

# 控制与决策

Control and Decision

## 阶段化改进的海洋捕食者算法及其应用

付华, 刘尚霖, 管智峰, 刘昊

引用本文:

付华,刘尚霖,管智峰,刘昊. 阶段化改进的海洋捕食者算法及其应用[J]. *控制与决策*, 2023, 38(4): 902–910.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1749>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### [混合改进策略的黑猩猩优化算法及其机械应用](#)

Chimp optimization algorithm based on hybrid improvement strategy and its mechanical application

*控制与决策*. 2023, 38(2): 354–364 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1108>

#### [群集正反向回溯人工生态系统优化算法的ELM超参优选](#)

Super parameter optimization of ELM by artificial ecosystem–based optimization with crowding forward–backward and backtracking tips

*控制与决策*. 2023, 38(4): 921–928 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1624>

#### [多策略融合的改进麻雀搜索算法及其应用](#)

Improved sparrow search algorithm with multi–strategy integration and its application

*控制与决策*. 2022, 37(1): 87–96 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0582>

#### [融合柯西折射反向学习和变螺旋策略的 WSN 象群定位算法](#)

Cauchy refraction opposition–based learning and variable helix mechanism of elephant herding localization algorithm in WSN

*控制与决策*. 2022, 37(12): 3183–3189 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0315>

#### [混合柯西变异和均匀分布的蝗虫优化算法](#)

Hybrid Cauchy mutation and uniform distribution of grasshopper optimization algorithm

*控制与决策*. 2021, 36(7): 1558–1568 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1609>

# 阶段化改进的海洋捕食者算法及其应用

付 华<sup>†</sup>, 刘尚霖, 管智峰, 刘 昊

(辽宁工程技术大学 电气与控制学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

**摘要:** 针对海洋捕食者算法自适应能力有限、局部桎梏概率高等不足, 提出阶段化改进的海洋捕食者算法. 在高速度比阶段实施差分演化, 在原始猎物群体的变异与交叉中扩大全局探索范围, 遍历优化个体质量; 引入正弦弦算法等概率波动等速度比阶段的并行架构, 提升莱维飞行群体与布朗运动群体的灵活性, 促进群体间渗透, 同节奏优化算法的开发能力与探索能力; 融合柯西变异策略与反向学习策略改进低速度比阶段捕食者, 生成具备自我调节能力的柯西镜像捕食者, 避免迭代末期种群同化过度, 强化算法反早熟能力. 通过基准函数对比寻优实验及 Wilcoxon 符号秩检验来评估改进算法的性能, 实验结果验证了阶段化改进策略对算法整体表现力的提升. 利用改进算法优化在线序列极限学习机参数并应用于变压器故障诊断, 进一步验证阶段化改进策略的有效性及其工程实用性.

**关键词:** 智能优化算法; 海洋捕食者算法; 阶段化改进; 变压器故障诊断; 在线序列极限学习机

中图分类号: TD713

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.1749

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



**引用格式:** 付华, 刘尚霖, 管智峰, 等. 阶段化改进的海洋捕食者算法及其应用[J]. 控制与决策, 2023, 38(4): 902-910.

## Phased-improvement marine predators algorithm and its application

FU Hua<sup>†</sup>, LIU Shang-lin, GUAN Zhi-feng, LIU Hao

(Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

**Abstract:** Aiming at the disadvantages of limited adaptive ability and high local shackles probability of marine predators algorithm, a phased-improvement marine predators algorithm is proposed. The differential evolution is implemented in the high velocity ratio phase, which expands the global exploration range with the variation and crossover of the original prey population, and optimize the individual quality seriatim. The sine and cosine algorithm is introduced in the unit velocity phase to fluctuate the parallel architecture with an equal probability, which is used to improve the flexibility of the Levy flight group and the Brownian motion group, and promote the penetration between groups in order to optimize the development and exploration capabilities of the algorithm in the same rhythm. The Cauchy mutation strategy and the reverse learning strategy are combined in the low velocity ratio phase to evolve the predators into the self-regulation Cauchy mirror predators, for avoiding excessive population assimilation at the end of iteration, so that the anti precocity ability of the algorithm is strengthened. The performance of the improved algorithm is evaluated by the benchmark function comparison optimization experiments and the Wilcoxon's sign rank test, and the results verify that the phased-improvement strategy contributes to the overall expressiveness of the algorithm. The improved algorithm is used to optimize the parameters of online sequential extreme learning machine and applied to transformer fault diagnosis, and the effectiveness and engineering practicability of the phased-improvement strategy are further verified.

**Keywords:** intelligent optimization algorithm; marine predators algorithm; phased-improvement; transformer fault diagnosis; online sequential extreme learning machine

## 0 引言

鉴于海洋生物同时处于主动捕食与被动捕食的双重逻辑状态, 海洋捕食者算法(marine predators algorithm, MPA)<sup>[1]</sup>模拟不同速度比状态下物种间的

差异运动方式, 以并行架构提升寻优效率, 现已成功地应用于预测多国 COVID-19 感染人数<sup>[2]</sup>、COVID-19 患者 X 射线图像分类<sup>[3]</sup>、光伏模型参数提取<sup>[4]</sup>、焊接接头拉伸性能预测<sup>[5]</sup>等一系列工程实践.

收稿日期: 2021-10-12; 录用日期: 2022-01-28.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51974151, 71771111); 辽宁省高等学校(境)外培养项目(2019GJWZD002); 辽宁省高等学校创新团队项目(LT2019007); 辽宁省教育厅科技项目(LJ2019QL015).

责任编辑: 林崇.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: fxfuhua@163.com.

国内外学者对MPA进行了一系列改进研究以提升其寻优性能. 文献[6]引入Tent混沌序列遍历初始空间,提升初始值敏感度以改善收敛效率;文献[7]改变迭代末期个体运动机制,再次分割种群并重复布朗运动,强化算法并行计算能力,改善寻优质量;文献[8]设计概率决策机制,均匀使用融合MFO(moth flame optimization)迭代中模式的寻优策略以强化算法探索能力;文献[9]对相应个体引入PSO开发策略和韦伯算子来调整个体捕食机制,降低算法开发过程的随机性;文献[10]引入拥挤距离机制,维持个体分布的空间均匀性,改善了算法抗局部停滞能力.

为了弥补MPA系算法在不同阶段分别体现的鲁棒性、自适应协调性以及个体多样性方面的缺陷,本文提出阶段化改进的海洋捕食者算法(phased-improvement marine predators algorithm, PMPA),分别于高速度比阶段、等速度比阶段和低速度比阶段采取基于差分演化<sup>[11]</sup>的猎物进化策略、融合正余弦算法<sup>[12]</sup>的并行波动策略以及融合柯西变异<sup>[13]</sup>与反向学习<sup>[14]</sup>的捕食者变异策略来优化猎物个体质量,弱化随机因子影响,促进不同物种群体间渗透,规避物种同化,克服算法早熟.

## 1 海洋捕食者算法原理

海洋捕食者算法根据种群数量 $n$ 和个体维数 $d$ 构建初始猎物矩阵 $P_0$ ,选取最优适应度猎物个体担任顶级捕食者 $E$ ,以下式初始化海洋环境:

$$P_0 = P_{\min} + \text{rand}(0, 1) \cdot (P_{\max} - P_{\min}). \quad (1)$$

其中: $P_{\max}$ 和 $P_{\min}$ 分别为解空间上下界; $\text{rand}(0, 1)$ 为自有随机因子,其本质为 $(0, 1)$ 范围内均匀随机向量.MPA以当前迭代次数 $t$ 和最大迭代次数 $t_{\max}$ 为判断划分算法进程为高速度比阶段、等速度比阶段和低速度比阶段,并设计FADs效应以扰动局部最优解,最后,利用海洋记忆功能重新评估个体适应度以更新顶级捕食者.

MPA中以 $s_i$ 表示猎物 $P$ 与顶级捕食者 $E$ 的个体行进步长,其影响因素分别为莱维飞行算子 $R_L$ 、布朗运动算子 $R_B$ 与各不同阶段猎物及顶级捕食者的克罗内克积.高速度比阶段( $t < t_{\max}/3$ ),顶级捕食者因自身速度远低于猎物而放弃捕猎,此时猎物执行布朗运动,该阶段数学模型为

$$P_{i+1} = P_i + p \cdot R \otimes s_i; \quad (2)$$

$$s_i = R_B \otimes (E_i - R_B \otimes P_i), i = 1, \dots, n. \quad (3)$$

其中: $p$ 为常数,取0.5; $R$ 为取值范围 $[0, 1]$ 的均匀随机数向量; $P_i$ 和 $E_i$ 分别表示当前迭代第 $i$ 只猎物和

顶级捕食者个体.MPA的并行架构由等速度比阶段( $t_{\max}/3 < t < 2t_{\max}/3$ )的均分猎物群体体现,前半数个体组成负责开发的莱维飞行群体,后半数个体则同时组成负责探索的布朗运动群体.该并行架构数学模型为

$$P_{i+1} = \begin{cases} P_i + p \cdot R \otimes s_i, & i = 1, \dots, n/2; \\ P_i + p \cdot \text{CF} \otimes s_i, & i = n/2, \dots, n. \end{cases} \quad (4)$$

$$s_i = \begin{cases} R_L \otimes (E_i - R_L \otimes P_i), & i = 1, \dots, n/2; \\ R_B \otimes (R_B \otimes E_i - P_i), & i = n/2, \dots, n. \end{cases} \quad (5)$$

$$\text{CF} = (1 - t/t_{\max})^{2t/t_{\max}}. \quad (6)$$

其中: $p$ 为常数,取0.5; $\text{CF}$ 为自适应参数,以式(6)根据当前迭代次数更新.因低速度比阶段( $t > 2t_{\max}/3$ )时的猎物速度远低于顶级捕食者,故猎物运动时将参考顶级捕食者的莱维飞行轨迹以避免被捕食,该阶段数学模型为

$$P_{i+1} = E_i + p \cdot \text{CF} \otimes s_i; \quad (7)$$

$$s_i = R_L \otimes (R_L \otimes E_i - P_i), i = 1, \dots, n. \quad (8)$$

此外,涡流或鱼类聚集装置(FADs)也会影响海洋捕食者的行为,可被视为局部最优.FADs效应由取值为0.2的扰动概率因子 $p_F$ 引入MPA,可降低算法局部停滞概率,数学模型为

$$P_{i+1} = \begin{cases} P_i + \text{CF} \cdot P_0 \otimes U, & r \leq p_F; \\ P_i + [p_F(1 - r) + r](P_{r_1} - P_{r_2}), & r \geq p_F. \end{cases} \quad (9)$$

其中: $U$ 为随机生成二进制向量的二进制数组, $r$ 为 $[0, 1]$ 范围内的均匀随机数, $P_{r_1}$ 和 $P_{r_2}$ 表示猎物种群中随机抽取的两只猎物.据上述分析可知:初始猎物携带自有随机因子进入高速度比阶段,影响寻优精度和收敛效率,大幅削弱高速度比阶段鲁棒性;等速度比阶段,均分群体的并行架构导致群体间交流受限,探索开发失衡;低速度比阶段,猎物同化程度逐渐升高,致使算法自有FADs效应已疲于应对概率骤升的局部桎梏隐患.

## 2 阶段化改进的海洋捕食者算法

### 2.1 高速度比阶段猎物的差分演化

对高速度比阶段( $t < t_{\max}/3$ )的猎物执行差分演化,可实现全局探索域的有效扩张及个体质量的遍历提升,以弱化自有随机因子对算法鲁棒性的影响.设 $d$ 维空间第 $t$ 代猎物个体为

$$P_i^t = (p_{i,1}^t, \dots, p_{i,d}^t). \quad (10)$$

任选3只异维个体  $P_{i,r_1}^t, P_{i,r_2}^t, P_{i,r_3}^t$ , 由下式生成变异猎物  $U_i^t$ :

$$\begin{cases} U_i^t = P_{i,r_1}^t + F \cdot (P_{i,r_2}^t + P_{i,r_3}^t), \\ F = 0.3 + 0.1 \cdot \tan(\text{rand}(n, d) \cdot \pi - 0.5), \end{cases} \quad (11)$$

其中  $F$  为差分变异因子. 通过原始个体  $P_i^t$  与变异个体  $U_i^t$  的交叉生成变异交叉猎物个体  $V_i^t$ , 即

$$V_i^t = (v_{i,1}^t, \dots, v_{i,d}^t). \quad (12)$$

$$v_{i,d}^t = \begin{cases} u_{i,d}^t, & d = d_{\text{rand}}; \\ p_{i,d}^t, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

其中  $d_{\text{rand}}$  为随机维度系数, 取值范围为  $[1, d]$ . 选取原始个体  $P_i^t$  与变异交叉个体  $V_i^t$  中适应度较优者, 保留为进化猎物个体  $P_{E_i}^t$ , 此时猎物个体质量已遍历优化, 间接为次阶段培育优质捕食者.

### 2.2 等速度比阶段并行架构的正余弦波动

高速度比阶段结束后, 猎物以式(2)均分为并行架构的莱维飞行群体与布朗运动群体. 引入均匀随机波动概率  $p_f$  和波动算子  $f$  同时波动并行架构, 生成灵活性更高的波动猎物  $P_F^t$ , 筛选出适应度最优者充当波动捕食者  $E_F^t$ , 有

$$f = \begin{cases} r_1 \times \sin(r_2), & p_f < 0.5; \\ r_1 \times \cos(r_2), & p_f > 0.5; \end{cases} \quad p_f \in [0, 1]. \quad (14)$$

$$r_1 = \frac{a(t_{\text{max}} - t)}{t_{\text{max}}}, \quad a = 2. \quad (15)$$

$$P_F^t = P_E^t + f |r_3 E_E^t - P_E^t|. \quad (16)$$

式(14)中:  $r_1$  为以式(15)线性递减的调整参数,  $r_2$  为范围  $[0, 2\pi]$  内的均匀随机角度, 配合波动概率  $p_f$  等概率选取波动机制, 同节奏优化开发能力与探索能

力. 式(16)中:  $r_3$  为  $[0, 2]$  范围内服从均匀分布的随机数, 通过赋值区间监视捕食者; 波动算子  $f$  以  $r_1, r_2$  控制波动方向和波动步长, 促进莱维飞行群体与布朗运动群体相互渗透, 进一步清理搜索盲点, 实现探索与开发的制衡.

### 2.3 低速度比阶段捕食者的柯西镜像变异

低速度比阶段位于迭代末期, 物种同化程度逐渐升高, 局部桎梏的概率较迭代前期显著增加. 对进入此阶段的波动捕食者  $E_F^t$  实施反向学习, 生成镜像波动捕食者  $E_F^{t*}$ , 并通过柯西变异策略的实施缔造柯西镜像变异捕食者  $E_{\text{Cauchy}}^t$ , 具体公式如下:

$$E_F^{t*} = \text{ub} + \text{rand} \oplus (\text{lb} - E_F^t), \quad (17)$$

$$E_E^t = b \oplus (E_F^t - E_F^{t*}), \quad (18)$$

$$b = (1 - t/t_{\text{max}})^t, \quad (19)$$

$$E_{\text{Cauchy}}^t = \text{Cauchy} \oplus E_E^t. \quad (20)$$

式(17)中:  $\text{ub}$  和  $\text{lb}$  分别表示对应解空间的上下界,  $\text{rand}$  为服从  $(0, 1)$  标准均匀分布的随机数矩阵. 式(18)中:  $b$  为反向学习伪信息交流系数, 其更新方式如式(19)所示;  $E_E^t$  为波动捕食者  $E_F^t$  与镜像波动捕食者  $E_F^{t*}$  经  $b$  实现反向学习信息交流生成的精英捕食者, 以式(20)进行柯西变异, 生成柯西镜像变异捕食者  $E_{\text{Cauchy}}^t$ . 柯西算子的自我调节能力可以保障柯西镜像变异捕食者  $E_{\text{Cauchy}}^t$  规避种群同化过度, 克服算法早熟.

## 3 PMPA 性能分析

### 3.1 测试函数的选取

选取10组常用基准测试函数对改进算法性能进行测试, 测试函数及相关属性如表1所示.

表1 测试函数

函数类别	编号	测试函数	维数	搜索范围	最优值
	$F_1$	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	10	$[-100, 100]$	0
	$F_2$	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n  x_i  + \prod_{i=1}^n  x_i $	10	$[-10, 10]$	0
单峰函数	$F_3$	$f_3(x) = \max\{ x_i , 1 \leq i \leq n\}$	10	$[-100, 100]$	0
	$F_4$	$f_4(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	10	$[-30, 30]$	0
	$F_5$	$f_5(x) = \sum_{i=1}^n (x_i + 0.5)^2$	10	$[-100, 100]$	0
	$F_6$	$f_6(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	10	$[-5.12, 5.12]$	0
多峰函数	$F_7$	$f_7(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	10	$[-32, 32]$	0

表 1 (续)

函数类别	编号	测试函数	维数	搜索范围	最优值
	$F_8$	$f_8(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	10	$[-600, 600]$	0
多峰函数	$F_9$	$f_9(x) = \left[ e^{-\sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i}{\beta}\right)^{2m}} - 2e^{-\sum_{i=1}^n x_i^2} \right] \cdot \prod_{i=1}^n \cos^2 x_i + 1, m = 5$	10	$[-20, 20]$	0
	$F_{10}$	$f_{10}(x) = -\sum_{i=1}^7 [(X - a_i)(X - a_i)^T + c_i]^{-1}$	10	$[0, 10]$	-10.4028

### 3.2 PMPA 与其他智能算法的对比

选取海洋捕食者算法、阶段化改进的海洋捕食者算法、粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)<sup>[15]</sup> 及蜻蜓算法 (dragonfly algorithm, DA)<sup>[16]</sup>, 采用表 1 所示测试函数进行对比寻优实验, 将初始种群规模设置为 50, 最大迭代次数设置为 500, 在统一各算法共有参数的基础上以表 2 设置各算法属性参数. 完成算法参数设置后, 分别以 MPA、PMPA、PSO、DA 对各测试函数进行对比寻优实验. 为规避随机因

子对寻优结果造成的偶然性误差, 每组算法对各测试函数均独立执行 50 次寻优测试, 并分别计算平均值与标准差. 实验结果如表 3 所示.

表 2 属性参数设置

算法	属性参数
MPA	FADs = 0.2
PMPA	FADs = 0.2
PSO	$W = 0.729, C_1 = 1.49445, C_2 = 1.49445$
DA	$\beta = 1.15$

表 3 不同智能算法的寻优结果

统计量	算法	$F_1$	$F_2$	$F_3$	$F_4$	$F_5$	$F_6$	$F_7$	$F_8$	$F_9$	$F_{10}$
最优值	MPA	8.96e-36	1.22e-19	1.30e-15	1.31e-01	7.71e-13	<b>0.00e+00</b>	4.40e-14	<b>0.00e+00</b>	<b>3.07e-04</b>	-5.09e+00
	PMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>5.51e-24</b>	<b>8.28e-03</b>	<b>6.76e-13</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>8.88e-16</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>3.07e-04</b>	<b>-1.04e+01</b>
	PSO	1.09e-12	6.90e-05	1.96e-04	1.25e-01	1.00e-01	9.00e-01	3.99e-05	6.07e-12	3.38e-04	-5.09e+00
	DA	1.78e-04	1.10e-02	1.29e-01	9.34e-01	1.63e-06	1.00e+00	4.00e-12	3.94e-02	4.95e-04	-1.03e+01
平均值	MPA	8.87e-35	1.67e-18	6.72e-15	5.37e-01	4.89e-10	<b>0.00e+00</b>	1.51e-12	<b>0.00e+00</b>	3.89e-04	-5.09e+00
	PMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>6.80e-20</b>	<b>4.23e-02</b>	<b>4.28e-10</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>8.88e-16</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>3.07e-04</b>	<b>-1.04e+01</b>
	PSO	4.35e-04	5.40e-02	8.02e-02	2.82e+00	5.89e-01	3.08e+00	4.61e-01	2.89e-04	5.98e-02	-3.93e+00
	DA	1.20e-01	1.96e-01	2.97e-01	5.41e-01	1.96e-01	9.31e-01	1.13e+00	1.44e-01	7.72e-03	3.19e-05
标准差	MPA	6.91e-35	2.19e-18	6.10e-15	2.40e-01	1.19e-09	<b>0.00e+00</b>	2.21e-14	<b>0.00e+00</b>	1.47e-05	<b>0.00e+00</b>
	PMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>1.43e-19</b>	<b>6.04e-02</b>	<b>9.24e-10</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
	PSO	7.56e-04	1.16e-01	6.88e-02	2.25e+00	2.69e-01	1.49e+00	5.62e-01	6.72e-04	7.22e-02	1.78e+00
	DA	1.21e-01	1.96e-01	2.97e-01	5.41e-01	1.96e-01	9.31e-01	1.13e+00	1.44e-01	7.72e-03	3.19e-05
平均运行时间/s	MPA	0.2883	0.2943	0.3379	0.4355	0.3928	0.3883	0.3947	0.4339	0.3621	0.4707
	PMPA	0.2914	0.2976	0.2900	0.3321	0.3256	0.4097	0.4192	0.3542	0.4543	0.4687
	PSO	<b>0.1045</b>	<b>0.1060</b>	<b>0.1067</b>	<b>0.1240</b>	<b>0.1066</b>	<b>0.1088</b>	<b>0.1193</b>	<b>0.1209</b>	<b>0.1033</b>	<b>0.1349</b>
	DA	3.0922	3.0109	3.8883	3.9746	4.2953	3.7702	3.1633	3.4796	4.0476	4.0366

分析表 3 可知, 在统一约束条件的基础上, PMPA 展示出明显优于各对比算法的寻优性能. 对于单峰测试函数  $F_1 \sim F_5$ , PMPA 能够精准捕捉测试函数的理论最优值, 而且其各项指标均具有若干数量级的优势; 对于测试函数  $F_6$  和  $F_8$ , MPA 和 PMPA 均能精准捕捉测试函数的理论最优值, 体现出 MPA 系算法的优越性; 对于测试函数  $F_7$ 、 $F_9$  和  $F_{10}$ , PMPA 在最优值数据上展现出较少数量级的微弱优势, 但其 0 标准差的运行效果展示出各对比算法所无法媲美的稳定性与

鲁棒性. 对于平均运行时间而言, 简框架属性的 PSO 计算速率最优, 但对比于 MPA 和 PMPA 优势微弱. 对于测试函数  $F_3$ 、 $F_4$ 、 $F_5$ 、 $F_8$ 、 $F_{10}$ , PMPA 运行速率优于 MPA; 对于其余测试函数, 二者耗时高度接近, MPA 并无明显速率优势.

根据实验数据, 分别以迭代次数、最优值为水平轴指标和垂直轴指标建立参考系, 绘制 PMPA 与对比算法的收敛曲线, 可直观反映各算法收敛性、鲁棒性及抗局部停滞能力. 图 1~图 5 为测试结果中最具代

表性的5组收敛曲线,分别为各算法对测试函数  $F_1$ 、 $F_3$ 、 $F_7$ 、 $F_8$ 、 $F_{10}$  的寻优效果. 根据图1~图5分析可知:对于不同类型的测试函数, PMPA 所需迭代次数最少,表明阶段化改进策略已有效提升了个体质量,

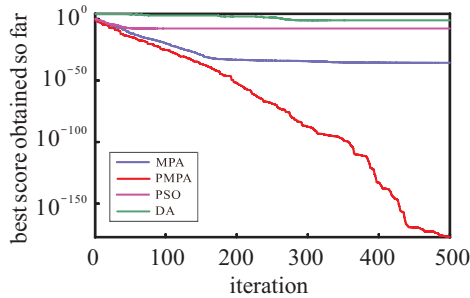


图1 测试函数  $F_1$  收敛曲线

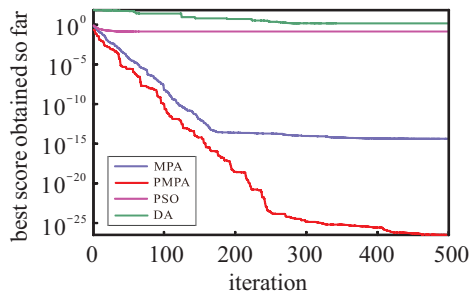


图2 测试函数  $F_3$  收敛曲线

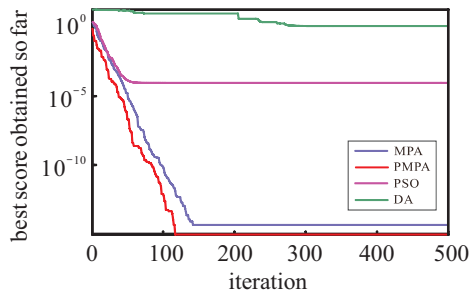


图3 测试函数  $F_7$  收敛曲线

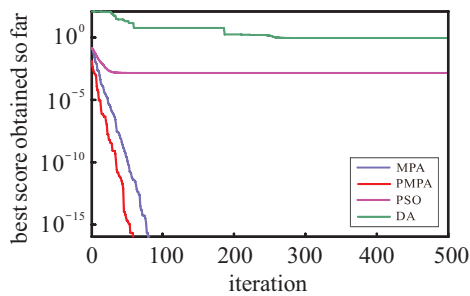


图4 测试函数  $F_8$  收敛曲线

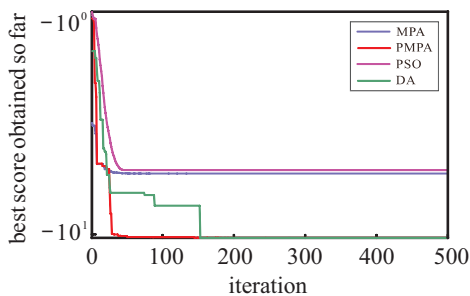


图5 测试函数  $F_{10}$  收敛曲线

对算法的收敛效率有显著优化;同时,各对比算法的收敛趋势均沿迭代进程明显趋于平缓,展现出程度各异的局部桎梏,验证了PMPA对探索能力与开发能力的制衡;对于测试函数  $F_8$ , MPA 和 PMPA 同时实现了该函数的理论最优值,且精度数量级显著优于 PSO 和 DA,表明MPA系算法具备卓越的寻优性能.

为进一步评估PMPA的综合能力,选取上述对比寻优实验各算法最优值,进行显著水平临界值5%的Wilcoxon符号秩检验,其结果如表4所示.

表4 Wilcoxon符号秩检验  $p$  值

函数	PMPA-MPA	PMPA-PSO	PMPA-DA
$F_1$	1.82e-10	1.82e-10	1.82e-10
$F_2$	1.82e-10	1.82e-10	1.82e-10
$F_3$	1.82e-10	1.82e-10	1.82e-10
$F_4$	1.81e-09	2.46e-10	1.82e-10
$F_5$	6.77e-09	1.82e-10	1.81e-10
$F_6$	1.35e-09	6.38e-11	6.38e-11
$F_7$	2.42e-11	5.93e-11	6.38e-11
$F_8$	N/A	6.38e-11	6.38e-11
$F_9$	2.31e-10	6.20e-11	6.34e-11
$F_{10}$	1.59e-11	4.88e-11	1.50e-08
+ / - / =			
	9/0/1	10/0/0	10/0/0

表4中:N/A表示计算结果已超越评判机制精度,表示性能高度近似;符号“+”“-”“=”分别表示PMPA的性能优于、劣于、相当于对比算法. 分析检验结果可知,各次对比实验除N/A结果外,所测  $p$  值均低于5%,表明PMPA几乎对全部测试函数表现出优于所对比算法的寻优性能,仅在测试函数  $F_8$  上与原生MPA持平,在验证改进策略有效性的同时体现了MPA系算法的优越性.

### 3.3 不同策略改进MPA的对比

采用表1所示测试函数对原生MPA、仅采用猎物差分演化策略的MPA (DEMPA)、仅采用正余弦并行波动策略的MPA (SCMPA)、仅采用捕食者柯西镜像变异策略的MPA (CMPA) 与PMPA进行对比寻优实验,以进一步辨析各阶段改进策略对PMPA最终性能的贡献度;同时,为辩证分析阶段化改进策略的有效性,选取文献[6]和文献[7]中所提出的改进海洋捕食者算法TMPA、BMPA共同进行对比实验. 各算法共有参数以原生MPA系算法参数标准统一设置,先后进行10维、30维、50维的500次迭代对比实验. 为规避初始化随机因子对寻优结果造成的偶然性误差,每组算法对各测试函数均独立执行50次寻优测试. 表5展示了不同策略改进算法的寻优结果.

表5 不同策略改进算法的寻优结果

函数	算法	D = 10			D = 30			D = 50		
		最优值	平均值	标准差	最优值	平均值	标准差	最优值	平均值	标准差
F <sub>1</sub>	MPA	1.03e-35	1.67e-30	3.72e-30	2.37e-27	9.57e-27	1.01e-26	2.50e-25	4.99e-25	1.91e-25
	DEMPA	8.09e-50	5.43e-36	1.21e-35	1.75e-32	1.34e-30	2.40e-30	2.35e-30	3.49e-29	3.17e-29
	SCMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	1.26e-85	4.03e-80	8.75e-80
	CMPA	1.29e-78	9.30e-61	2.07e-60	2.95e-53	6.71e-53	2.68e-53	2.90e-38	5.55e-37	7.96e-37
	TMPA	5.61e-39	1.73e-36	5.10e-36	8.16e-32	4.03e-29	5.57e-30	3.11e-28	1.16e-26	8.34e-27
	BMPA	6.73e-36	4.00e-31	9.22e-31	3.81e-28	7.42e-27	4.10e-27	1.20e-26	2.03e-25	6.57e-25
	PMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
F <sub>2</sub>	MPA	2.08e-19	1.78e-16	2.26e-16	4.61e-16	2.47e-14	1.72e-14	7.28e-15	2.43e-13	2.16e-13
	DEMPA	9.83e-45	1.01e-39	2.18e-39	4.68e-20	1.75e-19	2.46e-19	1.12e-17	3.25e-15	4.00e-15
	SCMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	4.14e-99	4.16e-97	4.87e-97
	CMPA	2.88e-60	9.02e-53	2.01e-52	2.26e-35	2.60e-33	2.89e-33	1.07e-30	8.41e-29	1.40e-28
	TMPA	5.64e-23	1.96e-20	7.93e-21	1.89e-18	8.34e-16	3.57e-16	1.22e-16	5.18e-14	1.40e-28
	BMPA	9.01e-22	4.95e-18	5.75e-19	6.85e-19	2.11e-17	7.11e-17	1.00e-15	9.91e-14	2.90e-15
	PMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
F <sub>3</sub>	MPA	2.79e-15	1.93e-14	3.12e-14	5.37e-11	1.97e-10	2.65e-10	2.58e-10	4.42e-10	3.22e-10
	DEMPA	1.49e-16	5.76e-15	4.08e-15	5.16e-11	7.36e-11	1.52e-11	6.61e-11	8.15e-11	8.58e-12
	SCMPA	8.08e-21	1.14e-19	1.47e-19	1.03e-12	2.88e-11	3.70e-11	1.01e-12	4.57e-11	4.27e-11
	CMPA	1.57e-17	5.82e-16	3.81e-16	3.39e-12	3.60e-11	3.51e-11	1.00e-12	1.87e-10	3.16e-10
	TMPA	5.01e-16	9.85e-15	2.39e-15	8.50e-13	6.99e-12	2.14e-12	3.20e-11	9.39e-11	4.17e-11
	BMPA	6.63e-16	1.77e-15	5.06e-15	3.02e-11	8.06e-10	4.67e-11	1.37e-10	4.29e-10	<b>7.38e-12</b>
	PMPA	<b>9.80e-26</b>	<b>1.10e-20</b>	<b>2.24e-20</b>	<b>3.46e-14</b>	<b>9.98e-13</b>	<b>7.00e-13</b>	<b>1.25e-13</b>	<b>1.04e-11</b>	1.64e-11
F <sub>4</sub>	MPA	1.31e-01	5.37e-01	2.40e-01	3.40e-01	7.90e-01	8.25e-02	6.15e-01	9.38e-01	3.00e-01
	DEMPA	9.09e-02	1.10e-01	2.52e-01	1.85e-01	3.71e-01	1.38e-01	4.70e-01	7.80e-01	2.25e-01
	SCMPA	1.32e-02	7.25e-02	4.17e-02	6.01e-02	9.20e-02	6.00e-02	3.29e-01	5.05e-01	1.92e-01
	CMPA	8.58e-02	9.92e-02	<b>3.81e-02</b>	8.96e-02	2.55e-01	3.09e-01	4.12e-01	6.78e-01	1.79e-01
	TMPA	1.04e-01	4.09e-01	7.09e-02	3.10e-01	6.91e-01	2.87e-01	5.78e-01	8.79e-01	2.58e-01
	BMPA	1.18e-01	5.22e-01	3.91e-01	3.22e-01	7.71e-01	3.62e-01	6.09e-01	9.10e-01	2.37e-01
	PMPA	<b>8.28e-03</b>	<b>4.23e-02</b>	6.04e-02	<b>1.09e-02</b>	<b>8.59e-02</b>	<b>6.06e-02</b>	<b>2.56e-01</b>	<b>3.77e-01</b>	<b>8.82e-02</b>
F <sub>5</sub>	MPA	7.71e-13	4.89e-10	1.19e-09	2.43e-07	5.90e-05	4.04e-05	4.21e-02	3.56e-01	9.01e-02
	DEMPA	7.46e-13	4.60e-10	9.53e-10	1.34e-07	5.04e-05	4.77e-05	1.31e-02	7.67e-02	2.43e-02
	SCMPA	7.05e-13	4.45e-10	9.58e-10	7.53e-08	4.30e-05	1.93e-05	5.75e-03	4.50e-02	7.10e-02
	CMPA	7.29e-13	4.53e-10	9.66e-10	8.02e-08	4.73e-05	8.68e-05	9.90e-03	6.99e-02	6.84e-02
	TMPA	7.64e-13	4.79e-10	9.82e-10	2.00e-07	5.17e-05	4.30e-05	3.25e-02	2.79e-01	6.80e-02
	BMPA	7.69e-13	4.81e-10	9.80e-10	2.20e-07	5.33e-05	3.29e-05	3.80e-02	3.40e-01	2.03e-01
	PMPA	<b>6.76e-13</b>	<b>4.28e-10</b>	<b>9.24e-10</b>	<b>6.10e-08</b>	<b>3.81e-05</b>	<b>5.15e-06</b>	<b>2.36e-03</b>	<b>7.72e-02</b>	<b>1.42e-02</b>
F <sub>6</sub>	MPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
	DEMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
	SCMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
	CMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
	TMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
	BMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
	PMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
F <sub>7</sub>	MPA	4.49e-14	3.13e-12	1.08e-12	6.99e-12	8.22e-11	6.70e-12	2.01e-11	6.79e-11	4.63e-12
	DEMPA	3.17e-15	2.99e-14	9.10e-14	1.24e-13	8.43e-13	5.17e-13	1.19e-11	2.86e-11	1.30e-12
	SCMPA	2.77e-16	2.21e-15	4.71e-16	2.05e-14	9.88e-14	3.00e-15	2.11e-14	7.73e-14	2.16e-15
	CMPA	1.00e-15	8.10e-15	2.13e-15	7.82e-15	4.46e-14	3.36e-14	5.14e-13	9.85e-12	3.12e-15
	TMPA	1.09e-13	7.67e-13	3.40e-14	2.40e-13	2.88e-12	2.31e-12	1.25e-12	2.11e-12	1.04e-13
	BMPA	2.90e-13	9.23e-13	1.80e-13	1.59e-11	3.95e-11	5.34e-13	9.21e-12	1.00e-11	7.08e-12
	PMPA	<b>8.88e-16</b>	<b>8.88e-16</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>8.88e-16</b>	<b>8.88e-16</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>8.88e-16</b>	<b>8.88e-16</b>	<b>0.00e+00</b>

表5(续)

函数	算法	$D = 10$			$D = 30$			$D = 50$		
		最优值	平均值	标准差	最优值	平均值	标准差	最优值	平均值	标准差
$F_8$	MPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
	DEMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
	SCMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
	CMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
	TMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
	BMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
	PMPA	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>0.00e+00</b>
$F_9$	MPA	<b>3.07e-04</b>	3.89e-04	1.47e-05	6.98e-02	9.20e-02	4.45e-02	8.31e-01	9.38e-01	6.66e-02
	DEMPA	<b>3.07e-04</b>	3.50e-04	1.40e-05	5.67e-02	7.32e-02	6.43e-03	6.90e-01	7.22e-01	6.29e-02
	SCMPA	<b>3.07e-04</b>	3.21e-04	1.33e-05	4.96e-02	5.55e-02	5.90e-03	4.59e-01	5.02e-01	7.30e-02
	CMPA	<b>3.07e-04</b>	3.44e-04	1.74e-05	5.27e-02	6.72e-02	4.01e-03	5.64e-01	6.58e-01	5.04e-02
	TMPA	<b>3.07e-04</b>	3.66e-04	1.26e-05	6.49e-02	8.00e-02	2.40e-02	8.02e-01	8.97e-01	7.63e-02
	BMPA	<b>3.07e-04</b>	3.84e-04	4.30e-05	6.77e-02	8.96e-02	3.44e-02	8.28e-01	9.33e-01	1.01e-01
	PMPA	<b>3.07e-04</b>	<b>3.07e-04</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>2.57e-02</b>	<b>2.57e-02</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>3.20e-01</b>	<b>3.20e-01</b>	<b>0.00e+00</b>
$F_{10}$	MPA	-5.09e+00	-5.09e+00	<b>0.00e+00</b>	-3.61e+00	-3.61e+00	<b>0.00e+00</b>	-1.20e+00	-1.20e+00	<b>0.00e+00</b>
	DEMPA	-6.23e+00	-6.23e+00	<b>0.00e+00</b>	-4.95e+00	-4.95e+00	<b>0.00e+00</b>	-2.87e+00	-2.87e+00	<b>0.00e+00</b>
	SCMPA	-8.79e+00	-8.79e+00	<b>0.00e+00</b>	-7.00e+00	-7.00e+00	<b>0.00e+00</b>	-5.58e+00	-5.58e+00	<b>0.00e+00</b>
	CMPA	-7.51e+00	-7.51e+00	<b>0.00e+00</b>	-6.03e+00	-6.03e+00	<b>0.00e+00</b>	-4.13e+00	-4.13e+00	<b>0.00e+00</b>
	TMPA	-5.63e+00	-5.63e+00	<b>0.00e+00</b>	-3.95e+00	-3.95e+00	<b>0.00e+00</b>	-1.50e+00	-1.50e+00	<b>0.00e+00</b>
	BMPA	-5.31e+00	-5.31e+00	<b>0.00e+00</b>	-3.72e+00	-3.72e+00	<b>0.00e+00</b>	-1.33e+00	-1.33e+00	<b>0.00e+00</b>
	PMPA	<b>-1.04e+01</b>	<b>-1.04e+01</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>-8.26e+00</b>	<b>-8.26e+00</b>	<b>0.00e+00</b>	<b>-6.60e+00</b>	<b>-6.60e+00</b>	<b>0.00e+00</b>

实验结果表明,各算法的寻优精度与鲁棒性均随测试函数维度的增加而呈现非线性递减,但PMPA在不同维度的表现力均为最佳.对于测试函数 $F_6$ 和 $F_8$ ,各算法均可精准搜索测试函数理论最优值,展现了原生MPA系算法的精确性.对于其余各测试函数,SCMPA在各指标均领先DEMPA和CMPA若干数量级,验证了正余弦波动对算法开发能力与探索能力的制衡,体现出等速度比阶段并行波动策略在PMPA改进策略中所占据的主导地位.分析表5可知:单一改进策略对原生MPA优化效果有限,反观各阶段改进策略融合的PMPA则表现出全方位性能的显著提升,体现了各阶段改进策略间的协作互补性;PMPA对原生算法的改进效果显著优于TMPA和BMPA. TMPA将Tent混沌映射引入初始化阶段,未针对原生算法的抗停滞能力和反早熟能力进行强化,故导致寻优结果的数量级相较于原生算法提升程度有限;BMPA在迭代后期要求半数捕食者放弃莱维飞行、执行布朗运动,顶级捕食者被迫牺牲开发能力,导致BMPA对于高维度函数的寻优结果与原生算法高度近似,表明该改进算法的自适应能力尚需提升.综上,相较于TMPA和BMPA,PMPA的阶段化改进策略更具针对性.

## 4 变压器故障诊断应用

在线序极限学习机(online sequential extreme learning machine, OS-ELM)<sup>[17]</sup>学习速度快、泛化能力强,具有比传统极限学习机(extreme learning machine, ELM)<sup>[18]</sup>更胜一筹的计算精度和收敛效率,其精确性和鲁棒性高度依赖于隐含节点数 $L$ 与激活函数 $g(\cdot)$ 的选取.采用对比寻优实验选取的智能算法PSO、DA、MPA、PMPA分别优化上述参数,并选用变压器油中溶解气体相关数据进行故障诊断应用对比实验,以其故障诊断的精确度反映PMPA改进策略的工程实用性.

### 4.1 数据选择

实验选取 $H_2$ 、 $CH_4$ 、 $C_2H_6$ 、 $C_2H_4$ 、 $C_2H_2$ 、 $CO_2$ 、 $CO$ 共7种变压器油中溶解气体成分<sup>[19]</sup>作为变压器故障检测指标.变压器故障类别根据油中溶解气体成分及含量划分为正常运行、低能放电、高能放电、中低温过热、高温过热5种故障类别<sup>[20]</sup>,分别以编号1、2、3、4、5表示.实验数据来源于辽宁省某电力公司的600组历史监测数据,从中随机选取400组样本数据,按照4:1比例分配训练样本和测试样本.各训练集和测试集具体分布情况如表6所示.

表 6 样本数据的分布

故障类别	正常运行	低能放电	高能放电	中低温过热	高温过热
训练样本	72	68	60	64	56
测试样本	18	17	15	16	14

### 4.2 实验分析

采用对比寻优实验中选用的智能算法 PSO、DA、MPA、PMPA 分别对 OS-ELM 进行参数优化,并于 Matlab R2018b 平台建立变压器故障诊断仿真实验,实验结果如图 6~图 10 所示。

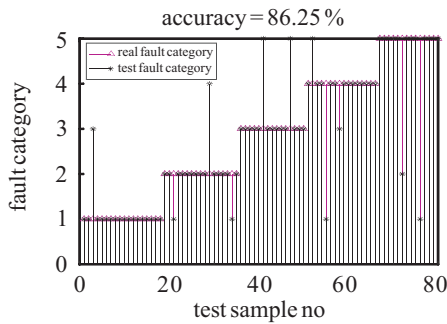


图 6 OS-ELM 辨识结果

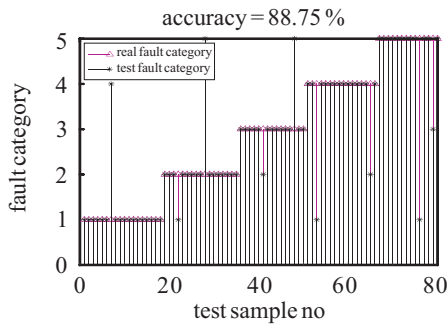


图 7 PSO-OS-ELM 辨识结果

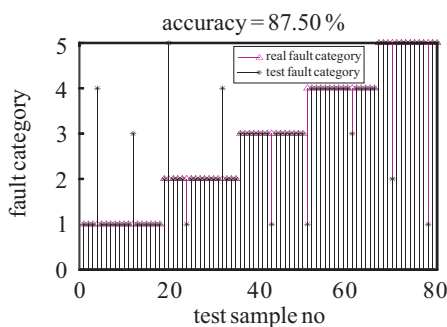


图 8 DA-OS-ELM 辨识结果

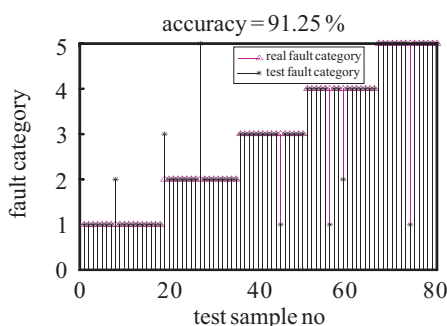


图 9 MPA-OS-ELM 辨识结果

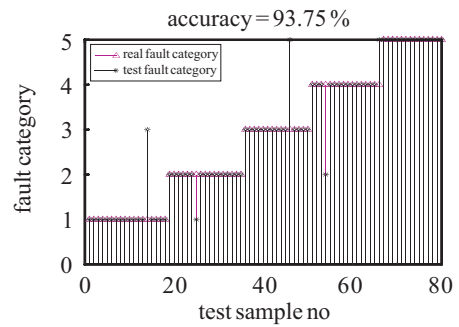


图 10 PMPA-OS-ELM 辨识结果

分析图 6~图 10 可知,OS-ELM、PSO-OS-ELM、DA-OS-ELM、MPA-OS-ELM、PMPA-OS-ELM 的变压器故障诊断精确度分别为 86.25%、88.75%、87.50%、91.25% 和 93.75%,表明 PMPA 对 OS-ELM 参数的优化效果最为显著.经 PMPA 优化后,OS-ELM 故障诊断精度提升 7.50%,展示出 PMPA 卓越的寻优性能,从而验证了 PMPA 的工程实用性。

### 5 结 论

1) 本文提出的阶段化改进的海洋捕食者算法,对高速度比阶段猎物执行差分演化,通过引入正余弦算法对等速度比阶段并行架构实施同节奏正余弦波动,对于低速度比阶段缔造柯西镜像捕食者,可淡化随机因子影响,协调探索与开发,克服算法早熟,显著提升算法寻优精度与收敛效率。

2) 对比寻优实验结果表明,PMPA 各阶段的改进策略协作互补,针对原生 MPA 各阶段的缺陷均有显著改善,提升了算法鲁棒性,实现了探索与开发的制衡,强化了反早熟能力。

3) 经 PMPA 优化后,OS-ELM 的变压器故障诊断精度可达 93.75%,较原诊断精度提升 7.50%,从而验证了阶段化改进策略的有效性。

### 参考文献(References)

- [1] Faramarzi A, Heidarinejad M, Mirjalili S, et al. Marine predators algorithm: A nature-inspired metaheuristic[J]. Expert Systems With Applications, 2020, 152: 113377.
- [2] Al-Qaness M A A, Ewees A A, Fan H, et al. Marine predators algorithm for forecasting confirmed cases of COVID-19 in Italy, USA, Iran and Korea[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2020, 17(10): 3520.
- [3] Sahlol A T, Yousri D, Ewees A A, et al. COVID-19 image classification using deep features and fractional-order marine predators algorithm[J]. Scientific Reports, 2020, 10: 15364.
- [4] Ridha H M. Parameters extraction of single and double diodes photovoltaic models using marine predators algorithm and Lambert W function[J]. Solar Energy,

- 2020, 209: 674-693.
- [5] Abd Elaziz M, Shehabeldeen T A, Elsheikh A H, et al. Utilization of random vector functional link integrated with marine predators algorithm for tensile behavior prediction of dissimilar friction stir welded aluminum alloy joints[J]. *Journal of Materials Research and Technology*, 2020, 9(5): 11370-11381.
- [6] 陈龙, 金可仲, 蔡雪冰, 等. 基于改进MPA的分层无线传感器网络优化部署[J]. *传感技术学报*, 2021, 34(1): 109-117.  
(Chen L, Jin K Z, Cai X B, et al. Optimized deployment of hierarchical wireless sensor networks based on improved MPA[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2021, 34(1): 109-117.)
- [7] 刘文文, 熊伟, 韩驰, 等. 静止轨道通信卫星资源调度模型与算法研究[J]. *无线电工程*, 2022, 52(7): 1172-1179.  
(Liu W W, Xiong W, Han C, et al. Research on resource scheduling model and algorithm of geostationary communication satellite[J]. *Radio Engineering*, 2022, 52(7): 1172-1179.)
- [8] Elaziz M A, Ewees A A, Yousri D, et al. An improved marine predators algorithm with fuzzy entropy for multi-level thresholding: Real world example of COVID-19 CT image segmentation[J]. *IEEE Access: Practical Innovations, Open Solutions*, 2020, 8: 125306-125330.
- [9] Shaheen M A M, Yousri D, Fathy A, et al. A novel application of improved marine predators algorithm and particle swarm optimization for solving the ORPD problem[J]. *Energies*, 2020, 13(21): 5679-5701.
- [10] Jangir P, Buch H, Mirjalili S, et al. MOMPA: Multi-objective marine predator algorithm for solving multi-objective optimization problems[J]. *Evolutionary Intelligence*, 2021, 385: 114029.
- [11] 刘小龙. 基于统计指导的飞蛾扑火算法求解大规模优化问题[J]. *控制与决策*, 2020, 35(4): 901-908.  
(Liu X L. Moth-flame algorithm based on statistical guidance for large-scale optimization problems[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(4): 901-908.)
- [12] 郭文艳, 王远, 戴芳, 等. 基于精英混沌搜索策略的交替正余弦算法[J]. *控制与决策*, 2019, 34(8): 1654-1662.  
(Guo W Y, Wang Y, Dai F, et al. Alternating sine cosine algorithm based on elite chaotic search strategy[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(8): 1654-1662.)
- [13] 何庆, 林杰, 徐航. 混合柯西变异和均匀分布的蝗虫优化算法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(7): 1558-1568.  
(He Q, Lin J, Xu H. Hybrid Cauchy mutation and uniform distribution of grasshopper optimization algorithm[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(7): 1558-1568.)
- [14] 张达敏, 徐航, 王依柔, 等. 嵌入Circle映射和逐维小孔成像反向学习的鲸鱼优化算法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(5): 1173-1180.  
(Zhang D M, Xu H, Wang Y R, et al. Whale optimization algorithm for embedded Circle mapping and onedimensional oppositional learning based small hole imaging[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(5): 1173-1180.)
- [15] 王玉昆, 陈雪波. 独立局部搜索与多区域渐近收敛的新型PSO算法[J]. *控制与决策*, 2018, 33(8): 1382-1390.  
(Wang Y K, Chen X B. Improved multi-area search and asymptotic convergence PSO algorithm with independent local search mechanism[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(8): 1382-1390.)
- [16] 冯建鑫, 王雅雷, 王强, 等. 改进蜻蜓算法的快速反射镜自抗扰控制[J]. *光学精密工程*, 2021, 29(6): 1301-1310.  
(Feng J X, Wang Y L, Wang Q, et al. Active disturbance rejection controller of fast steering mirror based on improved dragonfly algorithm[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2021, 29(6): 1301-1310.)
- [17] 王雪松, 赵季娟, 程玉虎. 基于极限学习机的无监督领域适应分类器[J]. *控制与决策*, 2020, 35(4): 861-869.  
(Wang X S, Zhao J J, Cheng Y H. Unsupervised domain adaptation classifier via ELM[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(4): 861-869.)
- [18] 金秀章, 张少康. 基于核映射极限学习机的入口氮氧化物预测[J]. *控制与决策*, 2019, 34(1): 213-218.  
(Jin X Z, Zhang S K. Prediction of inlet NO<sub>x</sub> based on extreme learning machine of kernel mapping[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(1): 213-218.)
- [19] 汪可, 李金忠, 张书琦, 等. 变压器故障诊断用油中溶解气体新特征参量[J]. *中国电机工程学报*, 2016, 36(23): 6570-6578.  
(Wang K, Li J Z, Zhang S Q, et al. New features derived from dissolved gas analysis for fault diagnosis of power transformers[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2016, 36(23): 6570-6578.)
- [20] 李恩文, 王力农, 宋斌, 等. 基于混沌序列的变压器油色谱数据并行聚类分析[J]. *电工技术学报*, 2019, 34(24): 5104-5114.  
(Li E W, Wang L N, Song B, et al. Parallel clustering analysis of dissolved gas analysis data based on chaotic sequences full text replacement[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2019, 34(24): 5104-5114.)

## 作者简介

付华(1962—), 女, 教授, 博士生导师, 从事智能优化算法、智能系统的优化与控制等研究, E-mail: fxfuhua@163.com;

刘尚霖(1998—), 男, 硕士生, 从事智能优化算法、智能系统的优化与控制的研究, E-mail: authorchnls1@163.com;

管智峰(1994—), 男, 硕士生, 从事智能优化算法、智能系统的优化与控制的研究, E-mail: 874595963@qq.com;

刘昊(1997—), 男, 硕士生, 从事智能优化算法、智能系统的优化与控制的研究, E-mail: 2353733765@qq.com.

(责任编辑: 李君玲)