14	7.16e-01	2.40e+04	6.48e-04	2.92e-04	2.34e-01	1.69e-04	8.69e-01	4.06e-03	3.96e-03	5.30e-13
	标准差	2.29e-14	2.34e-01	1.64e+04	3.26e-05	2.84e-04	1.18e-01	8.60e-05	5.39e-01	6.78e-03	4.45e-03	8.11e-13
	最优值	2.12e-16	4.78e-01	1.15e+04	6.19e-04	4.42e-05	1.14e-01	7.54e-05	2.55e-01	1.18e-04	2.61e-04	1.12e-14
	最差值	4.02e-14	9.46e-01	4.25e+04	6.83e-04	6.03e-04	3.50e-01	2.44e-04	1.27e+00	1.19e-02	8.90e-03	3.50e-12
f_7	平均值	1.77e-05	1.03e-04	1.63e+01	5.12e-02	2.17e-01	4.01e-03	8.65e-05	1.77e-03	2.61e-02	3.15e-02	1.32e-01
	标准差	1.65e-05	8.14e-05	1.35e+01	1.53e-02	8.34e-03	2.33e-03	5.08e-05	3.38e-04	1.58e-02	1.17e-02	5.74e-02
	最优值	5.95e-07	1.91e-04	3.17e+01	3.39e-02	2.11e-01	1.44e-03	2.98e-05	1.46e-03	1.41e-02	2.00e-02	3.66e-02
	最差值	3.35e-05	3.07e-05	6.67e+00	6.30e-02	2.27e-01	6.00e-03	1.28e-04	2.13e-03	4.40e-02	4.33e-02	2.82e-01

Wilcoxon 秩和检验进行显著性分析,以从统计学角度确保实验结果的可靠性.

3.3.1 单峰测试函数分析

ICOA 算法在单峰测试函数中展现出显著优势,如表 1

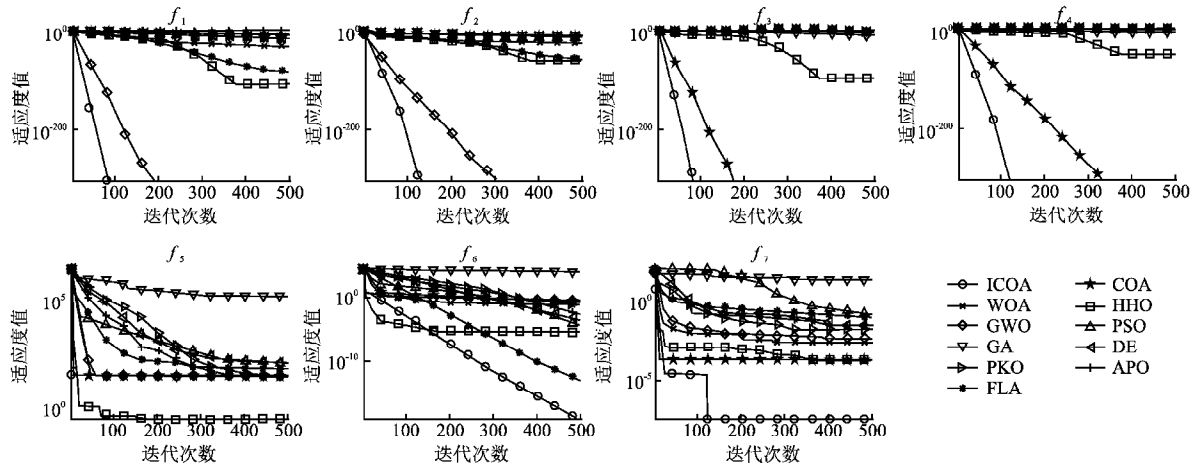


图2 单峰测试函数($f_1 \sim f_7$)算法收敛曲线

Fig. 2 Unimodal test functions ($f_1 \sim f_7$) algorithm convergence curve

证了其性能优势的可靠性.

在 f_6 和 f_7 测试函数中,ICOA 算法在均值、标准差、最优

中的对比实验结果所示.在 $f_1 \sim f_4$ 中,ICOA 算法及 COA 算法在收敛精度和速度上均优于其他对比算法.观察图 2 收敛曲线,ICOA 更早进入稳定阶段、在迭代后期仍能保持高精度以及更优的全局开发能力.同时,Wilcoxon 秩和检验进一步验

值和最差值等4项指标上均取得最优结果,且标准差较次优算法降低多个数量级,说明其表现更稳定,展现出优异的性能优势.同时,结合表2中Wilcoxon值和检验结果,保证了实验结果的可靠性.而在 f_5 测试函数中,HHO算法表现更优,这与该函数的梯度特性和其搜索机制的高度适配有关,同时,也反

衬出ICOA算法在多数函数上的广泛适用性.

分析取得上述改进效果的原因可以发现:ICOA算法在种群初始化阶段使用Logistic-Tent混沌映射提升了初始解的质量;在迭代初期,使用镜像反射学习机制,并引入动态参数调控策略,通过扩展解空间的覆盖范围显著提升算法找到全

表2 单峰测试函数($f_1 \sim f_7$)秩和检验结果

Table 2 Rank sum test results for unimodal test functions ($f_1 \sim f_7$)

函数	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7
COA	NAN	NAN	NAN	NAN	3.69e-11	3.02e-11	0.46427
GA	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	3.02e-11	3.02e-11	3.02e-11
DE	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	3.02e-11	3.02e-11	3.02e-11
PSO	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.07e-07	3.02e-11	3.02e-11
WOA	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	6.74e-06	3.02e-11	4.08e-11
HHO	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	3.02e-11	3.02e-11	3.77e-04
GWO	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.10e-08	3.02e-11	3.02e-11
PKO	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	6.36e-05	3.02e-11	3.02e-11
APO	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.07e-07	3.02e-11	3.02e-11
FLA	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	2.16e-03	7.12e-09	3.02e-11

局最优解的概率,提升收敛速度;在避暑阶段引入基于透镜成像原理的自适应反向学习机制有效平衡了算法的局部开发和全局探索;在种群迭代后期引入的基于随机节点配对的遗传算法垂直交叉技术则保障了算法在迭代后期的多样性保持,同时增强了算法的全局搜索能力.

为了验证算法在复杂解空间中的寻优能力,本研究进一步采用多峰测试函数对ICOA算法进行性能评估.相较于单峰测试函数,多峰测试函数因其随维度呈指数级增长的局部最优解分布特性,能够更有效地检验算法的全局探索和跳出局部最优解的能力.表3展示了ICOA算法在多峰优化场景下的综合表现,实验结果表明该算法在6个多峰测试函数中

3.3.2 ICOA算法在多峰基准函数上的性能表现

表3 11种算法在多峰测试函数中的对比实验结果

Table 3 Comparative experimental results of 11 algorithms on multi-modal test functions

函数	ICOA	COA	GA	DE	PSO	WOA	HHO	GWO	PKO	APO	FLA	
f_8	平均值	-1.20e+04	-8.88e+03	-1.86e+03	-9.90e+03	-6.00e+03	-1.06e+04	-1.26e+04	-6.43e+03	-7.17e+03	-7.08e+03	-8.33+03
	标准差	4.27e+02	7.22e+02	1.28e+02	7.45e+02	8.46e+02	1.51e+03	1.35e+00	9.17e+02	6.87e+02	1.17e+02	5.33e+02
	最优值	-1.24e+04	-9.42e+03	-1.72e+03	-1.06e+04	-6.75e+03	-1.20e+04	-1.26e+04	-7.36e+03	-7.56e+03	-7.20e+03	-9.54e+03
	最差值	-1.15e+04	-8.06e+03	-1.98e+03	-9.14e+03	-5.08e+03	-9.00e+03	-1.26e+04	-5.53e+03	-6.37e+03	-6.97e+03	-7.47e+03
f_9	平均值	0.00e+00	0.00e+00	2.75e+02	9.33e+01	5.85e+01	0.00e+00	0.00e+00	4.41e+00	2.94e+01	9.70e+01	8.76e+01
	标准差	0.00e+00	0.00e+00	5.05e+01	5.34e+00	8.66e+00	0.00e+00	0.00e+00	3.97e+00	9.59e+00	7.28e+01	3.00e+01
	最优值	0.00e+00	0.00e+00	2.20e+02	8.76e+01	4.86e+01	0.00e+00	0.00e+00	5.68e-14	2.13e+01	3.19e+01	1.56e+01
	最差值	0.00e+00	0.00e+00	3.21e+02	9.82e+01	6.49e+01	0.00e+00	0.00e+00	7.69e+00	4.00e+01	1.76e+02	1.67e+02
f_{10}	平均值	0.00e+00	0.00e+00	1.99e+01	4.82e-03	1.99e-02	0.00e+00	0.00e+00	1.17e-13	1.33e+01	6.20e-03	1.83e+01
	标准差	0.00e+00	0.00e+00	1.87e-01	1.00e-03	3.07e-02	0.00e+00	0.00e+00	1.79e-14	1.15e+01	7.27e-04	4.40e+00
	最优值	0.00e+00	0.00e+00	1.97e+01	4.00e-03	4.82e-03	0.00e+00	0.00e+00	9.99e-14	4.16e-03	6.66e-03	3.68e+00
	最差值	0.00e+00	0.00e+00	2.00e+01	5.94e-03	5.92e-02	0.00e+00	0.00e+00	1.35e-13	1.99e+01	5.36e-03	2.00e+01
f_{11}	平均值	0.00e+00	0.00e+00	2.02e+02	6.28e-03	1.15e-02	0.00e+00	0.00e+00	1.22e-02	3.79e-02	5.88e-03	2.02e-02
	标准差	0.00e+00	0.00e+00	8.67e+01	5.08e-03	1.11e-02	0.00e+00	0.00e+00	1.29e-02	3.86e-02	7.58e-03	2.46e-02
	最优值	0.00e+00	0.00e+00	1.06e+02	1.45e-03	5.09e-06	0.00e+00	0.00e+00	0.00e+00	7.76e-02	1.16e-03	1.04e-13
	最差值	0.00e+00	0.00e+00	2.74e+02	1.16e-02	2.22e-02	0.00e+00	0.00e+00	2.57e-02	4.59e-04	1.46e-02	8.57e-02
f_{12}	平均值	2.24e-17	8.01e-03	5.10e+07	6.61e-05	7.28e-07	2.11e-02	2.74e-06	3.61e-02	4.27e+00	5.17e-05	3.30e+00
	标准差	2.30e-17	5.16e-03	2.25e+07	2.71e-05	6.36e-07	1.08e-02	2.58e-06	8.58e-03	5.70e+00	4.33e-05	5.26e+00
	最优值	2.27e-19	2.77e-03	2.72e+07	4.32e-05	1.13e-07	1.03e-02	2.07e-07	2.94e-02	7.69e-03	2.55e-05	2.51e+01
	最差值	4.61e-17	1.31e-02	7.19e+07	9.60e-05	1.38e-06	3.18e-02	5.36e-06	4.58e-02	1.07e+01	1.02e-04	4.90e-08
f_{13}	平均值	9.89e-01	2.23e+00	9.38e+07	3.21e-04	3.79e-03	4.61e-01	8.97e-05	6.49e-01	1.14e+01	1.45e-03	6.77e+00
	标准差	1.71e+00	2.55e-01	5.74e+07	1.18e-04	6.54e-03	1.56e-01	8.51e-05	2.81e-01	1.06e+01	1.63e-03	8.60e+00
	最优值	2.86e-15	2.02e+00	3.90e+07	2.48e-04	5.08e-06	2.84e-01	1.09e-07	3.25e-01	1.21e-01	2.66e-04	8.06e-07
	最差值	2.97e+00	2.51e+00	1.53e+08	4.57e-04	1.13e-02	5.79e-01	1.69e-04	8.17e-01	2.11e+01	3.32e-03	3.39e+01

有4个取得了最优性能.同时,结合表4的统计显著性分析,ICOA算法在83.3%的对比实验中展现出具有统计学意义的优势.通过图3的收敛曲线分析可以发现,ICOA算法在迭代

初期通过镜像反射学习策略实现快速收敛,在避暑阶段利用基于透镜成像的自适应反向学习机制有效突破多个局部最优解,最终在500次迭代内实现全局收敛.这种多阶段协同优化

机制通过动态平衡种群多样性和收敛压力,显著提升了算法的收敛性能.

3.4 消融实验分析

为了进一步验证每一个改进模块对算法性能提升做出的

贡献,本文基于控制变量法和分层验证思想,设计了消融实验.将 Logistic-Tent 混沌映射、镜像反射学习机制、基于透镜成像的自适应反向学习机制以及基于随机节点交配的遗传算法垂直交叉操作分别命名为 Strategy1、Strategy2、Strategy3 以

表 4 多峰测试函数($f_8 \sim f_{13}$)秩和检验结果

Table 4 Rank sum test results for unimodal test functions ($f_8 \sim f_{13}$)

函数	f_8	f_9	f_{10}	f_{11}	f_{12}	f_{13}
COA	3.02e-11	NAN	NAN	NAN	3.02e-11	5.55e-01
GA	3.02e-11	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	3.02e-11	3.02e-11
DE	3.02e-11	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.61e-10	2.71e-02
PSO	3.02e-11	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	4.18e-09	2.71e-02
WOA	8.07e-01	3.34e-01	1.32e-09	8.15e-02	3.02e-11	2.71e-02
HHO	5.58e-10	NAN	NAN	NAN	2.67e-09	2.71e-02
GWO	3.02e-11	1.15e-12	1.16e-12	5.58e-03	3.02e-11	2.71e-02
PKO	3.02e-11	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	4.08e-11	6.63e-01
APO	3.02e-11	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.46e-10	2.71e-02
FLA	3.02e-11	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	3.02e-11	1.04e-04

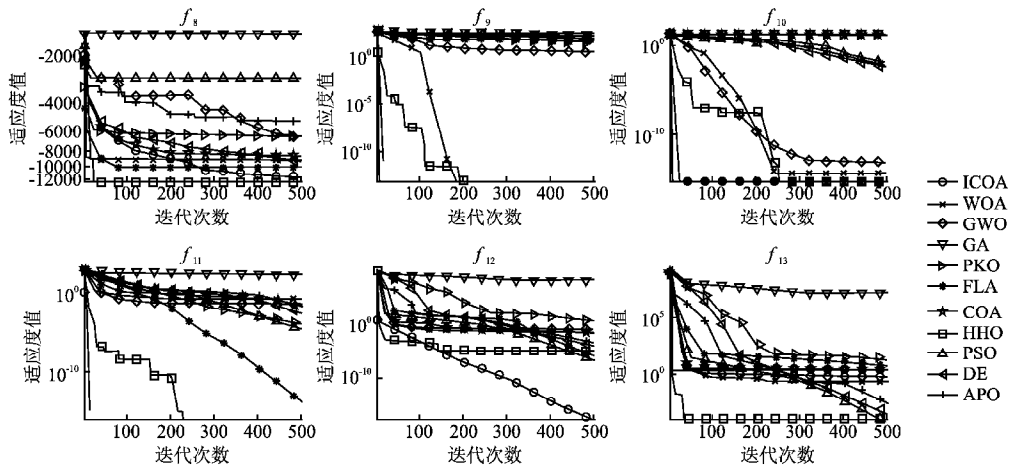


图 3 多峰测试函数($f_8 \sim f_{13}$)算法收敛曲线

Fig. 3 Multi-modal test functions ($f_8 \sim f_{13}$) algorithm convergence curve

表 5 消融实验算法组成

Table 5 Ablation experiment algorithm composition

算法	改进策略			
	Strategy1	Strategy2	Strategy3	Strategy4
COA1	Yes	No	No	No
COA2	No	Yes	No	No
COA3	No	No	Yes	No
COA4	No	No	No	Yes
COA12	Yes	Yes	No	No
COA13	Yes	No	Yes	No
COA14	Yes	No	No	Yes
COA23	No	Yes	Yes	No
COA24	No	Yes	No	Yes
COA34	No	No	Yes	Yes
COA123	Yes	Yes	Yes	No
COA124	Yes	Yes	No	Yes
COA134	Yes	No	Yes	Yes
COA234	No	Yes	Yes	Yes
ICOA	Yes	Yes	Yes	Yes

及 Strategy4,基于上述 4 种改进策略及其组合提出的优化算法改进方式组成如表 5 所示.

根据表 5 提出的消融算法,本节将在在 $f_1 \sim f_{12}$ 上展开消融实验,以评估各改进策略的有效性.实验设置严格保持参数一致性,每个算法独立运行 30 次,每次迭代次数为 500,以消除随机性影响,并记录适应度均值、标准差、最优值和最差值 4 项参数作为评价指标.

3.4.1 各策略独立作用分析

通过对表 6 中的消融实验结果定量分析可以发现,Logistic-Tent 混沌映射 (Strategy1) 通过提升种群多样性和收敛精度改进了算法性能.在单峰函数($f_1 \sim f_7$)中表现突出,如 f_1 的适应度均值从 $2.04e-121$ 提升至 $9.06e-132$,精度提高超 10 个数量级;但在多峰函数($f_8 \sim f_{12}$)中改进对算法性能的提升较为有限(如 f_8 从 -5123.55 提升至 -5806.76),需进一步结合 Strategy2、Strategy3 等策略实现全局优化.

镜像反射学习 (Strategy2) 显著提升了算法的全局探索能力.在 f_1 函数中,COA2 的适应度均值 ($3.92e-144$) 较 COA 和 COA1 分别优化 23 和 12 个数量级.与 Strategy1 结合后 (COA12), f_1 的

适应度均值为 4.38e-40,表明两种策略具有互补优化效果.

透镜成像反向学习 (Strategy3) 在单峰函数中实现严格收

表 6 消融实验结果
Table 6 Results of ablation experiment

算法	f_1				f_2				f_3			
	平均值	标准差	最优值	最差值	平均值	标准差	最优值	最差值	平均值	标准差	最优值	最差值
COA	2.042e-121	1.12e-120	3.01e-239	6.11e-120	6.57e-71	2.53e-70	7.85e-113	1.14e-69	2.92e-135	1.57e-142	1.45e-219	8.62e-132
COA1	9.06e-132	5.21e-131	4.59e-229	2.85e-130	1.77e-80	9.55e-60	5.53e-108	5.23e-59	5.67e-143	3.10e-134	1.22e-212	1.70e-133
COA2	3.92e-144	2.15e-143	4.59e-229	1.18e-142	3.78e-71	1.99e-70	1.67e-120	1.09e-69	1.10e-145	5.93e-145	2.75e-212	3.25e-144
COA3	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00
COA4	1.47e-130	8.07e-130	1.77e-227	4.42e-129	5.66e-72	3.10e-71	8.57e-119	1.70e-70	1.40e-143	7.67e-143	6.97e-268	4.20e-142
COA12	4.38e-140	2.40e-139	9.97e-232	1.31e-138	1.47e-78	7.64e-78	6.68e-108	4.18e-77	4.85e-124	2.65e-123	3.75e-226	1.45e-122
COA13	1.52e-257	00e+00	00e+00	4.56e-256	2.45e-120	2.05e-150	4.01e-177	7.37e-119	1.10e-265	00e+00	00e+00	3.3059e-264
COA14	6.67e-157	3.24e-158	4.20e-215	1.77e-157	1.15e-68	5.17e-68	2.82e-112	2.77e-67	1.70e-144	9.29e-144	3.06e-225	5.08e-143
COA23	6.62e-253	00e+00	00e+00	178e-251	4.29e-128	2.35e-127	3.30e-177	1.28e-126	2.33e-251	00e+00	00e+00	6.99e-250
COA24	5.50e-140	3.01e-139	4.25e-216	1.65e-138	4.88e-83	2.67e-82	2.98e-118	1.46e-81	1.40e-140	7.69e-140	1.37e-223	4.21e-139
COA34	1.22e-274	00e+00	00e+00	3.59e-273	1.42e-123	7.79e-123	5.41e-202	4.26e-122	1.12e-238	00e+00	00e+00	3.36e-237
COA123	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	6.51e-284	00e+00	00e+00	1.95e-282	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00
COA124	2.62e-129	1.44e-128	1.04e-224	7.87e-128	2.50e-78	1.01e-77	1.36e-112	5.02e-77	7.83e-133	4.29e-132	4.37e-243	2.34e-131
COA134	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	1.95e-175	00e+00	7.18e-273	5.85e-174	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00
COA234	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	1.98e-257	00e+00	00e+00	5.95e-256	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00
ICOA	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00
算法	f_4				f_5				f_6			
	平均值	标准差	最优值	最差值	平均值	标准差	最优值	最差值	平均值	标准差	最优值	最差值
COA	5.96e-72	3.26e-71	7.76e-119	1.78e-70	28.68	0.25	28.03	28.94	3.4208	0.5842	2.2645	4.3884
COA1	1.28e-78	7.05e-68	1.49e-111	3.86e-67	28.60	0.24	28.00	28.93	3.3645	0.7262	2.3303	5.2638
COA2	6.32e-77	3.41e-76	4.23e-110	1.87e-75	28.63	0.08	28.50	28.83	2.6018	0.7144	1.3342	3.8645
COA3	4.30e-102	2.35e-101	2.26e-144	1.29e-100	28.77	0.11	28.46	28.90	4.2793	0.4859	3.4744	5.3345
COA4	2.33e-75	1.23e-74	4.27e-114	6.78e-74	28.59	0.18	28.22	28.81	0.9880	0.9436	0.0530	4.4893
COA12	1.09e-66	5.98e-66	5.94e-113	3.27e-65	28.72	0.15	28.16	28.85	2.3607	0.7690	0.8450	3.8326
COA13	1.96e-132	1.07e-131	1.58e-191	5.88e-131	28.79	0.11	28.41	28.90	4.0017	0.4700	3.0181	4.6894
COA14	5.17e-64	2.83e-63	3.05e-115	1.5512e-62	28.50	0.28	27.85	28.86	0.7706	0.4790	0.1728	1.7888
COA23	2.06e-126	1.13e-125	8.61e-186	6.19e-125	28.74	0.04	28.63	28.80	2.1200	0.7937	0.7069	3.9724
COA24	6.65e-72	3.64e-71	9.68e-114	1.99e-70	28.60	0.14	28.10	28.69	0.0057	0.0076	0.0004	0.0357
COA34	2.01e-114	1.10e-113	5.18e-191	6.05e-113	28.58	0.21	28.03	28.75	0.8086	0.2100	0.4618	1.2828
COA123	1.71e-233	00e+00	00e+00	5.15e-232	28.88	0.05	28.69	28.96	4.5656	0.9120	2.3315	6.1976
COA124	1.56e-70	00e+00	00e+00	5.39e-270	28.62	0.10	28.24	28.70	0.0041	0.0056	0.0004	0.0255
COA134	1.52e-187	00e+00	1.00e-252	4.58e-186	28.70	0.14	28.20	28.81	1.3134	0.4872	0.5048	2.6386
COA234	1.79e-271	00e+00	00e+00	5.39e-270	28.70	0.08	28.38	28.88	0.3387	0.7742	0.0023	2.7364
ICOA	1.07e-279	00e+00	00e+00	3.22e-278	28.49	0.04	28.15	28.79	0.0775	0.0950	0.0031	0.329
算法	f_7				f_8				f_9			
	平均值	标准差	最优值	最差值	平均值	标准差	最优值	最差值	平均值	标准差	最优值	最差值
COA	4.55e-04	5.40e-04	1.77e-05	0.0022	-5123.5463	1313.2308	-7792.2574	-2620.4888	6.00e-06	3.21e-05	00e+00	1.76e-04
COA1	4.36e-04	4.08e-04	4.10e-05	0.0015	-5806.7558	1178.5952	-7479.1375	-3166.1033	0.0039	0.0172	00e+00	0.0921
COA2	4.44e-04	5.19e-04	6.89e-06	0.0024	-4578.5340	829.6112	-6541.0538	-3165.2105	3.83e-07	1.00e-06	00e+00	4.34e-06
COA3	3.69e-04	4.17e-04	3.17e-06	0.0016	-3676.1314	490.5723	-4776.6872	-2875.9375	2.47e-11	1.35e-10	00e+00	7.42e-10
COA4	2.30e-04	2.21e-04	1.40e-05	9.68e-04	-7024.4780	619.3715	-8167.0557	-5624.4003	8.86e-04	0.0044	00e+00	0.0241
COA12	4.72e-04	4.41e-04	1.84e-05	0.0020	-4803.5421	850.4595	-7005.6604	-3420.0346	0.0811	0.4243	00e+00	2.3257
COA13	4.17e-04	4.52e-04	1.50e-05	0.0023	-3568.2025	508.9603	-4879.6759	-2748.0791	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00
COA14	2.17e-04	2.12e-04	3.50e-06	8.23e-04	-7233.5276	575.0122	-9013.7054	-6565.1960	0.0004	0.0022	00e+00	0.0122
COA23	3.98e-04	4.17e-04	3.36e-06	0.0013	-4224.6513	597.1717	-5791.1922	-3157.5337	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00
COA24	3.30e-04	2.75e-04	1.15e-05	0.0011	-7719.0915	710.2562	-9466.6881	-6292.9501	6.38e-08	2.04e-07	00e+00	1.03e-06
COA34	2.30e-04	3.45e-04	3.06e-06	0.0017	-7216.6140	626.3876	-9372.0469	-6320.4344	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00
COA123	3.48e-04	2.69e-04	2.99e-05	0.0012	-3814.0978	505.9295	-5681.5825	-3118.2330	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00
COA124	2.21e-04	1.65e-04	1.65e-05	6.42e-04	-7810.5809	645.1591	-9536.2803	-6900.3396	1.44e-04	5.93e-04	00e+00	0.0030
COA134	2.88e-04	2.90e-04	5.23e-06	0.0010	-7126.4599	492.6672	-8141.5365	-5861.8917	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00
COA234	1.75e-04	1.86e-04	5.34e-06	7.72e-04	-7422.0117	388.7426	-8269.7653	-6612.3775	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00
ICOA	1.85e-04	1.95e-04	3.74e-06	8.82e-04	-7869.0696	437.2475	-9554.1575	-6735.3849	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00

续表 6

算法	f_{10}				f_{11}				f_{12}			
	平均值	标准差	最优值	最差值	平均值	标准差	最优值	最差值	平均值	标准差	最优值	最差值
COA	4.44e-16	00e+00	4.44e-16	4.44e-16	2.22e-11	1.21e-10	00e+00	6.64e-10	0.0149	0.0123	2.93e-04	0.0584
COA1	4.44e-16	00e+00	4.44e-16	4.44e-16	1.09e-10	5.98e-10	00e+00	3.28e-09	0.0162	0.0088	0.0342	0.0011
COA2	4.44e-16	00e+00	4.44e-16	4.44e-16	2.46e-09	1.35e-08	7.39e-08	00e+00	0.0120	0.0069	8.14e-04	0.0299
COA3	4.44e-16	00e+00	4.44e-16	4.44e-16	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	0.4365	0.0949	0.2960	0.6583
COA4	4.44e-16	00e+00	4.44e-16	4.44e-16	3.15e-15	1.73e-14	00e+00	9.44e-14	1.27e-09	1.69e-09	6.76e-11	7.78e-09
COA12	4.44e-16	00e+00	4.44e-16	4.44e-16	6.92e-16	2.44e-15	00e+00	1.04e-14	0.0177	0.0121	0.0014	0.0564
COA13	4.44e-16	00e+00	4.44e-16	4.44e-16	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	0.4137	0.0700	0.2957	0.5359
COA14	4.44e-16	00e+00	4.44e-16	4.44e-16	4.24e-15	2.32e-14	00e+00	1.27e-13	2.40e-09	5.39e-09	2.03e-10	3.02e-08
COA23	4.44e-16	00e+00	4.44e-16	4.44e-16	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	0.0097	0.0068	0.0003	0.0274
COA24	4.44e-16	00e+00	4.44e-16	4.44e-16	3.41e-09	1.87e-08	00e+00	1.02e-07	1.99e-20	6.87e-20	3.69e-19	7.36e-24
COA34	4.44e-16	00e+00	4.44e-16	4.44e-16	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	4.52e-07	7.79e-07	1.48e-08	4.23e-06
COA123	4.44e-16	00e+00	4.44e-16	4.44e-16	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	0.3325	0.1186	0.6138	0.19459
COA124	4.44e-16	00e+00	4.44e-16	4.44e-16	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	9.60e-21	2.82e-20	1.01e-23	1.50e-19
COA134	4.44e-16	00e+00	4.44e-16	4.44e-16	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	4.78e-07	4.67e-07	1.07e-08	1.92e-06
COA234	4.44e-16	00e+00	4.44e-16	4.44e-16	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	1.72e-08	9.40e-08	4.10e-22	5.15e-07
ICOA	4.44e-16	00e+00	4.44e-16	4.44e-16	00e+00	00e+00	00e+00	00e+00	6.87e-15	2.67e-14	1.36e-22	1.26e-134

敛(适应度均值 = 00e + 00), 证明其全局搜索能力;但在多峰函数中表现受限,如 f_8 均值(-3676.1314)显著弱于 COA4 (-7024.4780),表明其局部开发能力不足.该策略适用于全局探索,而垂直交叉等操作更适合局部精细优化.

垂直交叉操作(Strategy4)在局部开发和高维优化中表现突出.在 f_6 中,COA4 适应度均值(0.9880)较 COA(3.4208)降低 71.1%,标准差显著收敛;在 f_8 中,均值(-7024.48)较 COA(-5123.55)提升 37.1%,逼近理论最优(-8167.06).其优势源于:1)随机节点配对增强多样性;2)维度解耦降低高维问题复杂度;3)垂直交叉保留父代优势特征,平衡探索与

开发.

3.4.2 多策略协同作用分析

多策略协同分析表明:1) COA123(融合 Strategy1-3)在 58.3% 测试函数中表现最优,33.3% 达到理论最优值;2) COA34(Strategy3+4)在 f_1 中适应度均值达 $1.22e-274$,体现透镜反向学习与垂直交叉的互补优势;3) COA234(Strategy2-4)在 f_8 中适应度均值(-7422.0117)显著优于单一策略(COA2:-4578.534, COA3:-3676.1314, COA4:-7024.4780),且在 66.7% 测试函数中表现更优,证实镜像反射与垂直交叉组合能有效处理复杂约束问题.

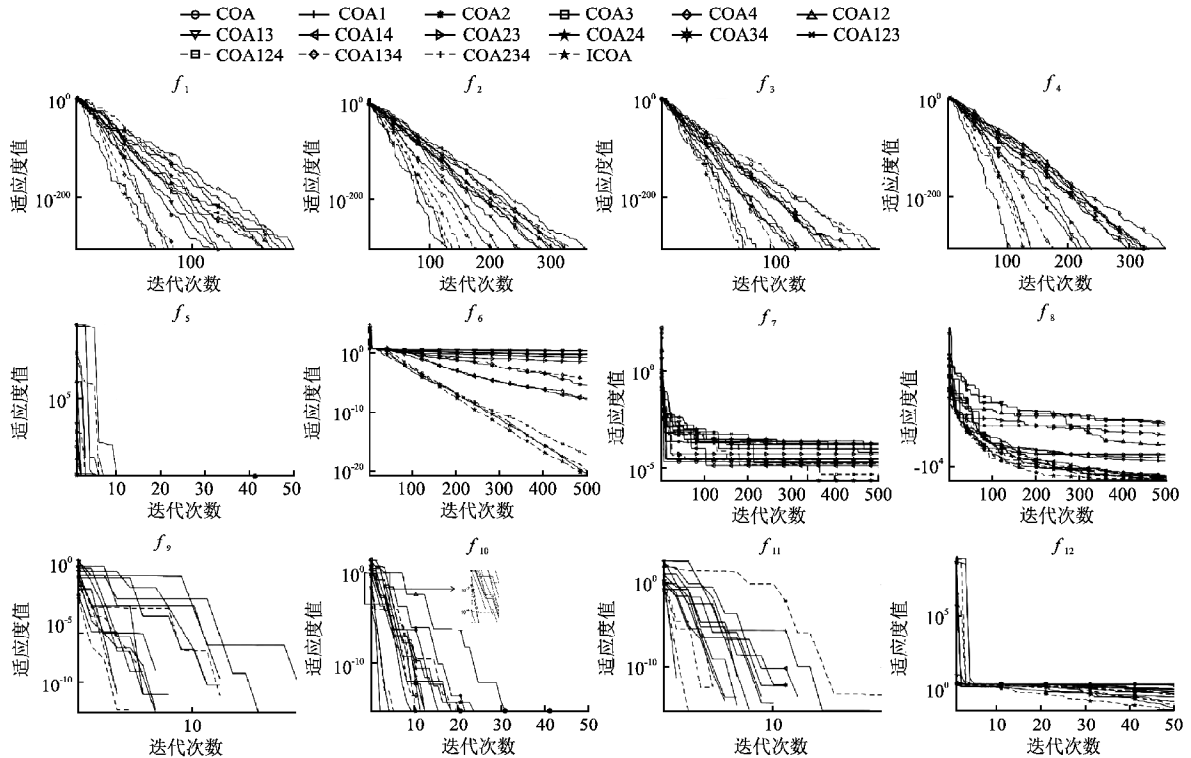


图 4 消融实验收敛曲线($f_1 \sim f_{12}$)

Fig. 4 Ablation experiment convergence curve($f_1 \sim f_{12}$)

ICOA 算法通过协同整合 Logistic-Tent 混沌映射、镜像反射学习、透镜成像反向学习及垂直交叉操作 4 种策略,在测试

中展现出卓越的优化性能.实验结果表明:1)图4中的收敛曲线表明,ICOA在69.2%的测试函数上具有更快的收敛速度;2)在66.7%的测试函数上,ICOA收敛精度显著优于其他消融算法.这些优势验证了多策略协同优化的有效性,各策略在全局探索与局部开发之间形成了良好的互补机制.同时,通过观察分析图4中消融实验收敛曲线可以进一步证实,ICOA能够快速稳定地逼近理论最优解,尤其在处理复杂优化问题时表现出显著优势.

4 约束工程优化问题

此前通过13个标准测试函数验证了改进的小龙虾优化算法(ICOA)优异的优化性能,实验结果表明该算法在收敛精度和稳定性方面均显著优于其他对比算法.为进一步验证算法在工程实践中的应用价值,本研究选取两个典型工程优化问题——压力容器设计和拉力/压力弹簧设计进行测试.这类工程问题虽变量范围已知可控,但因计算复杂度高、变量维度大,求解极具挑战性.

需要指出的是,工程优化问题通常具有3个显著特征:首先,基于物理约束条件可建立精确的数学模型;其次,设计变量的边界条件明确且可控;最后,这类问题往往具有求解难度大、计算复杂度高以及多变量耦合等特点.基于上述特征,本研究重点构建了压力容器结构优化设计和拉伸/压缩弹簧系统优化两个工程案例进行仿真实验,以全面评估ICOA算法解决实际工程问题的能力.

4.1 压力容器设计

压力容器设计是一类典型的非线性约束优化问题^[16](如图5所示),其优化目标是在满足耐压要求的前提下,使总成本(含材料、制造和焊接费用)最小化.该问题涉及4个关键

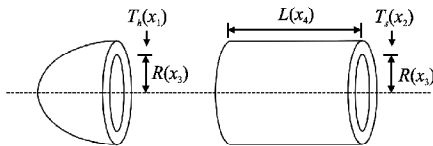


图5 压力容器结构设计

Fig. 5 Pressure vessel structural design

设计变量:壳体厚度 T_s 、封头厚度 T_h 、内半径 R 以及圆柱段长度 L ,其数学模型可表述为:

$$x = [x_1, x_2, x_3, x_4] = [T_s, T_h, R, L]$$

$$f(x) = 0.6224x_1x_3x_4 + 1.7781x_2x_3^2 + 3.1661x_1^2x_4 + 19.84x_1^2x_3$$

$$s.t. g_1(x) = -x_1 + 0.0193x_3 \leq 0$$

$$g_2(x) = -x_2 + 0.00954x_3 \leq 0$$

$$g_3(x) = -\pi x_3^2x_4 - \frac{4}{3}\pi x_3^3 + 1296000 \leq 0$$

其中,变量的取值范围为:

$$0 \leq x_1, x_2 \leq 100, 10 \leq x_3, x_4 \leq 200$$

本实验采用控制变量法.所有对比算法(包括ICOA及其基准算法)统一设置种群规模 $N=30$ 和最大迭代次数 $Max_iter=500$.为消除随机影响,每个算法在测试问题上独立运行50次重复实验,最终基于最优值、均值和标准差等统计指标进行评估.

在压力容器优化问题中,本研究将改进的小龙虾算法(ICOA)与10种经典优化算法(包括COA)进行对比.如表7所示,ICOA以5743.0000的最小成本表现最优,对应的最优

表7 压力容器设计优化结果

Table 7 Optimization results of pressure vessel design

算法	T_s	T_h	R	L	$minf(x)$
ICOA	0.7500	0.3750	40.3335	199.8069	5743.0000
COA	0.7500	0.3750	40.3201	200.0000	5746.2000
WOA	0.8750	0.4375	47.4677	127.2895	6265.6000
HHO	0.8125	0.4375	42.7258	169.1571	6002.8000
GWO	0.7500	0.3750	40.3979	199.6709	5758.9000
PSO	0.8125	0.3750	43.3871	161.4098	5915.4000
GA	0.0625	0.0625	0.5100	0.5100	1.6796e+17
DE	0.7500	0.3750	10.7461	195.3570	5776.7000
PKO	0.7500	0.4375	40.4682	200.0000	5747.8000
AP0	0.7500	0.3750	40.5092	198.0386	5758.2000
FLA	1.2500	0.5625	65.2119	10.0624	7196.5045

参数组合为: $T_s = 0.7500$ 、 $T_h = 0.3750$ 、 $R = 40.3335$ 、 $L = 199.8069$.结果表明,ICOA算法在处理工程优化问题,即降低压力容器设计问题成本方面具有显著优势.

4.2 拉伸/压力弹簧结构设计

在机械系统弹性元件优化领域,拉力/压力弹簧设计是一个典型的混合约束优化问题^[17].如图6所示的弹簧结构示意图,该优化任务需要在满足多重物理约束条件下,实现弹簧系

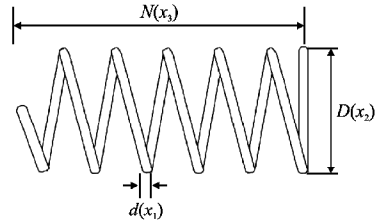


图6 拉力/压力弹簧结构设计

Fig. 6 Tension/compression spring structural design

统的轻量化设计.其优化目标可量化为弹簧质量函数 $f(x)$ 的最小化,该函数与3个关键设计参数存在非线性耦合关系:线径 d (决定材料强度)、中径 D (表征几何特征)和有效圈数 N (影响动态特性).该问题的数学模型可表述为:

$$x = [x_1, x_2, x_3] = [d, D, N]$$

$$f(x) = (x_3 + 2)x_2x_1^2$$

$$g_1(x) = 1 - \frac{x_2^3x_3}{71785x_1^4} \leq 0$$

$$g_2(x) = \frac{4x_2^2 - x_1x_2}{12566(x_1^3x_2 - x_1^4)} + \frac{1}{5108x_1^2} - 1 \leq 0$$

$$g_3(x) = 1 - \frac{140.45x_1}{x_2^2x_3} \leq 0$$

$$g_4(x) = \frac{x_1 + x_2}{1.5} - 1 \leq 0$$

其中,变量 x_1, x_2, x_3 的取值范围分别为:

$$0.05 \leq x_1 \leq 2.0, 0.25 \leq x_2 \leq 1.3, 2.0 \leq x_3 \leq 15.0$$

本研究采用ICOA算法和10种对比算法(含COA算法)

对拉力/压力弹簧优化问题进行了对比求解分析. 优化结果如表8所示,ICOA算法以0.012667的最小弹簧质量显著优于其他对比算法,对应最优参数组合为: $d=0.0552$ 、 $D=0.3632$ 、 $N=10.9424$. 这一结果不仅验证了ICOA算法在解决复杂工

表8 拉力/压力弹簧结构设计优化结果
Table 8 Optimization results of tension/compression spring structural design

算法	d	D	N	$minf(x)$
ICOA	0.0552	0.3632	10.9424	0.012667
COA	0.0506	0.3276	13.4831	0.012678
WOA	0.0535	0.4012	9.2149	0.012684
HHO	0.0541	0.4133	8.7170	0.012668
GWO	0.0504	0.3253	13.4715	0.012782
PSO	0.0578	0.5208	5.6573	0.013304
GA	0.0368	0.8769	2.2396	0.012704
DE	0.0527	0.3791	10.1810	0.012889
PKO	0.0524	0.3742	10.3375	0.012682
APO	0.0517	0.3564	11.3109	0.012677
FLA	0.0538	0.4036	10.0508	0.013298

程优化问题中的优越性能,其参数自适应机制和收敛特性也为群体智能优化算法的工程适配性改进提供了参考依据.

5 总 结

本文提出了一种多策略协同优化的改进小龙虾优化算法. 首先,在种群初始化阶段引入 Logistic-Tent 混沌映射提升初始解的质量;其次,在迭代初期,通过采用镜像反射学习扩展搜索空间以提升算法的收敛速度;然后,在避暑阶段引入透镜自适应反向学习,提升算法跳出局部最优的能力;最后,通过引入遗传算法的垂直交叉操作,克服算法在迭代后期种群多样性下降这一缺陷,提升了算法的全局搜索能力. 基于 CEC2014 测试集的对比仿真验证充分证明了算法改进的有效性,同时,通过消融实验验证了各改进策略对算法性能提升贡献的有效性. 此外,通过压力容器设计和拉力/压力弹簧设计两个典型工程实例的测试,进一步验证了 ICOA 算法在解决实际工程优化问题中的实用价值和应用潜力.

References:

[1] Shami T M, El Saleh A A, Alswaiti M, et al. Particle swarm optimization: a comprehensive survey [J]. IEEE Access, 2022, 10: 10031-10061, doi:10.1109/access.2022.3142859.

[2] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61, doi:10.1016/j.advengsoft.2013.12.007.

[3] Jia H, Rao H, Wen C, et al. Crayfish optimization algorithm [J]. Artificial Intelligence Review, 2023, 56 (Sup.): 1919-1979.

[4] Zhang Y, Liu P, Li Y. Implementation of an enhanced crayfish optimization algorithm [J]. Biomimetics, 2024, 9 (6): 341, doi:10.3390/biomimetics9060341.

[5] Jia H, Zhou X, Zhang J, et al. Modified crayfish optimization algorithm for solving multiple engineering application problems [J]. Artificial Intelligence Review, 2024, 57 (5): 127, doi:10.1007/s10462-024-10738-x.

[6] Chauhan S, Vashishtha G, Gupta M K, et al. Parallel structure of crayfish optimization with arithmetic optimization for classifying the friction behaviour of Ti-6Al-4V alloy for complex machinery applications [J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 286: 11389, doi:10.1106/j.knosys.2024.111389.

[7] Zhang C, Ding S. A stochastic configuration network based on chaotic sparrow search algorithm [J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 220: 106924, doi:10.1106/j.knosys.2021.106924.

[8] Eweas A A, Abd Elaziz M, Oliva D. A new multi-objective optimization algorithm combined with opposition-based learning [J]. Expert Systems with Applications, 2021, 165: 113844, doi:10.1106/j.eswa.2020.113844.

[9] Price K V, Storn R M, Lampinen J A. The differential evolution algorithm [C] // Differential Evolution: a Practical Approach to Global Optimization, 2005: 37-134.

[10] Forrest S. Genetic algorithms [J]. ACM Computing Surveys, 1996, 28 (1): 77-80.

[11] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67, doi:10.1016/j.advengsoft.2016.01.008.

[12] Heidari A A, Mirjalili S, Faris H, et al. Harris hawks optimization: algorithm and applications [J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97: 849-872, doi:10.1016/j.future.2019.02.028.

[13] Bouaouda A, Hashim F A, Sayouti Y, et al. Pied kingfisher optimizer: a new bio-inspired algorithm for solving numerical optimization and industrial engineering problems [J]. Neural Computing and Applications, 2024, 36 (25): 15455-15513.

[14] Wang W C, Tian W C, Xu D M, et al. Arctic puffin optimization: a bio-inspired metaheuristic algorithm for solving engineering design optimization [J]. Advances in Engineering Software, 2024, 195: 103694, doi:10.1016/j.advengsoft.2024.103694.

[15] Ghasemi M, Gholipour K, Zare M, et al. Flood algorithm (FLA): an efficient inspired meta-heuristic for engineering optimization [J]. The Journal of Supercomputing, 2024, 80 (15): 22913-23017.

[16] LI X, DING Z S. Mixed strategy improved harris hawks optimization algorithm [J]. Journal of Yunnan University (Natural Sciences Edition), 2025, 47 (1): 60-69.

[17] Oladejo S O, Ekwe S O, Mirjalili S. The hiking optimization algorithm: a novel human-based metaheuristic approach [J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 296: 111880, doi:10.1016/j.knosys.2024.111880.

附中文参考文献:

[16] 李 雪, 丁正生. 混合策略改进的哈里斯鹰优化算法 [J]. 云南大学学报 (自然科学版), 2025, 47 (1): 60-69.