

# 控制与决策

Control and Decision

PSWHBA: 面向复杂全局优化的多策略蜜獾算法及其性能分析

刘景森, 姜西, 赵龔骧, 周欢

引用本文:

刘景森, 姜西, 赵龔骧, 等. PSWHBA: 面向复杂全局优化的多策略蜜獾算法及其性能分析[J]. 控制与决策, 2025, 40(9): 2790–2796.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.1173>

---

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[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>

[基于最佳相位匹配的减摇鳍低航速控制策略](#)

[Best phase matching based control strategy for ship stabilizer at low speed](#)

控制与决策. 2021, 36(4): 940–946 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1028>

[求解约束优化问题的改进果蝇优化算法及其工程应用](#)

Improved fruit fly optimization algorithm for solving constrained optimization problems and engineering applications

控制与决策. 2021, 36(2): 314–324 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0557>

[基于混合差分遗传算法的Bouc–Wen迟滞模型辨识策略](#)

Bouc–Wen hysteresis model identification strategy based on hybrid differential genetic algorithm

控制与决策. 2021, 36(2): 371–378 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0663>

[基于解空间反向跳跃和信息交互强化的新型混合蛙跳算法](#)

A new shuffled frog leaping algorithm based on reverse leaping in solution space and information interaction enhancement

控制与决策. 2021, 36(1): 105–114 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0719>

# PSWHBA: 面向复杂全局优化的多策略蜜獾算法 及其性能分析

刘景森<sup>1,2</sup>, 姜西<sup>1,2</sup>, 赵龔骧<sup>2†</sup>, 周欢<sup>3</sup>

(1. 河南大学 河南省智能网络理论与关键技术国际联合实验室, 河南 开封 475004;  
2. 河南大学 软件学院, 河南 开封 475004; 3. 河南大学 商学院, 河南 开封 475004)

**摘要:** 为克服蜜獾算法收敛精度有时不高、易早熟收敛等缺点, 增强其寻优性能以及优化效果, 提出一种多策略改进蜜獾算法 (PSWHBA). 首先, 将迭代过程划分为 3 部分, 在不同的迭代时期选取不同的搜索策略, 以更好地平衡勘探与开发; 然后, 引入停滞门限值, 一旦达到该阈值则执行多重变异更新策略, 帮助个体跳出局部极值; 最后, 对种群中的较差解进行基于模拟退火的小波变异学习, 以提高整体种群质量, 进而提升算法的收敛速度和寻优精度. 为了全面评估 PSWHBA 的性能, 将其与多个具有代表性的对比算法在 IEEE CEC2022 测试集上进行仿真测试, 包括寻优精度、收敛性能以及与对比算法的差异性分析. 实验结果表明: PSWHBA 对于算法机制的改进具有明显的有效性, 相较于对比算法具有明显的优越性, 具备出色的寻优性能和稳定性.

**关键词:** 蜜獾算法; 分段多样化搜索; 停滞门限; 小波变异; IEEE CEC2022; 差异性分析

中图分类号: TP301.6 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.1173

引用格式: 刘景森, 姜西, 赵龔骧, 等. PSWHBA: 面向复杂全局优化的多策略蜜獾算法及其性能分析 [J]. 控制与决策, 2025, 40(9): 2790-2796.

## PSWHBA: Multi-strategy honey badger algorithm for complex global optimization and its performance analysis

LIU Jing-sen<sup>1,2</sup>, JIANG Xi<sup>1,2</sup>, ZHAO Yan-xiang<sup>2†</sup>, ZHOU Huan<sup>3</sup>

(1. Henan International Joint Laboratory of Theories and Key Technologies on Intelligence Networks, Henan University, Kaifeng 475004, China; 2. College of Software, Henan University, Kaifeng 475004, China; 3. College of Commerce, Henan University, Kaifeng 475004, China)

**Abstract:** To overcome the shortcomings of the honey badger algorithm, such as low convergence accuracy and premature convergence, and enhance its optimization performance, a multi-strategy improved honey badger algorithm (PSWHBA) is proposed. Firstly, the iterative process is divided into three parts, and different search strategies are selected in different iterative periods to better balance exploration and development. Then, the stagnation threshold is introduced. Once the threshold is reached, a multiple mutation update strategy is performed to help the individual jump out of the local extremum. Finally, the wavelet mutation learning based on simulated annealing is performed on the poor solutions in the population to improve the overall population quality, thereby improving the convergence speed and optimization accuracy. To comprehensively evaluate the performance of the PSWHBA, it is tested on the IEEE CEC2022 test set with several representative comparison algorithms, including optimization accuracy, convergence performance, and difference analysis with comparison algorithms. Experiments show that the PSWHBA is superior to comparison algorithms, with excellent optimization performance and stability.

**Keywords:** honey badger algorithm; piecewise diversified search; stagnation threshold; wavelet mutation; IEEE CEC2022; difference analysis

收稿日期: 2024-10-06; 录用日期: 2025-02-24.

基金项目: 河南省重点研发与推广专项项目 (252102210171); 国家自然科学基金项目 (72104069); 河南省研究生教育改革与质量提升工程项目 (YJS2025AL98).

责任编辑: 李少远.

†通信作者. E-mail: zhaoyx@vip.henu.edu.cn.

## 0 引言

在优化领域,元启发式算法因其独特的优势而受到青睐,它们通过模拟自然现象或社会行为为解决复杂问题提供了新的思路.目前,研究者们已提出了大量的元启发式算法,如灰狼优化算法<sup>[1]</sup>、正余弦算法<sup>[2]</sup>、海洋捕食者<sup>[3]</sup>等,一些算法受到普遍认可并被广泛应用于车间调度<sup>[4]</sup>、空中目标威胁估计<sup>[5]</sup>、医学图像分割<sup>[6]</sup>、轨迹优化<sup>[7]</sup>等实际应用问题.

蜜獾算法(HBA)<sup>[8]</sup>是模拟蜜獾智能觅食行为的一种元启发式算法.该算法因其独特的动态搜索策略、快速收敛的特性以及结构简单、易于实现等特点而受到学者们的青睐和关注.现已广泛应用于机械臂路径规划<sup>[9]</sup>、气温预测<sup>[10]</sup>、电磁防护设计<sup>[11]</sup>等领域.然而,蜜獾算法也存在勘探与开发不平衡、求解复杂问题时易过早收敛等不足.为此,许多学者提出了蜜獾算法的改进版本.如Nassef等<sup>[12]</sup>引入了维度学习狩猎方法,增强了算法跳出局部极值的能力;Wang等<sup>[13]</sup>引入了Tent映射和Lévy飞行策略,有效增强了算法逃离局部极值的能力;向海昀等<sup>[14]</sup>提出了一种基于限制反向学习机制、自适应权重因子和饥饿搜索策略的改进蜜獾算法,有效提升了算法的稳定性.

尽管上述改进在提升蜜獾算法的性能方面取得了一些进展,但是仍然存在不足之处:1)在处理复杂优化问题时,算法的收敛精度和寻优能力尚有进一步优化的空间;2)某些改进算法的优化策略相对单一,影响了算法在复杂应用场景中的灵活性和鲁棒性.为此,本文提出一种基于分段多样化搜索、停滞变异更新和小波变异学习策略的改进蜜獾算法PSWHBA,并将其与多个具有代表性的对比算法在CEC2022测试集上进行实验分析.

## 1 基本蜜獾算法

蜜獾算法是受蜜獾觅食行为启发的新型元启发式算法,包含两种模式:挖掘模式通过嗅觉追踪并围捕猎物,蜂蜜模式借助导蜜鸟定位食物.算法的具体实现步骤如下.

step 1: 初始化.设定最大迭代次数 $t_{\max}$ 、种群规模 $N$ 、个体维度 $D$ 等,并初始化种群 $X_i(i \in [1, 2, \dots, N])$ .

step 2: 计算个体适应度值,并找到当前最优个体位置 $X_{\text{prey}}$ 及其最优值 $f_{\text{prey}}$ .

step 3: 根据下式计算气味强度 $I$ ,表示蜜獾对猎物的可控制范围:

$$I_i = r_1 \times [S/(4\pi d_i^2)], \quad (1)$$

$$S = (X_i - X_{i+1})^2, \quad (2)$$

$$d_i = X_{\text{prey}} - X_i. \quad (3)$$

其中: $r_1$ 为(0, 1)之间均匀分布的随机数, $S$ 为源强度, $d_i$ 为猎物与第 $i$ 个蜜獾间的距离.

step 4: 更新密度因子 $\alpha$ ,以确保探索与开发平衡,即

$$\alpha = C \times \exp(-t/t_{\max}), \quad (4)$$

其中 $C$ 为 $\geq 1$ 的常数值,默认取2.

step 5: 更新个体位置,产生随机数rand用于判断执行挖掘模式或蜂蜜模式.引入改变搜索方向的标志 $F$ 来加强跳出局部最优的可能,如下所示:

$$F = \begin{cases} 1, & r_2 \leq 0.5; \\ -1, & r_2 > 0.5. \end{cases} \quad (5)$$

step 5.1: 当rand < 0.5时,执行挖掘模式,由下式进行个体位置更新:

$$X_{\text{new}} = X_{\text{prey}} + F \times \beta \times I \times X_{\text{prey}} + F \times r_3 \times \alpha \times d_i \times [\cos(2\pi r_4) \times [1 - \cos(2\pi r_5)]]; \quad (6)$$

其中: $\beta$ 为蜜獾获取食物的能力,默认取6; $r_3$ 、 $r_4$ 、 $r_5$ 为(0, 1)之间均匀分布的互不相同的随机数.

step 5.2: 否则,执行蜂蜜模式,由下式进行个体位置更新:

$$X_{\text{new}} = X_{\text{prey}} + F \times r_6 \times \alpha \times d_i, \quad (7)$$

其中 $r_6$ 为(0, 1)之间均匀分布的随机数.

step 6: 判断是否满足 $t_{\max}$ ,若满足,则输出结果;否则,转至step 3,继续下一轮迭代.

## 2 改进后的蜜獾算法

### 2.1 迭代过程分段多样化搜索策略

在进入迭代循环后,按照算法迭代前期侧重于广泛搜索,后期注重深度挖掘的思想,将探索阶段和蜂蜜阶段各按照迭代过程划分为3部分:前期通过随机个体引导增强多样性,中期引入等级制度降低局部收敛风险,后期专注最优个体提升收敛效率.此外,在探索阶段融入莱维飞行机制,通过Lévy分布<sup>[15]</sup>随机步长来提高算法摆脱局部极值的能力,有

$$L = 0.01 \times (x/|y|)^{1/a}. \quad (8)$$

其中: $a=1$ ;  $x$ 、 $y$ 满足 $x \sim N(0, \sigma_x^2)$ 和 $x \sim N(0, \sigma_y^2)$ ,

$$\sigma_x = \left[ \frac{\Gamma(1+\alpha)\sin(\pi\alpha/2)}{\Gamma((1+\alpha)/2)\alpha 2^{(\alpha-1)/2}} \right]^{1/\alpha}, \quad \sigma_y = 1. \quad (9)$$

综上,基于该策略改进后的探索阶段和蜂蜜阶段的个体逐维位置更新公式分别为

$$X_{\text{new},j} = \begin{cases} X_{r,j} + F \times \beta \times I_r \times X_{r,j} + F \times r_3 \times \\ \alpha \times d_r \times h \times L, t \leq \frac{t_{\max}}{3}; \\ X_{a,j} + F \times \beta \times I_a \times X_{a,j} + F \times r_3 \times \\ \alpha \times d_a \times h \times L, \frac{t_{\max}}{3} < t \leq \frac{2t_{\max}}{3}; \\ X_{\text{prey},j} + F \times \beta \times I \times X_{\text{prey},j} + F \times \\ r_3 \times \alpha \times d_i \times h \times L, t > \frac{2t_{\max}}{3}; \end{cases} \quad (10)$$

$$h = |\cos(2\pi r_4) \times [1 - \cos(2\pi r_5)]|;$$

$$X_{\text{new},j} = \begin{cases} X_{r,j} + F \times r_7 \times \alpha \times d_r, t \leq \frac{t_{\max}}{3}; \\ X_{a,j} + F \times r_7 \times \alpha \times d_a, \\ \frac{t_{\max}}{3} < t \leq \frac{2t_{\max}}{3}; \\ X_{\text{prey},j} + F \times r_7 \times \alpha \times d_i, t > \frac{2t_{\max}}{3}. \end{cases} \quad (11)$$

其中:  $X_{r,j}$ 为种群中随机个体的第  $j$  维,  $j \in [1, 2, \dots, D]$ ,  $D$ 为个体维度;  $I_r$ 为该随机个体与当前个体间的气味强度;  $d_r$ 为当前个体与随机个体间的距离;  $X_{a,j}$ 为种群中最优的 3 个个体产生的均值个体的第  $j$  维;  $I_a$ 为该均值个体与当前个体间的气味强度;  $d_a$ 为当前个体与均值个体间的距离;  $X_{\text{prey},j}$ 为种群中最优个体的第  $j$  维. 该策略的代码段 1 如下所示.

```

if rand < 0.5
    执行探索阶段, 由式 (10), 逐维进行位置更新, 得到
    Xnew
else
    执行蜂蜜阶段, 由式 (11), 逐维进行位置更新, 得到
    Xnew
end if

```

## 2.2 基于停滞门限的多重变异更新策略

为避免出现算法进行多次迭代更新而无效探索的情况, 同时扩大算法的搜索范围, 本文提出一种基于停滞门限的多重变异更新策略: 当个体在迭代更新过程中其位置保持不变的次数达到停滞门限  $s$  时, 使用下式进行多重变异更新, 然后结合贪婪选择策略判断是否更新当前个体的位置, 其中  $s = 20$ :

$$\begin{cases} X_{\text{news}_1} = X_i + R \times (X_{r_1} - X_{r_2}), \\ X_{\text{news}_2} = X_{\text{obl}_i} + R \times (X_{r_1} - X_{r_2}). \end{cases} \quad (12)$$

这里:  $R$ 为  $[-1, 1]$ 之间均匀分布的随机数,  $X_{r_1}$ 和  $X_{r_2}$ 为种群中随机选取的两个互不相同的个体,  $X_{\text{obl}_i}$ 为  $X_i$ 的反向学习个体. 该策略的代码段 2 如下所示.

```

if counti ≥ s
    由式 (12), 更新位置 Xnews1, Xnews2
    对 Xnews1、Xnews2 进行边界处理, 并计算其适应度值
    fnews1、fnews2
    结合贪婪选择判断是否由 Xnews1 或 Xnews2 取代 Xi
    比较 fi 与 fprey, 判断更新 Xprey 和 fprey
end if

```

## 2.3 基于模拟退火的小波变异学习策略

为进一步提升算法的搜索效率, 本文提出一种结合模拟退火思想的小波变异策略来优化种群中的较差解, 具体策略如下.

首先, 对种群个体按照适应度值进行排序, 构建精英池  $X_{\text{pool}}$ , 如下所示:

$$X_{\text{pool}} = \{X_{\text{best}_1}, X_{\text{best}_2}, X_{\text{best}_3}, X_{\text{best}_4}, X_{\text{avg}}\}. \quad (13)$$

其中:  $X_{\text{best}_1} \sim X_{\text{best}_4}$ 为种群中适应度值最好的前 4 位个体,  $X_{\text{avg}}$ 为前 4 位个体生成的均值个体. 然后, 挑选种群中适应度值较差的  $\text{num}$  个个体, 向精英池中的优解进行变异学习, 如下所示:

$$\text{num} = \text{fix}((N/3) \times (t_{\max} - t)/t_{\max}) + 1; \quad (14)$$

$$X_s = \begin{cases} X_i + w \times (m - X_i) + \sigma \times (\text{ub} - m), \sigma > 0; \\ X_i + w \times (m - X_i) + \sigma \times (m - \text{lb}), \sigma \leq 0; \end{cases} \quad (15)$$

$$\sigma = \frac{1}{\sqrt{a}} e^{-(\frac{\xi}{a})^2/2} \cos\left(5\left(\frac{\varphi}{a}\right)\right); \quad (16)$$

$$a = e^{-\ln(g) \times (1-t/t_{\max})^{\xi_{vm}} + \ln(g)}. \quad (17)$$

这里:  $X_i$ 为当前进行变异学习的较差解;  $w = \exp(-t/t_{\max})$ 为迭代自适应因子;  $m$ 为当前个体与从精英池中挑选个体产生的均值个体;  $\text{ub}$ 、 $\text{lb}$ 分别为搜索空间的上、下限;  $\sigma$ 为小波变异系数;  $a$ 为尺度参数;  $\phi$ 为  $[-2.5a, 2.5a]$ 区间随机生成的随机数;  $g$ 为参数  $a$ 的上限, 设定为 10000<sup>[16]</sup>;  $\xi_{vm}$ 为单调递增函数的形状参数, 经过反复测试, 本文取  $\xi_{vm} = 2$ .

若更新后的新解优于旧解, 则用新解替换旧解; 否则, 根据模拟退火的思想以一定的概率接受更新后的新解, 概率  $p$  设置为

$$p = e^{-(f(X_s) - f(X_i))/t}. \quad (18)$$

该策略的代码段 3 如下所示.

```

对种群个体按照适应度值进行排序, 构建精英池 Xpool
由式 (14), 计算 num
for i = 1 : num
    由式 (15), 进行变异学习, 得到新解 Xs

```

```

对  $X_s$  进行越界处理, 并计算其适应度值  $f_{X_s}$ .
if  $f_{X_s} \leq f_i$ 
     $X_i = X_s, f_i = f_{X_s}$ 
else
    由式 (18), 计算概率  $p$ 
    if  $p > \text{rand}$ 
         $X_i = X_s, f_i = f_{X_s}$ 
    end if
end if
比较  $f_i$  与  $f_{\text{prey}}$ , 判断更新  $X_{\text{prey}}$  和  $f_{\text{prey}}$ 
end for

```

## 2.4 改进算法伪代码

改进算法伪代码如下所示.

```

初始化参数:  $N, D, t_{\max}, \beta, C, \xi_{vm}, s, \text{count}_i = 0, i \in [1, 2, \dots, N]$ ;
初始化种群:  $X_i, i \in [1, 2, \dots, N]$ ;
计算适应度值  $f_i, i \in [1, 2, \dots, N]$ , 并确定  $X_{\text{prey}}$  和  $f_{\text{prey}}$ 
 $t = 1$ 
while ( $t \leq t_{\max}$ )
    for  $i = 1 : N$ 
        进行迭代过程分段多样化搜索策略, 执行代码段 1
        对  $X_{\text{new}}$  进行边界处理, 并计算其适应度值  $f_{\text{new}}$ 
        if  $f_{\text{new}} \leq f_i$ 
             $X_i = X_{\text{new}}, f_i = f_{\text{new}}$ 
        else
             $\text{count}_i = \text{count}_i + 1$ 
        end if
        进行基于停滞门限的多重变异更新策略, 执行代码段 2
    end for
    进行基于模拟退火的小波变异策略, 执行代码段 3
     $t = t + 1$ 
end while
输出结果

```

## 3 数值实验与分析

本节选择近两年被广泛认可和使用的 CEC2022 测试集<sup>[17]</sup>进行实验, 将 PSWHBA 与蜜獾算法 (HBA)<sup>[8]</sup>、修改的蜜獾算法 (mHBA)<sup>[12]</sup>、改进蜜獾算法 (iHBA)<sup>[13]</sup>、灰狼算法 (GWO)<sup>[1]</sup>、正余弦算法 (SCA)<sup>[2]</sup>、金豺优化算法 (GJO)<sup>[18]</sup>、具有线性参数自适应偏差变化的 NL-SHADE-LBC 算法 (NL-SHADE-LBC)<sup>[19]</sup>、基于动态扰动的种群多样性管理的差分进化算法 (S-LSHADE-DP)<sup>[20]</sup> 以及增强型金豺优化算法 (EGJO)<sup>[21]</sup> 进行多维度函数极值优化测

试.

CEC2022 测试集由 12 个基准函数组成, 包含单峰、多峰、混合和组合 4 种类型的函数, 能够有效地评估算法的性能. 为确保公平性, 所有实验均在同一台计算机上进行, 运行环境为 Windows 10, 编程平台为 Matlab R2020a/Visual Studio 2022. 所有算法的参数值均与其算法的原文献一致. 所有算法均执行 30 次以避免随机性对实验的影响.

### 3.1 寻优精度分析

本文基于 CEC2022 中的 12 个函数进行了寻优结果的对比分析. 鉴于篇幅限制, 重点选取 4 个不同类型的函数展开讨论: 单峰函数  $f_1$ , 多峰函数  $f_5$ , 混合函数  $f_6$  以及组合函数  $f_{12}$ . 表 1 为  $D = 10$  和  $D = 20$  时各算法分别独立运行 30 次的实验结果.

表 1 显示, PSWHBA 仅在  $D = 20$  条件下的最佳值和标准差在  $f_{12}$  上略次于某个算法, 而在其余情况下均优于所有对比算法. 由表 1 可见, PSWHBA 算法有效改善了 HBA 易陷局部极值、求解精度不高的缺陷, 具有出色的全局优化能力和稳定性.

### 3.2 收敛曲线分析

为了更加直观地分析各算法的收敛速度以及跳出局部极值的能力, 下面给出各算法在  $D = 20$  时求解上述 4 个函数的收敛曲线, 如图 1 所示.

由图 1 可知, 对于  $f_1$ 、 $f_5$ 、 $f_6$  和  $f_{12}$  这 4 个函数, PSWHBA 始终保持较快的收敛速度, 最终的收敛精度也优于所有对比算法. 可见, PSWHBA 的求解能力出色, 具有较强的跳出局部极值的能力.

### 3.3 差异性分析

为了进一步评估 PSWHBA 算法的寻优性能, 验证其寻优结果与对比算法间的差异性, 本节采用 Wilcoxon 秩和检验以及平均优化率两个指标进行统计分析. 下文将以 20 维为示例来展示分析结果, 10 维的情况比较简单且与之类似, 不再赘述.

表 2 为 PSWHBA 算法与其他各对比算法间进行 Wilcoxon 秩和检验所得到的  $p$  值结果. 根据文献 [22], 在  $p < 0.05$  的显著性水平下被认为是拒绝零假设, 即存在显著性差异.

此外, 在求解最小值问题时, PSWHBA 相较于各对比算法的平均优化率的计算公式如下所示:

$$r = \sum_{i=1}^M \frac{\text{comp}(f_i) - \text{pswhba}(f_i)}{\text{comp}(f_i)} / M. \quad (19)$$

其中:  $\text{comp}(f_i)$  为对比算法 30 次求解函数  $f_i$  得到的平均寻优结果;  $\text{pswhba}(f_i)$  为 PSWHBA 算法 30 次求解函数  $f_i$  得到的平均寻优结果;  $M$  为测试函数总

表1 PSWHBA 与各算法求解 CEC2022 的测试结果

函数	算法	dim = 10			dim = 20		
		最佳值	平均值	标准差	最佳值	平均值	标准差
$f_1$	PSWHBA	<b>3.0000e+02</b>	<b>3.0000e+02</b>	<b>3.3380e-14</b>	<b>3.0000e+02</b>	<b>3.0000e+02</b>	<b>5.5384e-13</b>
	HBA	<b>3.0000e+02</b>	<b>3.0000e+02</b>	1.2371e-11	3.0040e+02	3.1860e+02	3.3219e+01
	mHBA	<b>3.0000e+02</b>	<b>3.0000e+02</b>	3.9495e-14	<b>3.0000e+02</b>	3.0041e+02	5.9659e-01
	iHBA	<b>3.0000e+02</b>	<b>3.0000e+02</b>	1.7086e-13	<b>3.0000e+02</b>	3.0045e+02	7.7911e-01
	GWO	3.3457e+02	1.3474e+03	1.3844e+03	2.2200e+03	1.0710e+04	4.0442e+03
	SCA	5.1372e+02	1.3440e+03	8.6789e+02	6.7526e+03	1.2740e+04	3.1559e+03
	GJO	4.2302e+02	2.0152e+03	2.0915e+03	5.6487e+03	1.3162e+04	3.5967e+03
	EGJO	<b>3.0000e+02</b>	<b>3.0000e+02</b>	2.0277e-13	<b>3.0000e+02</b>	3.0030e+02	6.6133e-01
	NL-SHADE-LBC	<b>3.0000e+02</b>	<b>3.0000e+02</b>	1.4750e-13	3.0096e+02	3.5578e+02	1.0960e+02
	S-LSHADE-DP	<b>3.0000e+02</b>	<b>3.0000e+02</b>	2.3918e-04	1.5803e+03	4.1344e+03	1.9347e+03
$f_5$	PSWHBA	<b>9.0000e+02</b>	<b>9.0000e+02</b>	<b>5.1711e-14</b>	<b>9.0000e+02</b>	<b>9.0009e+02</b>	<b>1.1590e-01</b>
	HBA	<b>9.0000e+02</b>	9.0445e+02	1.4739e+01	9.1328e+02	1.2185e+03	2.6201e+02
	mHBA	<b>9.0000e+02</b>	9.0001e+02	2.2714e-02	<b>9.0000e+02</b>	9.0598e+02	1.5602e+01
	iHBA	<b>9.0000e+02</b>	9.0176e+02	2.4592e+00	9.3529e+02	1.2491e+03	3.2292e+02
	GWO	9.0009e+02	9.0414e+02	9.3286e+00	9.2049e+02	1.0916e+03	2.0006e+02
	SCA	9.0620e+02	1.0011e+03	4.4346e+01	1.6563e+03	2.3888e+03	4.7149e+02
	GJO	9.0048e+02	9.5592e+02	4.9871e+01	1.2696e+03	1.7786e+03	3.2964e+02
	EGJO	<b>9.0000e+02</b>	9.0171e+02	3.0381e+00	9.0472e+02	1.1009e+03	2.9346e+02
	NL-SHADE-LBC	<b>9.0000e+02</b>	<b>9.0000e+02</b>	2.0860e-13	9.0045e+02	9.0554e+02	6.0266e+00
	S-LSHADE-DP	<b>9.0000e+02</b>	9.0220e+02	8.9812e+00	1.0222e+03	1.8781e+03	9.2752e+02
$f_6$	PSWHBA	<b>1.8002e+03</b>	<b>1.8004e+03</b>	<b>9.0874e-02</b>	<b>1.8052e+03</b>	<b>1.8188e+03</b>	<b>7.4049e+00</b>
	HBA	1.8524e+03	3.8734e+03	2.0751e+03	2.0915e+03	9.1190e+03	7.8182e+03
	mHBA	1.9432e+03	3.5307e+03	1.5240e+03	1.9340e+03	1.2879e+04	8.8220e+03
	iHBA	1.9779e+03	3.9730e+03	2.1290e+03	2.0168e+03	7.2950e+03	6.1328e+03
	GWO	2.0928e+03	5.4546e+03	2.1285e+03	3.2076e+03	2.1861e+05	5.6457e+05
	SCA	7.3743e+04	1.1768e+06	7.2477e+05	1.5569e+07	1.1377e+08	7.7088e+07
	GJO	4.0448e+03	7.3921e+03	1.5394e+03	2.4470e+04	1.5549e+07	2.3462e+07
	EGJO	1.8143e+03	5.1634e+03	2.4723e+03	2.1262e+03	3.9998e+03	1.3723e+03
	NL-SHADE-LBC	<b>1.8002e+03</b>	1.8047e+03	5.0404e+00	1.8269e+03	1.9371e+03	1.4218e+02
	S-LSHADE-DP	1.8003e+03	1.8025e+03	1.8412e+00	1.8901e+03	2.9213e+03	1.4578e+03
$f_{12}$	PSWHBA	<b>2.8594e+03</b>	<b>2.8613e+03</b>	<b>7.7755e-01</b>	2.9347e+03	<b>2.9411e+03</b>	5.3411e+00
	HBA	2.8614e+03	2.8838e+03	3.0668e+01	2.9520e+03	3.0652e+03	8.8182e+01
	mHBA	2.8614e+03	2.8653e+03	1.1114e+01	2.9386e+03	3.0139e+03	1.0129e+02
	iHBA	2.8615e+03	2.8769e+03	1.9281e+01	2.9601e+03	3.0729e+03	9.7010e+01
	GWO	2.8627e+03	2.8654e+03	6.3425e+00	2.9420e+03	2.9660e+03	1.7794e+01
	SCA	2.8660e+03	2.8694e+03	1.6211e+00	3.0082e+03	3.0554e+03	3.1869e+01
	GJO	2.8630e+03	2.8698e+03	9.4550e+00	2.9583e+03	3.0124e+03	4.1761e+01
	EGJO	<b>2.8594e+03</b>	2.8617e+03	1.2685e+00	<b>2.9337e+03</b>	2.9436e+03	4.6892e+00
	NL-SHADE-LBC	2.8627e+03	2.8654e+03	1.2296e+00	2.9394e+03	2.9696e+03	1.6266e+01
	S-LSHADE-DP	2.8596e+03	2.8637e+03	1.2361e+00	2.9377e+03	2.9478e+03	<b>4.3077e+00</b>

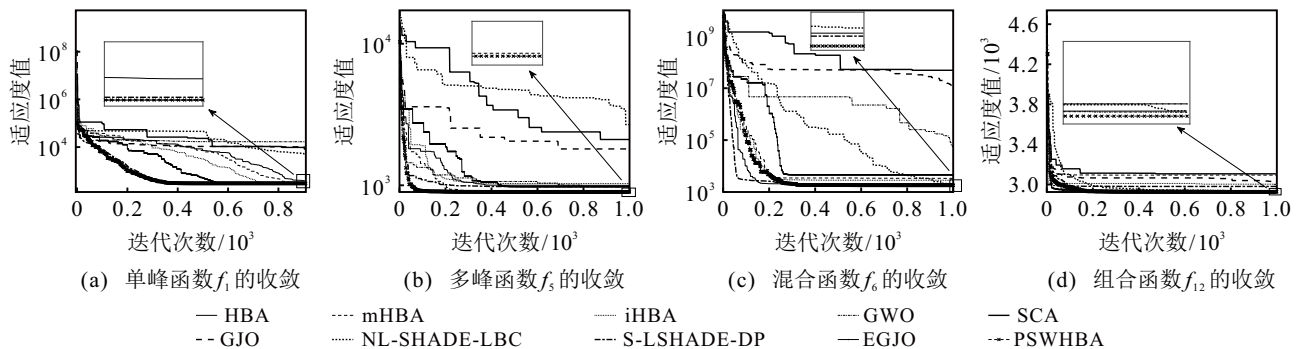


图1 3组算法在CEC2022函数上的收敛曲线

表2 PSWHBA 与 9 种对比算法的 Wilcoxon 秩和检验的  $p$  值

函数	HBA	mHBA	iHBA	GWO	SCA	GJO	NL-SHADE-LBC	S-LSHADE-DP	EGJO
$f_1$	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12	1.21e-12
2	4.98e-05	2.68e-02	7.70e-01	9.39e-12	9.39e-12	9.39e-12	9.47e-10	3.97e-01	3.49e-02
$f_3$	3.69e-11	6.69e-11	9.92e-11	3.02e-11	3.02e-11	3.02e-11	1.02e-05	1.42e-09	1.46e-10
$f_4$	1.94e-10	5.14e-07	6.06e-10	1.68e-09	2.99e-11	2.99e-11	3.76e-04	2.99e-11	5.44e-11
$f_5$	2.12e-11	4.73e-09	2.12e-11	2.12e-11	2.12e-11	2.12e-11	2.59e-11	2.12e-11	2.12e-11
$f_6$	3.02e-11	3.02e-11	3.02e-11	3.02e-11	3.02e-11	3.02e-11	4.08e-11	3.02e-11	3.02e-11
$f_7$	4.57e-09	1.43e-05	4.31e-08	3.82e-10	3.02e-11	3.34e-11	2.75e-03	9.83e-08	2.38e-07
$f_8$	5.97e-09	6.05e-07	1.87e-05	3.02e-11	3.02e-11	3.02e-11	3.33e-11	1.20e-10	8.30e-01
$f_9$	5.22e-09	2.66e-03	1.56e-09	1.72e-12	1.72e-12	1.72e-12	1.58e-01	2.71e-14	4.76e-02
$f_{10}$	2.37e-10	3.82e-09	6.52e-09	3.02e-11	3.02e-11	3.02e-11	2.91e-09	2.68e-04	1.43e-08
$f_{11}$	3.78e-04	2.92e-02	9.55e-01	2.95e-12	2.36e-12	2.36e-12	1.05e-02	9.45e-03	1.91e-01
$f_{12}$	3.67e-11	5.05e-10	3.32e-11	3.46e-10	3.00e-11	3.32e-11	6.69e-10	7.67e-08	3.49e-03

数;  $r$  为平均优化率, 反映了 PSWHBA 算法相比于对比算法的平均优化程度. 根据式 (19) 求得了相应的平均优化率结果, 绘制的柱状图如图 2 所示.

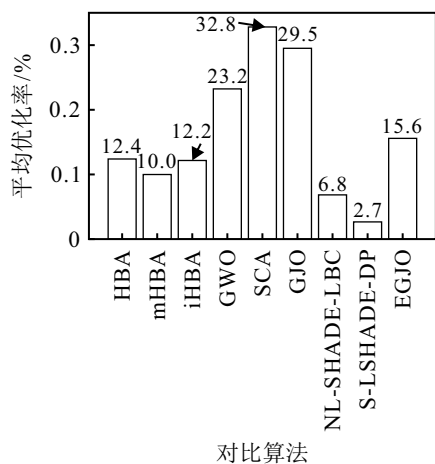


图2 PSWHBA 相较于各对比算法的平均优化率

由表 2 可知, PSWHBA 与各对比算法的 Wilcoxon 秩和检验的  $p$  值除个别情况均小于 0.05, 表明 PSWHBA 与对比算法间存在显著性差异. 结合图 2 可见, PSWHBA 算法的优化能力明显优于其他对比算法, 表现出极为出色的优化效果, 进一步验证了 PSWHBA 算法在寻优性能上的优势.

### 4 结论

本文提出了一种基于分段多样化搜索、停滞变异更新和融合模拟退火的小波变异学习策略的改进蜜獾算法 (PSWHBA). 通过引入 3 种改进策略有效地解决了基本蜜獾算法在求解复杂优化问题时收敛精度不高、易过早收敛等缺陷, 并将其与 9 种算法在 CEC2022 上进行了对比实验. 实验结果表明,

PSWHBA 在求解复杂全局优化问题时具有较为出色的寻优性能. 在今后的研究中, 将继续完善 PSWHBA 算法的机制, 将 PSWHBA 算法应用于更多实际问题中, 进一步验证算法的有效性和适用性, 并拓宽其应用领域.

### 参考文献 (References)

- [1] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61.
- [2] Mirjalili S. SCA: A sine cosine algorithm for solving optimization problems[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2016, 96: 120-133.
- [3] Faramarzi A, Heidarinejad M, Mirjalili S, et al. Marine predators algorithm: A nature-inspired metaheuristic[J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 152: 113377.
- [4] 姜天华. 混合灰狼优化算法求解柔性作业车间调度问题[J]. *控制与决策*, 2018, 33(3): 503-508.  
(Jiang T H. Flexible job shop scheduling problem with hybrid grey wolf optimization algorithm[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(3): 503-508.)
- [5] 李威, 卢盈齐, 范成礼. 基于套索算法和改进正余弦优化支持向量回归的目标威胁估计[J]. *控制与决策*, 2023, 38(9): 2470-2478.  
(Li W, Lu Y Q, Fan C L. Target threat estimation based on lasso algorithm and improved sine and cosine optimization support vector regression[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(9): 2470-2478.)
- [6] Houssein E H, Abdelkareem D A, Emam M M, et al. An efficient image segmentation method for skin cancer imaging using improved golden jackal optimization algorithm[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2022, 149: 106075.
- [7] 崔靖凯, 王凯, 范正奇. 基于改进灰狼算法的冗余机械臂最优轨迹规划[J]. *控制与决策*, 2025, 40(5): 1457-

1466.  
(Cui J K, Wang K, Fan Z Q. Optimal trajectory planning of robotic manipulator based on improved grey wolf optimizer[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(5): 1457-1466.)
- [8] Hashim F A, Houssein E H, Hussain K, et al. Honey badger algorithm: New metaheuristic algorithm for solving optimization problems[J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2022, 192: 84-110.
- [9] 黄成, 王涛, 许家忠. 基于混合蜜獾算法的机械臂最优运动规划方法[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(4): 234-247. (Huang C, Wang T, Xu J Z. Optimal motion planning method of manipulator based on hybrid honey badger algorithm[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(4): 234-247.)
- [10] Zhou J C, Wang D, Band S S, et al. Atmosphere air temperature forecasting using the honey badger optimization algorithm: On the warmest and coldest areas of the world[J]. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 2023, 17(1): 2174189.
- [11] Sangeethalakshmi K, Devi S R, Gangatharan N. Kapur's entropy based honey badger optimization for design of miniaturized frequency selective surface for 5G electromagnetic shielding[J]. *Journal of Computational Electronics*, 2022, 21(6): 1306-1319.
- [12] Nassef A M, Houssein E H, Helmy B E, et al. Modified honey badger algorithm based global MPPT for triple-junction solar photovoltaic system under partial shading condition and global optimization[J]. *Energy*, 2022, 254: 124363.
- [13] Wang J, Wang W J, Luo Y, et al. A novel position estimator for rope driven micromanipulator of surgical robot[J]. *Measurement*, 2024, 236: 115022.
- [14] 向海昀, 李鸿鑫, 符晓, 等. 基于多策略的改进蜜獾算法及其应用[J]. *计算机工程*, 2023, 49(12): 78-87. (Xiang H Y, Li H X, Fu X, et al. Improved honey badger algorithm based on multi-strategy and its applications[J]. *Computer Engineering*, 2023, 49(12): 78-87.)
- [15] Mantegna R N. Fast, accurate algorithm for numerical simulation of Lévy stable stochastic processes[J]. *Physical Review E, Statistical Physics, Plasmas, Fluids, and Related Interdisciplinary Topics*, 1994, 49(5): 4677-4683.
- [16] Ling S H, Iu H H C, Chan K Y, et al. Hybrid particle swarm optimization with wavelet mutation and its industrial applications[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics — Part B: Cybernetics*, 2008, 38(3): 743-763.
- [17] Sun B, Li W, Huang Y. Performance of composite PPSO on single objective bound constrained numerical optimization problems of CEC 2022[C]. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Padua, 2022: 1-8.
- [18] Chopra N, Ansari M M. Golden jackal optimization: A novel nature-inspired optimizer for engineering applications[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 198: 116924.
- [19] Stanovov V, Akhmedova S, Semenkin E. NL-SHADE-LBC algorithm with linear parameter adaptation bias change for CEC 2022 numerical optimization[C]. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Padua, 2022: 1-8.
- [20] van Cuong L, Bao N N, Phuong N K, et al. Dynamic perturbation for population diversity management in differential evolution[C]. *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion*. Boston, 2022: 391-394.
- [21] Hu G, Chen L X, Wei G. Enhanced golden jackal optimizer-based shape optimization of complex CSGC-Ball surfaces[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2023, 56(2): 2407-2475.
- [22] Peng Y H, Ren Y M, Hou J G, et al. Clinical outcomes and prognostic factors in the surgical treatment of spinal dural arteriovenous fistulas: A retrospective study of 118 patients[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13(1): 18266.

### 作者简介

刘景森 (1968-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为智能算法、网络安全, E-mail: [ljs@henu.edu.cn](mailto:ljs@henu.edu.cn);

姜西 (2000-), 女, 硕士生, 主要研究方向为智能算法, E-mail: [jiangxi@henu.edu.cn](mailto:jiangxi@henu.edu.cn);

赵龔骧 (1980-), 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为智能控制、智能算法, E-mail: [zhaoyx@vip.henu.edu.cn](mailto:zhaoyx@vip.henu.edu.cn);

周欢 (1990-), 女, 讲师, 博士, 主要研究方向为风险管理、智能算法, E-mail: [zhouhuan@henu.edu.cn](mailto:zhouhuan@henu.edu.cn).