

# 基于多策略融合的改进豺优化算法

李彦苍, 靳雯雯, 连思达<sup>†</sup>

(河北工程大学 土木工程学院, 河北 邯郸 056038)

**摘要:** 为提升优化算法在复杂函数优化场景中的性能表现, 提出一种改进的豺优化算法 (FETDOA). 该算法以豺优化算法 (DOA) 为基础, 通过 Fuch 混沌映射提升初始种群均匀性与搜索覆盖, 切线飞行策略在猎物吸引方向正交子空间加可控扰动以保收敛、强局部探索, 缓解早熟收敛与局部停滞, 改进经验交换策略 (EES) 强化个体信息共享、提高协同搜索效率, 实现快速高精度收敛. 为验证其性能, 将 FETDOA 与八种优秀算法展开对比, 并结合 Wilcoxon 秩和检验进行统计显著性分析. 实验结果显示, 在多数测试函数上, FETDOA 的平均值及标准差均显著优于对比算法. 最后通过 3 个工程案例, 展示了 FETDOA 在工程应用中卓越的能力. 综上, FETDOA 在复杂函数优化中具备更强的收敛精度与稳定性, 为工程优化等实际问题提供了高效的求解方案.

**关键词:** 豺优化算法; Fuch 混沌映射; 切线飞行策略; 改进的经验交换策略; 能源系统调度优化; 桁架结构优化

中图分类号: TP18 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.1248

引用格式: 李彦苍, 靳雯雯, 连思达. 基于多策略融合的改进豺优化算法 [J]. 控制与决策.

## Improved dhole optimization algorithm based on multi-strategy fusion

LI Yan-cang, JIN Wen-wen, LIAN Si-da<sup>†</sup>

(College of Civil Engineering, Hebei University of Engineering, Handan 056038, China)

**Abstract:** To improve the performance of optimization algorithms in complex function optimization scenarios, this paper proposes an improved dhole optimization algorithm (FETDOA). Based on the original dhole optimization algorithm (DOA), FETDOA adopts Fuch chaotic mapping to enhance the uniformity of the initial population and expand the search coverage. The tangential flight strategy introduces controllable perturbations in the orthogonal subspace of the prey attraction direction to ensure convergence and strengthen local exploration, thus alleviating premature convergence and local stagnation in complex multimodal problems. The improved experience exchange strategy (EES) enhances information sharing among individuals and improves the efficiency of collaborative search, ultimately achieving fast and high-precision convergence. To verify its performance, FETDOA is compared with eight state-of-the-art algorithms, and the Wilcoxon rank-sum test is used for statistical significance analysis. Experimental results show that FETDOA is significantly superior to the comparison algorithms in terms of mean and standard deviation on most test functions. Finally, three engineering cases are adopted to demonstrate the excellent performance of FETDOA in engineering applications. In summary, FETDOA has stronger convergence accuracy and stability in complex function optimization, providing an efficient solution for practical problems such as engineering optimization and parameter tuning.

**Keywords:** dhole optimization algorithm; Fuch chaotic mapping; tangential flight strategy; improved experience exchange strategy; energy system scheduling optimization; truss structure optimization

## 0 引言

群智能优化算法通过模拟自然生物群体行为构建寻优模型, 因参数简洁、全局搜索能力强的特点, 已广泛应用于路径规划、工程设计、特征选择等领域. 但传统算法普遍存在收敛速度慢、易陷入局部最

优、高维场景适配性不足等缺陷, 尤其在多障碍物路径规划、高维工程优化等复杂约束问题中, 难以兼顾寻优精度、收敛效率、稳定性的综合需求.

多策略融合通过整合不同优化机制, 针对性弥补单一算法的不足, 成为改进群智能算法的核心路

收稿日期: 2025-12-02; 录用日期: 2026-03-13.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52278171).

责任编委: 陈家伟.

<sup>†</sup>通信作者. E-mail: [lian949596@163.com](mailto:lian949596@163.com).

径. 本文以近年多策略改进优化算法文献为对象, 梳理融合维度与实现逻辑, 提炼通用改进框架, 为相关研究提供参考, 研究范围涵盖策略设计、实验验证与工程适配.

在种群初始化阶段, 针对随机初始化样本分布不均的问题, 学者们提出多种改进方案: 任庆欣等<sup>[1]</sup>提出准反向学习策略优化河马优化算法, 降低种群无效重叠率, 但存在参数依赖和高维开销大的问题; 张嘉伟等<sup>[2]</sup>、何印等<sup>[3]</sup>分别在河马优化算法、斑翠鸟算法中引入拉丁超立方抽样, 缓解样本聚集问题, 但对种群规模匹配要求较高; Li 等<sup>[4]</sup>采用改进 Tent 混沌映射优化黑翅鹰优化算法初始化, 提升解的均匀性, 却对混沌参数敏感.

核心寻优阶段, 为平衡算法探索与开发能力, 王凯等<sup>[5]</sup>在蛇优化算法中融合冰霜优化与自适应迭代机制, Lei 等<sup>[6]</sup>在鱼鹰优化算法中引入自适应权重因子, 均实现了搜索性能提升, 但前者存在参数匹配要求高的局限.

迭代后期, 针对局部最优瓶颈, 杜佳鑫等<sup>[7]</sup>、徐勇等<sup>[8]</sup>、黄高峡等<sup>[9]</sup>分别在相关算法中引入切线飞行、镜像反向学习、透镜成像反向学习等策略, 有效增强算法跳出局部最优的能力, 但均存在不同程度的参数或边界敏感性问题. 此外, 刘威等<sup>[10]</sup>、回立川等<sup>[11]</sup>、李岩等<sup>[12]</sup>还提出混合型黑猩猩优化算法、多策略改进沙猫群算法、多种群的多能量策略改进哈里斯鹰优化算法, 通过多策略融合分别提升了算法收敛速度、求解精度及种群多样性, 验证了工程应用价值.

在本研究中, 选用了一种新型的群智能优化算法. 在 2025 年, 由 Bnyad O. Mohammed 等<sup>[13]</sup>提出的豺优化算法, 通过模拟豺群捕猎发声传递位置信息, 可依据环境自适应调整群体规模与搜索强度, 具备收敛性强、计算复杂度低、初始种群鲁棒性高等优势. 但该算法同样存在探索与开发能力失衡、迭代后期易陷入局部最优的问题.

为此, 本文提出一种多策略融合改进豺优化算法, 引入 Fuch 混沌映射、切线飞行策略与改进 EES 经验交换策略. Fuch 混沌映射优化种群初始化, 改善分布不均问题; 切线飞行策略助力跳出局部最优; 改进 EES 经验交换策略强化信息交互与协同捕猎. 三者均适配豺优化算法的原生机制与缺陷: Fuch 混沌映射优化初始化、经验交换强化协同、切线飞行突破局部最优, 且策略间形成捕猎全流程闭环, 无逻辑冲突, 能有效提升算法的全局搜索能力、协同效率与鲁棒性, 尤其适合解决多约束工程优化问题.

## 1 豺优化算法

豺是一种栖息于大型群体中的群居动物, 它们可以通过发出声音来传递所处环境的信息. 通过这种方式进行信息交流, 豺通常以 2 到 40 只为一群进行捕猎, 豺依靠快速、高爆发、敏捷的奔跑消耗猎物的体力, 经过搜索猎物、包围猎物、攻击猎物三个阶段来抓捕多种体型大小的猎物.

### 1.1 初始化

DOA 是一种基于种群的元启发式算法, 其搜索主体为“豺 (Dhole)”, 每只豺代表优化问题的一个潜在解. 豺在搜索空间中的位置对应问题变量的潜在取值, 每只豺以向量形式存在, 整个豺种群可通过种群矩阵进行数学表示.

执行 DOA 时, 豺种群会随机初始化, 该种群矩阵用公式 (1) 表示. 其中,  $D$  代表豺种群,  $D_i$  代表第  $i$  只豺 (候选解), 参数含义如下:  $i = 1, 2, 3 \dots N$  ( $N$  为豺的总数),  $m$  为决策变量数量,  $d_{ij}$  为第  $i$  只豺提出的第  $j$  个决策变量值.

$$D = \begin{bmatrix} D_1 \\ \vdots \\ D_i \\ \vdots \\ D_N \end{bmatrix}_{N \times m} = \begin{bmatrix} d_{1,1} & \dots & d_{1,j} & \dots & d_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{i,1} & \dots & d_{i,j} & \dots & d_{i,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{N,1} & \dots & d_{N,j} & \dots & d_{N,m} \end{bmatrix}_{N \times m}. \quad (1)$$

基于豺所对应的决策变量值, 可对优化问题的目标函数进行评估; 所有豺的目标函数近似值通过一个向量用公式 (2) 表示, 其中  $F$  为目标函数向量,  $F_i$  为基于第  $i$  只豺计算得到的目标函数值.

$$F = \begin{bmatrix} F_1 \\ \vdots \\ F_i \\ \vdots \\ F_N \end{bmatrix}_{N \times 1} = \begin{bmatrix} F(D_1) \\ \vdots \\ F(D_i) \\ \vdots \\ F(D_N) \end{bmatrix}_{N \times 1}. \quad (2)$$

目标函数值是衡量候选解质量的核心标准, 目标函数值最优的候选解为最优个体, 值最差的为最差个体; 在算法的每次迭代中, 会根据新计算的目标函数值, 对最优个体和最差个体进行迭代更新.

### 1.2 成员的数量和猎物的大小

豺群具备非凡协调能力, 体现在有组织、有结构的狩猎技术上: 通常组成 5 到 20 个成员的小组, 通过隐蔽战术、战略性位置及精确定时发声迷惑、恐吓

目标,既能捕食比自身大的动物,也能捕食比自身小的动物,还会配合猎物自然行为以提高捕猎成功率.

豺群成员数量的定义:

$$PMN = \text{round}(\text{rand} * 15 + 5). \quad (3)$$

最合适的狩猎时间:

$$ps = \left( \frac{C1}{1 + \exp(-k(PWN - \mu))} \right)^2 \times \text{EF}. \quad (4)$$

### 1.3 搜索阶段

在搜索阶段开始之前,豺群以公式(5)定义猎物位置.

$$\text{prey} = \frac{\text{prey}_{\text{local}} + \text{prey}_{\text{global}}}{2}. \quad (5)$$

在找到猎物后,豺群使用公式(6)来考虑他们的群体大小.如果种群数量少于10只,并且豺的叫声小于0.5,则豺寻找猎物并接近它,以确定它们是否可以捕获猎物.

$$D_{i,j}^{t+1} = d_{i,j}^t + C_2 \times \text{rand} \times (\text{prey}_j - d_{i,j}^t). \quad (6)$$

### 1.4 包围阶段

当豺群发现一个潜在的目标时,它们会一起包围它.当发声小于0.5且豺群成员数量大于10时,豺群成员利用它们的敏捷性和沟通技巧策略性地在猎物周围定位,形成一个紧密的圆圈或半圆形.

$$D_{i,j}^{t+1} = d_{i,j}^t - d_{z,j}^t + \text{prey}_j. \quad (7)$$

$z$ 代表随机个体

$$z = 1 + \text{round}(\text{rand} \times (N - 1)), i \neq j. \quad (8)$$

### 1.5 攻击阶段

豺群在捕获猎物时执行协调和战略攻击.在通过隐形方法和声音通信的组合成功包围目标后豺群开始攻击.通过同步的努力,他们发起了一系列快速而适时的攻击,每个成员轮流采取战略行动.

$$S = C_3 \times \text{rand} \times \left( \frac{\text{fitness}_i}{\text{fitness}_{\text{prey}}} \right). \quad (9)$$

豺群对猎物大小的判断来源于最大的猎物大小.如果 $S > (C_3 + 1)/2$ ,将余弦函数和正弦函数混合,模拟交换技术,则 $D_{i,j}^{t+1} = d_{i,j}^t + W_{\text{prey}} \times ps \times (\cos(2 \times \pi \times \text{rand}) - \sin(2 \times \pi \times \text{rand}) \times W_{\text{prey}} \times ps)$ .一系列攻击的方程如下:

$$W_{\text{prey}} = \exp\left(-\frac{1}{S}\right) \times \text{prey}_{\text{local}}. \quad (10)$$

如果 $S \leq (C_3 + 1)/2$ ,猎物足够小或足够弱,可以立即杀死,方程如下:

$$D_{i,j}^{t+1} = ps \times ((d_{i,j}^t - \text{prey}_{\text{global}}) + \text{rand} \times d_{i,j}^t). \quad (11)$$

## 2 混合多策略融合以改进 DOA

### 2.1 Fuch 混沌映射

针对原始 DOA 随机初始化导致解分布不均、全局覆盖有限的问题,本文引入 Fuch 混沌映射与对立学习(OBL).利用混沌遍历性与 OBL 全局覆盖性生成均匀初始解,并通过构造对立解扩大搜索范围;合并原始解与对立解形成 $2N$ 个候选解,按适应度择优筛选 $N$ 个最优解作为初始种群,使初始种群分布更合理,为算法寻优提供优质起点.以下是数学模型:

$$x_{n+1} = \cos\left(\frac{1}{x_n}\right) \cdot \exp(-mu \cdot x_n^2), \quad (12)$$

$$X_{\text{opp}} = (lb + ub) - X_0 \quad (13)$$

其中 $x_n$ 为第 $n$ 次迭代的混沌变量,代表豺群侦查路径的随机扰动因子; $mu$ 为混沌控制参数,取值为0.20; $X_0$ 为混沌初始化种群; $X_{\text{opp}}$ 为 $X_0$ 的对立位置.

### 2.2 切线飞行策略

针对原始 DOA 搜索与围猎模式固定、难以适应猎物动态分布的问题,本文引入切线飞行策略.搜索阶段采用 Fuch 混沌生成随机步长系数 $\text{chaos}_{\text{step}}$ ,使搜索路径随机波动,提升全局覆盖效率;包围阶段通过随机选择同伴构建围猎阵型,避免固定阵型导致搜索停滞.同时,豺群沿觅食主方向进行正交方向探查,并利用 Fuch 混沌变量动态调控阶段切换规则,实现搜索过程自适应.

种群规模 $PWN$ 较小时,算法倾向分散搜索以维持多样性; $PWN$ 增大时,则转向协同包围与精细开发.本文以 $PWN = 10$ 作为探索与开发阶段分界,并结合混沌主变量实现搜索、包围、攻击策略的自适应切换.

在此基础上,结合混沌主变量( $\text{Chaos}_{\text{main}}$ )进一步细化切线飞行策略:当 $PWN < 10$ 且 $\text{Chaos}_{\text{main}} < 0.5$ 时,算法进入搜索阶段;当 $PWN > 10$ 且 $\text{Chaos}_{\text{main}} < 0.5$ 时,算法进入包围阶段;当 $\text{Chaos}_{\text{main}} \geq 0.5$ 时,算法则触发攻击阶段.其数学模型如下:

如果 $PWN < 10$ 且 $\text{Chaos}_{\text{main}} < 0.5$ :

$$X_{\text{cand}}(i, j) = X(i, j) + C \cdot \text{chaos}_{\text{step}} \cdot (\text{prey}(j) - X(i, j)). \quad (14)$$

如果 $PWN > 10$ 且 $\text{Chaos}_{\text{main}} < 0.5$ :

$$X_{\text{cand}}(j) = X(i, j) - X(z, j) + \text{prey}(j). \quad (15)$$

如果 $Q > 2$ ,则采用大型猎物狩猎规则,如公式(17)所示,否则采用小猎物狩猎规则,如公式(18)所示.

$$X_{cand} = X(i, :) + c1 \cdot W_{prey} \cdot po - s1 \cdot W_{prey} \cdot po, \quad (16)$$

$$X_{cand} = (X(i, :) - prey_{global}) \cdot po + po \cdot chaos_{vec} \cdot X(i, :). \quad (17)$$

若随机数  $rand < p\_tan$  构造切向解并选择更优解, 更新  $X_i$ ,  $X_i = X_{tang}$ .

$$X_{tang}(i, j) = X(i, j) + \alpha \cdot (0.5 + rand) \cdot tang(j). \quad (18)$$

其中  $\alpha$  为切线步长, 取值为 0.15, 与搜索域范围绑定, 确保步长与优化问题的尺度匹配, 平衡了搜索范围与精细度, 步长在  $[0.5\alpha, 1.5\alpha]$  内随机波动;  $X_{tang}$  为切线解.

### 2.3 改进的经验交换策略

针对豺群个体仅依赖自身探索、重复低效搜索、整体觅食效率低的问题, 引入经验交换与差分进化融合策略. 通过构建群体经验库, 实现优质区域与捕猎经验的共享; 利用自适应变异因子  $C_{ex}$  与自适应交叉概率  $C_r$ , 平衡个体优势与经验融合. 迭代后期, 通过信号引导种群向全局最优区域聚集, 并引入混合引导机制聚焦搜索方向, 有效提升协作效率与收敛性能. 其数学模型如下:

$$v = X(i, j) + C_{ex} \cdot (r \cdot (h_1 - h_2) + (1 - r) \cdot (h_2 - h_3)), \quad (19)$$

$$C_{ex} = 0.6 \cdot (1 - \frac{t}{T}) + 0.1, \quad (20)$$

$$u(i, j) = \begin{cases} v(i, j), & \text{if } rand < C_r \text{ or } j = j_{rand} \\ X(i, j), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (21)$$

$$v(i, j) = (1 - \alpha_g) \cdot v(i, j) + \alpha_g \cdot 0.5 \cdot (meanX(j) + prey_{global}(j)). \quad (22)$$

其中  $r(j)$  为  $[0, 1]$  区间均匀分布的随机向量, 引入随机性以避免经验固化;  $h_1, h_2, h_3$  为参考个体, 在经验交换策略中, 为兼顾搜索效率与种群多样性, 本文采用混合抽样机制构建差分参考向量: 以较高概率从精英历史池中随机选取  $h_1, h_2, h_3$  以强化高质量经验信息对变异方向的引导, 从而提升开发能力并加快收敛; 同时以较小概率从当前种群中抽取参考向量, 以注入实时种群分布信息, 避免精英池带来的搜索偏置与多样性塌缩, 增强跳出局部最优的能力. 对应 3 个优质经验, 其中 80% 概率从精英池随机选取, 20% 概率从当前种群  $X$  随机选取;  $meanX$  当前种群的均值向量,  $\alpha_g$  为引导权重, 随迭代线性增长.

### 2.4 参数敏感性分析

为探究 Fuch 混沌映射参数  $mu$ 、切线飞行策略触发概率  $p\_tan$ 、切线步长  $\alpha$ 、精英池采样概率  $p\_archive$  对 FETDOA 收敛性能的影响, 通过单参

数遍历法 (OAT)<sup>[14]</sup> 开展敏感性分析.

$mu$  用于控制混沌序列随机性, 影响种群初始化多样性与搜索扰动强度. 图 1 显示不同  $mu$  下算法平均收敛迭代次数, 数值越小收敛越快. 综合分析表明  $mu = 0.2$  为最优取值, 既可提升种群多样性, 又可避免搜索冗余与发散. 图 2 分析  $p\_tan$  对切线飞行激活频率的调控, 确定  $p\_tan = 0.4$  为最优值, 既能补充种群多样性, 又不干扰搜索节奏, 使收敛速度最优. 由图 3 可知,  $\alpha = 0.15$  可在保证局部搜索精度的同时避免搜索发散, 收敛效果最优, 该默认值具备充分的敏感性分析支撑. 图 4 结合  $p\_archive$  调控机制, 确定  $p\_archive = 0.8$  为最优值, 既可有效引导搜索, 又不会降低种群多样性.

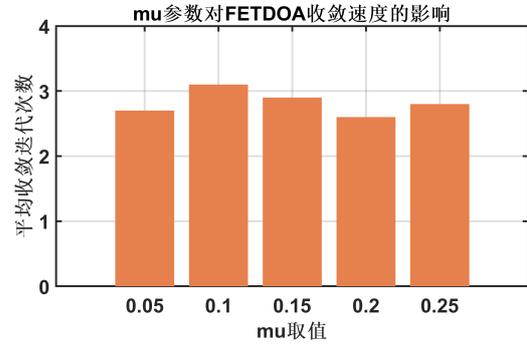


图1  $mu$  参数对 FETDOA 收敛速度的影响

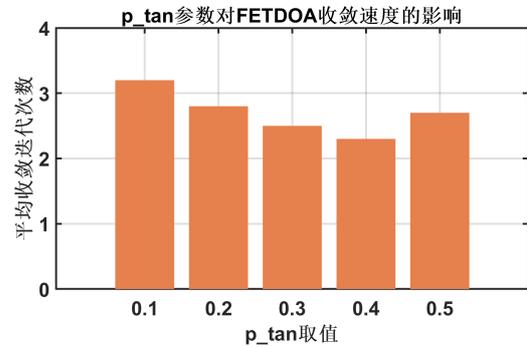


图2  $p\_tan$  参数对 FETDOA 收敛速度的影响

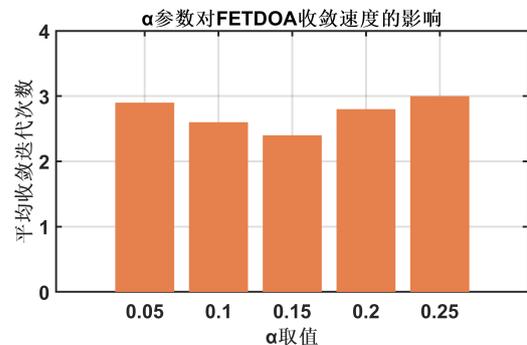


图3  $\alpha$  参数对 FETDOA 收敛速度的影响

### 2.5 策略协同性分析与算法流程

FETDOA 的性能提升并非来自改进策略的简单叠加, 而是源于混沌驱动机制、切线飞行扰动与精英

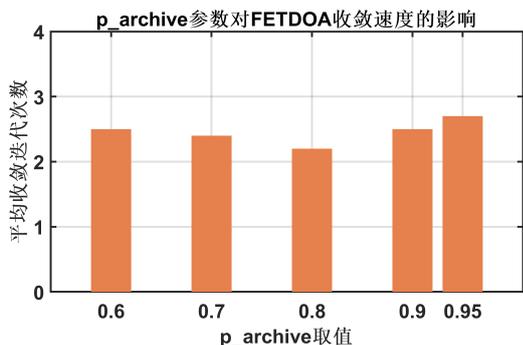


图4  $\alpha$ 参数对 FETDOA 收敛速度的影响

经验交换三者的协同演化. 三种策略在搜索节奏、空间扩展与经验引导上相互耦合, 形成多层次协同优化框架.

FDOA 模块为算法提供非线性搜索基础. 通过 Fuch 混沌映射动态调节种群参数, 增强搜索随机性与不可预测性, 为后续策略提供统一动态信号, 支撑整体协同运行. TDOA 模块通过切线飞行策略与 FDOA 形成方向互补. FDOA 沿猎物方向主导搜索与包围, 切线飞行则在正交方向引入扰动, 扩展个体

搜索轨迹. 混沌能态较高时扰动增强, 提升多样性; 能态较低时扰动减弱, 保障收敛效率, 从而有效平衡全局探索与局部开发. EDOA 模块与前两者构成探索—扰动—反馈闭环协同机制. 其对 FDOA 与 TDOA 产生的候选解进行筛选与精英积累, 通过混合抽样实现历史经验复用与种群多样性维持, 避免早熟收敛. 随迭代推进, EDOA 引导作用逐步增强, 与 FDOA 形成正向协同, 加速精细寻优.

综上, FETDOA 中 FDOA、TDOA、EDOA 分别在动态驱动、空间扩展与经验引导层面紧密协同. FDOA 提供动态调控, TDOA 拓展搜索范围, EDOA 实现经验传递与收敛引导. 三者相互促进, 使算法在复杂问题中同时具备良好的探索能力、收敛精度与稳定性. FETDOA 算法的流程图如图 5 所示.

### 3 仿真实验与结果分析

#### 3.1 消融实验结果与对比分析

为验证 FETDOA 中各增强策略的有效性, 本文分别对六种不同策略组合进行了系统研究. 根据所

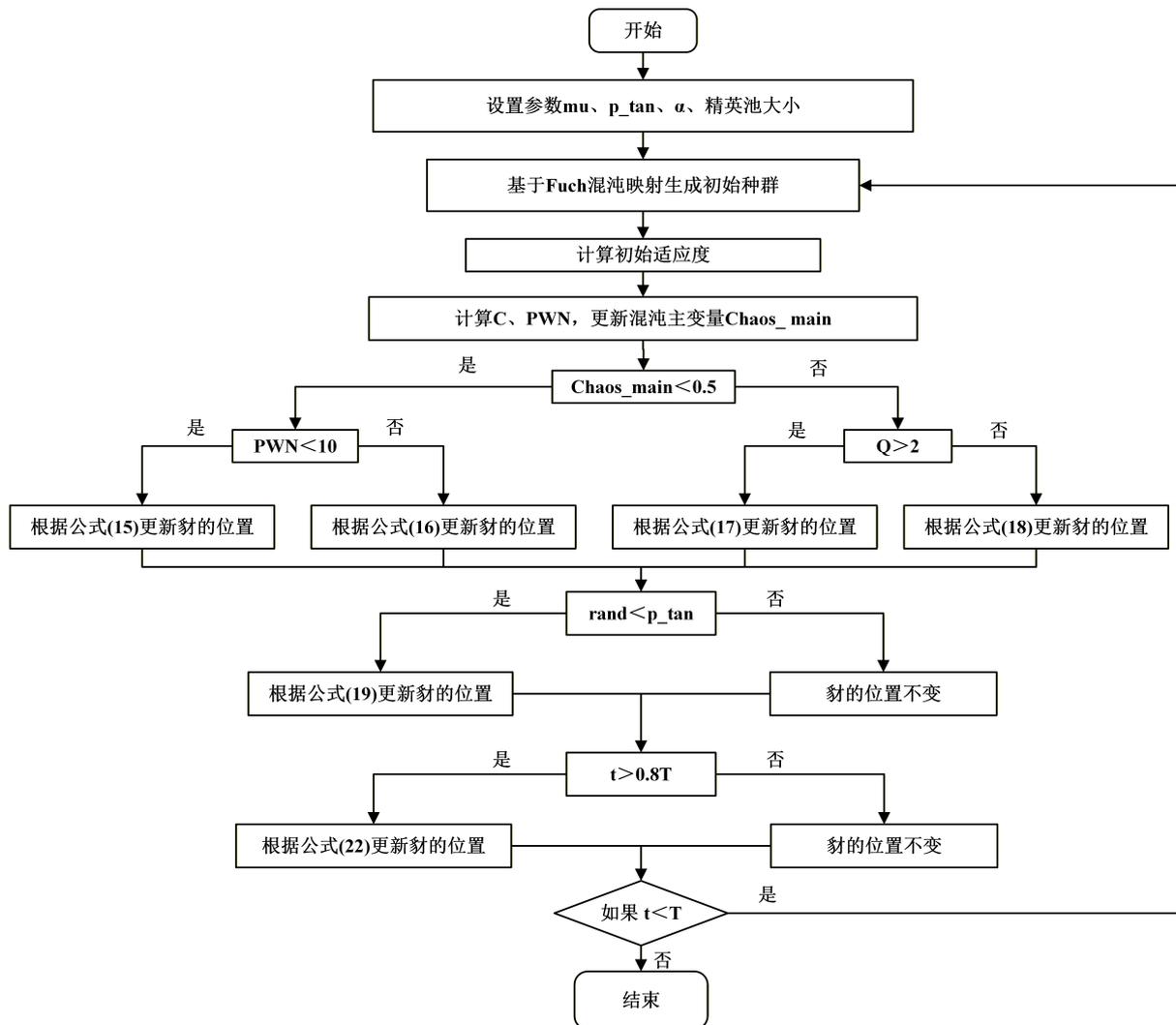


图5 算法流程图

采用的改进机制不同,分别为加入单一策略的FDOA、EDOA、TDOA,引入两种策略的FETDOA、FTDOA、ETDOA.搜索空间维度 $d$ 为30,来比较FETDOA在不同维度下的优化能力.其他参数统一设置如下:种群规模 $N = 50$ ,最大迭代次数 $T_{max} = 1000$ ;算法中的参数 $\mu = 0.2$ , $p_{tan} = 0.4$ , $\alpha = 0.15$ , $p_{archive} = 0.8$ ,每个测试函数均进行了30次模拟.

本文从F1-F15基准测试函数中选取6个具有典型代表性的测试函数开展消融实验,全面且客观地评估各改进策略对算法性能的提升效果.其中F1、F3、F5为单峰函数,用于验证算法的局部开发能力与收敛精度;F10、F14、F15为多峰复杂函数,用于

检验算法的全局勘探性能与局部最优逃逸能力.所选函数覆盖常规与复杂优化场景,能够充分、合理地反映各改进策略的实际贡献.

如图6,消融实验结果表明,在单峰函数F1、F3、F5上,FETDOA的收敛速度与收敛精度均显著优于其他对比变体,能够快速收敛至最优解,有效提升了算法的局部开发能力;在多峰函数F10、F14、F15上,其全局勘探与局部最优逃逸能力同样表现突出,可有效跳出局部最优并逼近全局最优.各改进策略的叠加使FETDOA在不同类型的优化场景下均具备显著优势,充分验证了所提策略组合的有效性与鲁棒性.

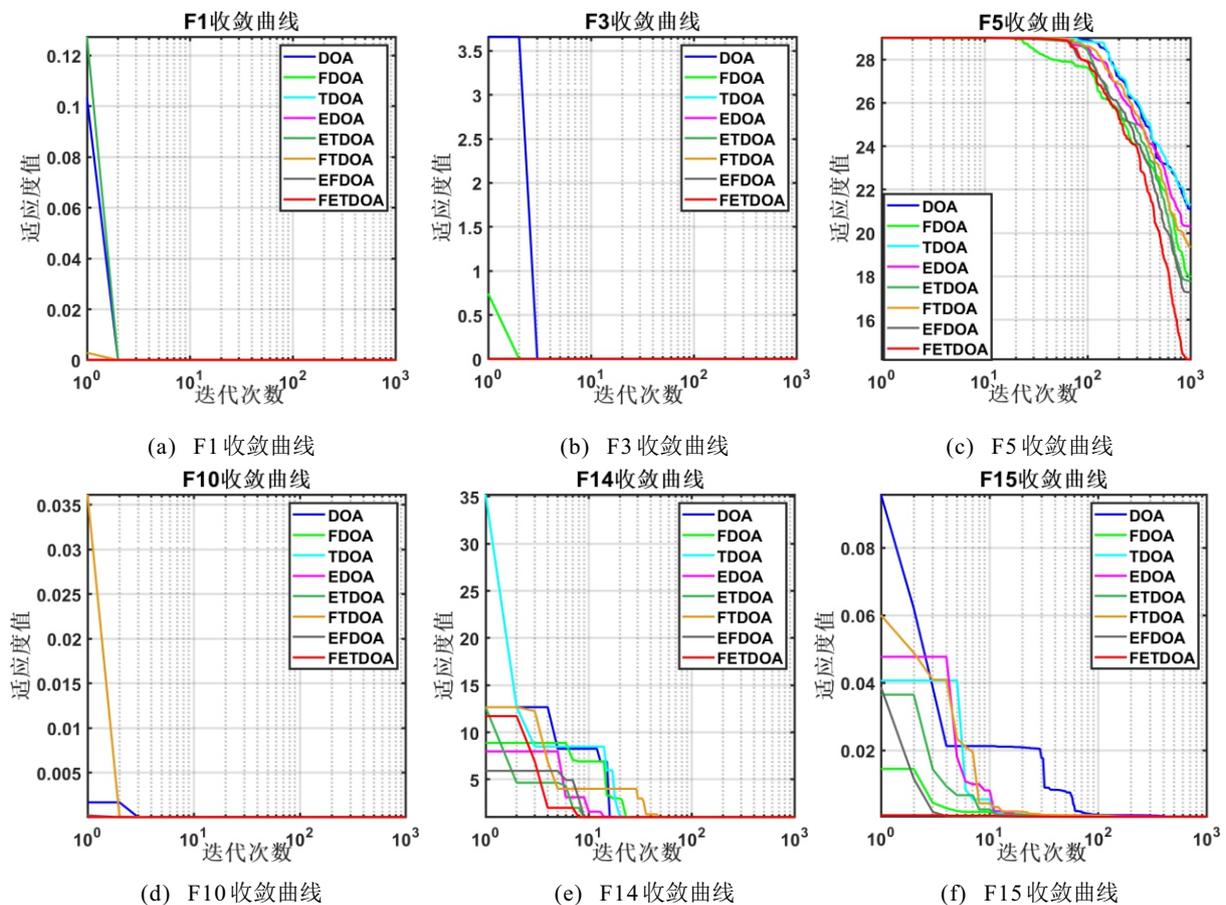


图6 收敛曲线

### 3.2 FETDOA 与其他智能算法的对比实验

本研究采用CEC2017测试函数来评估改进后的DOA算法的优化能力.将FETDOA与4种原始算法和4种优秀的改进算法进行仿真对比实验及Wilcoxon秩和检验.

设定种群规模为 $N = 50$ ,维度 $d$ 为100.最大迭代次数为 $T = 1000$ ,重复该过程30次,使用最优值、平均值和标准差进行比较,粗体表示该函数的最优结果.其余参数与前述保持一致.

本文设定显著水平 $p = 0.05$ ;原假设 $H_0$ 为FETDOA与对比算法的性能分布无显著差异;假设 $H_1$ 为FETDOA与对比算法的性能分布存在显著差异.若检验 $p$ 值小于0.05,则拒绝 $H_0$ ,认为二者性能存在显著性差异.基于Holm-Bonferroni校正后的Wilcoxon秩和检验,进一步验证FETDOA与CELSMA、TTHHO、ACB\_SAO等8种对比算法的性能差异,其中“\*”代表 $p$ 值小于0.05.表1列出了CEC2017维度为100时9种算法的对比结果.

表1 9种算法对比结果 ( $d = 100$ )

函数	指标	FETDOA	DBO <sup>[15]</sup>	SGA <sup>[16]</sup>	MShOA <sup>[17]</sup>	DO <sup>[18]</sup>	CELSMA <sup>[19]</sup>	TTHHO <sup>[20]</sup>	ACB_SAO <sup>[21]</sup>	EDBO <sup>[22]</sup>
F1	平均值	<b>4.66e+06</b>	4.74e+10*	2.61e+11*	6.74e+10*	1.07e+08*	2.72e+07*	1.97e+10*	6.56e+10*	4.30e+10*
	标准差	<b>2.21e+06</b>	6.14e+10	1.76e+10	1.04e+10	3.00e+07	9.89e+06	4.02e+09	6.60e+09	2.80e+10
F3	平均值	<b>2.81e+05</b>	4.65e+05*	3.63e+05*	3.33e+05*	4.64e+05*	5.96e+05*	3.51e+05*	9.83e+05*	4.08e+05*
	标准差	3.96e+04	1.54e+05	<b>2.42e+04</b>	2.82e+04	7.02e+04	2.43e+05	1.34e+05	9.47e+04	1.38e+05
F4	平均值	<b>7.96e+02</b>	1.04e+04*	9.07e+04*	1.06e+04*	9.72e+02*	9.03e+02*	4.59e+03*	8.43e+03*	4.36e+03*
	标准差	<b>6.33e+01</b>	1.25e+04	2.16e+04	2.73e+03	7.85e+01	7.16e+01	9.79e+02	1.77e+03	3.89e+03
F5	平均值	<b>1.32e+03</b>	1.55e+03*	2.08e+03*	1.71e+03*	1.40e+03*	1.49e+03*	1.65e+03*	1.92e+03*	1.40e+03
	标准差	1.01e+02	2.39e+02	<b>7.49e+01</b>	7.06e+01	1.27e+02	1.06e+02	7.21e+01	8.19e+01	7.68e+01
F6	平均值	<b>6.67e+02</b>	6.75e+02	7.13e+02*	6.91e+02*	6.68e+02*	6.69e+02	6.89e+02*	6.68e+02	6.74e+02*
	标准差	8.40e+00	1.32e+01	5.71e+00	5.28e+00	9.56e+00	6.84e+00	5.19e+00	<b>4.42e+00</b>	6.83e+00
F7	平均值	<b>2.30e+03</b>	2.82e+03*	4.05e+03*	3.57e+03*	2.67e+03*	2.31e+03*	3.82e+03*	4.99e+03*	2.90e+03*
	标准差	2.26e+02	3.01e+02	<b>1.23e+02</b>	1.29e+02	2.21e+02	2.08e+02	1.26e+02	3.14e+02	2.51e+02
F8	平均值	<b>1.79e+03</b>	1.98e+03	2.58e+03*	2.19e+03*	1.80e+03*	1.92e+03*	2.11e+03*	2.26e+03*	1.87e+03
	标准差	1.06e+02	2.27e+02	9.02e+01	1.02e+02	1.21e+02	1.36e+02	<b>7.00e+01</b>	9.67e+01	1.34e+02
F9	平均值	5.14e+04	6.63e+04*	8.16e+04	5.07e+04*	4.29e+04*	<b>3.35e+04*</b>	6.72e+04*	7.46e+04*	5.72e+04*
	标准差	7.87e+03	1.63e+04	7.54e+03	6.30e+03	8.99e+03	<b>6.17e+03</b>	6.41e+03	6.90e+03	1.81e+04
F10	平均值	2.12e+04	2.53e+04*	3.18e+04*	2.49e+04*	<b>2.08e+04*</b>	2.21e+04*	2.46e+04*	2.42e+04*	2.96e+04*
	标准差	<b>1.61e+03</b>	5.20e+03	2.12e+04	1.92e+03	1.68e+03	1.70e+03	2.15e+03	1.93e+03	3.09e+03
F11	平均值	<b>4.90e+03</b>	1.69e+05*	2.05e+05*	1.06e+05*	7.26e+03*	1.54e+04*	1.17e+05*	1.85e+05*	2.37e+05*
	标准差	<b>7.07e+02</b>	4.68e+04	3.45e+04	1.62e+04	2.41e+03	4.92e+03	3.52e+04	2.85e+04	1.21e+05
F12	平均值	<b>1.72e+07</b>	3.75e+09*	1.88e+11*	1.21e+10*	3.14e+08*	4.48e+08*	3.31e+09*	8.29e+09*	1.20e+10*
	标准差	<b>8.67e+06</b>	1.34e+09	2.49e+10	3.47e+09	1.13e+08	2.19e+08	1.03e+09	1.50e+09	1.07e+10
F13	平均值	<b>1.07e+04</b>	1.68e+08*	4.61e+10*	2.77e+08*	4.07e+05*	9.33e+05*	4.29e+07*	1.21e+08*	6.80e+07*
	标准差	<b>5.53e+03</b>	1.88e+08	9.33e+09	1.57e+08	1.02e+06	1.27e+06	1.40e+07	5.60e+07	3.16e+08
F14	平均值	<b>5.43e+05</b>	1.67e+07*	8.68e+07*	1.58e+07*	2.37e+06*	2.94e+06*	8.40e+06*	1.90e+07*	1.08e+07*
	标准差	<b>2.50e+05</b>	1.28e+07	6.19e+07	8.16e+06	1.32e+06*	1.6e+06	3.00e+06	7.19e+06	6.36e+06
F15	平均值	<b>5.18e+03</b>	3.19e+07*	2.29e+10*	3.71e+07*	5.40e+04*	1.78e+05*	7.41e+06*	6.16e+06*	6.74e+07*
	标准差	<b>2.93e+03</b>	6.59e+07	7.84e+09	5.84e+07	2.34e+04	1.29e+05	4.03e+06	4.62e+06	6.29e+07
F16	平均值	<b>6.19e+03</b>	9.12e+03*	2.02e+04*	1.22e+04*	6.86e+03	6.87e+03	9.86e+03*	7.39e+03*	8.73e+03*
	标准差	9.85e+02	1.44e+03	4.15e+03	1.66e+03	8.37e+02	<b>8.35e+02</b>	1.16e+03	9.00e+02	2.64e+03
F17	平均值	<b>5.48e+03</b>	8.32e+03*	8.06e+06*	1.12e+04*	5.61e+03	6.29e+03*	7.65e+03*	6.96e+03*	1.14e+04*
	标准差	<b>4.72e+02</b>	1.14e+03	1.10e+07	4.15e+03	6.66e+02	5.42e+02	8.84e+02	5.30e+02	3.43e+03
F18	平均值	<b>1.06e+06</b>	1.88e+07*	2.41e+08*	1.11e+07*	4.40e+06*	6.21e+06*	8.07e+06*	2.06e+07*	1.38e+07*
	标准差	<b>5.09e+05</b>	1.43e+07	2.56e+08	5.60e+06	2.53e+06	2.99e+06	4.74e+06	8.05e+06	8.34e+06
F19	平均值	<b>4.91e+03</b>	4.07e+07*	2.23e+10*	4.77e+07*	1.27e+06*	8.34e+06*	2.17e+07*	1.14e+07*	1.42e+06*
	标准差	<b>2.69e+03</b>	3.60e+07	6.31e+09	4.10e+07	7.69e+05	2.83e+06	9.60e+06	7.80e+06	6.25e+06
F20	平均值	<b>5.48e+03</b>	6.86e+03*	7.83e+03*	6.40e+03*	5.69e+03	6.15e+03*	6.19e+03*	6.11e+03*	6.45e+03*
	标准差	<b>5.01e+02</b>	1.02e+03	5.98e+02	6.61e+02	5.89e+02	7.18e+02	5.47e+02	5.07e+02	8.74e+02

注: CEC2017中F2已被删除

如表1, FETDOA整体展现出更优的高维可扩展性与综合优化能力. 最优值与平均值指标上, 其在多数测试函数中显著优于对比算法, 高难度函数中优势尤为突出, F1呈数量级领先, F12-F15、F18-F20等复杂函数保持领先, 验证其高维复杂搜索空间中可获取高质量解并抑制性能退化; 仅少数函数非最优, 但差距有限, 不影响整体领先态势. 标准差方面, FETDOA在多数函数中波动幅度较小或具竞争力, 稳定性与鲁棒性优良; 个别函数虽标准差不

及其他算法, 但仍以更优平均性能为支撑. 综上,  $d = 100$ 实验验证FETDOA在高维场景下兼具优质解质量与强稳定性, 整体性能优于多数对比算法.

总体来看, 绝大多数对比项的 $\alpha$ 值小于0.05, 即FETDOA与对比算法的性能分布存在显著差异;  $d = 100$ 时, 从分算法的优势覆盖度来看, TTHHO、MShOA在全部19个测试函数中均被FETDOA显著超越, 校正后 $\alpha$ 值仍低于0.05; DBO、SGA仅在2~3个极端函数中与FETDOA无差异, 其余场景的

优势均通过统计检验; CELSMA、ACB SAO、EDBO、DO 则在 4~5 个强多模态函数中表现出与 FETDOA 相当的性能,但在常规工程优化场景下仍显著弱于 FETDOA.

#### 4 工程应用

本节选取了三个工程实例,旨在评估 FETDOA 的工程应用能力.本文在工程应用中选择并比较了适用于工程应用的算法,实验中每种算法的种群规模为 50,最大迭代次数为 1000.

##### 4.1 十二杆桁架设计问题

十二杆桁架是对称受力结构,通过调整十二个参数变量,同时在满足桁架构件在满足强度安全、结构稳定、结构对称的前提下,实现减轻桁架整个结构的重量设计.十二个决策变量分别为:两侧斜腹杆( $x_1$ 、 $x_3$ )、顶部底部弦杆( $x_2$ )、中部斜腹杆( $x_4$ 、 $x_6$ )、中部弦杆( $x_5$ )、左侧分支杆件( $x_7$ 、 $x_8$ 、 $x_9$ )、右侧分支杆件( $x_{10}$ 、 $x_{11}$ 、 $x_{12}$ ).以下为十二杆桁架设计的数学模型:

目标函数:

$$\min f(x) = l \cdot 2\sqrt{2}x_1 + l \cdot (x_2 + x_3 + x_4 + x_5) + l \cdot (x_6 + x_7 + x_8 + x_9 + x_{10} + x_{11} + x_{12}). \quad (23)$$

约束条件:

$$\left\{ \begin{array}{l} g_1(\vec{x}) = \frac{P(\sqrt{2}x_1 + x_2 + x_3)}{\sqrt{2}x_1^2 + 2x_1x_2 + x_3^2 + x_4^2} - q \leq 0 \\ g_2(\vec{x}) = \frac{P(x_4 + x_5 + x_6)}{x_4^2 + x_5^2 + x_6^2} - q \leq 0 \\ g_3(\vec{x}) = \frac{P}{\sqrt{2}x_3 + x_1} - q \leq 0 \\ g_4(\vec{x}) = \frac{P(x_7 + x_8 + x_9)}{x_7^2 + x_8^2 + x_9^2} - q \leq 0 \\ g_5(\vec{x}) = \frac{P(x_{10} + x_{11} + x_{12})}{x_{10}^2 + x_{11}^2 + x_{12}^2} - q \leq 0 \\ g_6(\vec{x}) = 0.01 - x_1 \leq 0 \\ g_7(\vec{x}) = |x_1 - x_3| - 0.05 \leq 0 \\ g_8(\vec{x}) = |x_4 - x_6| - 0.05 \leq 0 \\ 1 \leq x_1, x_3, x_5, x_7, x_9, x_{10}, x_{11} \leq 10 \\ 0.1 \leq x_2, x_4, x_6, x_8, x_{12} \leq 5 \end{array} \right. \quad (24)$$

其中  $l = 360$  cm,  $P = 100$  KN,  $q = 25$  KN/cm<sup>2</sup>. 优化结果如图 7、表 2 所示.

结合表 2 优化结果可知, FETDOA 在处理高维、多约束、强耦合工程优化问题时,综合性能显著优于对比算法.该问题含 12 个连续设计变量与多类非线性约束,可行域高度受限且目标函数维度较高,易形成多模态搜索景观. FETDOA 获得的最优目标

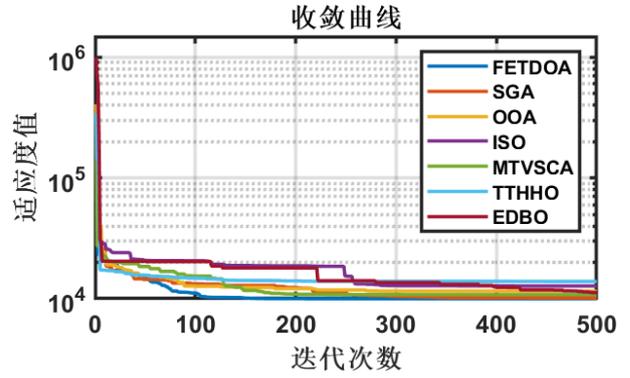


图7 十二杆桁架设计优化收敛曲线

值  $f(x) = 10011.5246$  优势突出,体现其在复杂约束下更强的可行域搜索与全局寻优能力.

如图 7,收敛曲线表明,算法在迭代初期能快速脱离约束违反造成的高适应度区域,中后期平稳持续下降,有效抑制早熟收敛.针对多模态搜索空间, FETDOA 借助混沌映射增强全局探索、切线飞行扩展搜索范围、精英经验交换提升局部开发,显著降低局部最优风险.虽然扰动与经验交互使单次迭代开销略有上升,但算法能更高效聚焦高质量可行域,提升函数评价利用率,整体计算效率与工程适用性更优.综上, FETDOA 在高维多约束桁架优化问题中具有更优的鲁棒性、收敛精度与稳定性,优化性能明显优于对比算法.

##### 4.2 综合能源系统调度优化

建筑综合能源系统通过整合电力、热力、制冷、燃气、分布式可再生能源及储能装置等多元能源设备,可实现多能流协同供应与高效利用.优化调度可有效平抑建筑用能峰谷差,提升设备利用率与综合能源利用效率,降低运行能耗与用能成本,同时最大化消纳光伏、风电等分布式可再生能源,减少化石能源消耗与碳排放,助力建筑低碳绿色运行.合理的调度策略还能增强系统应对负荷波动与能源扰动的能力,提高运行可靠性、稳定性与灵活性,为智慧建筑、近零能耗建筑及区域综合能源系统的安全高效运行提供重要支撑,对推动建筑领域节能降碳与能源转型具有重要的理论价值与工程意义,其数学模型参考文献 [26].

由下图可知, FETDOA 在多能流耦合与新能源出力不确定场景下可实现全局协同优化,其中图 8 中高电价时段电网购电显著降低,燃气轮机与光伏优先出力,储电系统低充高放,配合需求响应有效平抑电负荷波动,提升供电经济性与可靠性;图 9 通过协调多种制冷与储冷设备,实现冷负荷时序转移并利用余热提升效率,降低高电价时段电制冷占比,增

表2 十二杆桁架设计的优化结果

算法	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$x_6$	$x_7$	$x_8$	$x_9$	$x_{10}$	$x_{11}$	$x_{12}$	$f(x)$
SGA	1.6364	0.1080	1.6864	4.3662	1.0106	4.3476	1.0000	0.1665	4.7752	0.1678	1.0377	4.7801	10106.8908
OOA <sup>[23]</sup>	2.5814	0.1000	2.6290	4.2199	3.4083	4.2564	1.0000	0.1000	4.7233	0.1004	4.1891	0.1000	11565.9778
ISO <sup>[24]</sup>	3.4280	1.3904	3.3984	0.9197	5.1062	0.9028	2.3163	0.2571	4.9770	1.2988	4.8954	0.2322	12740.5803
MTVSCA <sup>[25]</sup>	3.9106	0.1651	3.9607	0.1367	4.2177	0.1000	4.7189	0.1007	1.0000	0.1000	4.2418	0.1644	10788.1486
TTHHO	3.8959	0.1324	3.9306	0.5872	4.8502	0.6281	4.7227	3.8961	1.0005	4.7259	2.9998	0.1106	13897.2812
EDBO	3.9289	0.1266	3.9723	0.1228	4.2501	0.1350	5.0485	0.2686	1.6025	0.1547	4.2880	0.1244	11235.5088
FETDOA	1.6274	0.1000	1.6777	3.0710	5.1322	3.0209	4.7185	0.1000	1.0000	0.1000	4.1863	0.1000	<b>10011.5246</b>

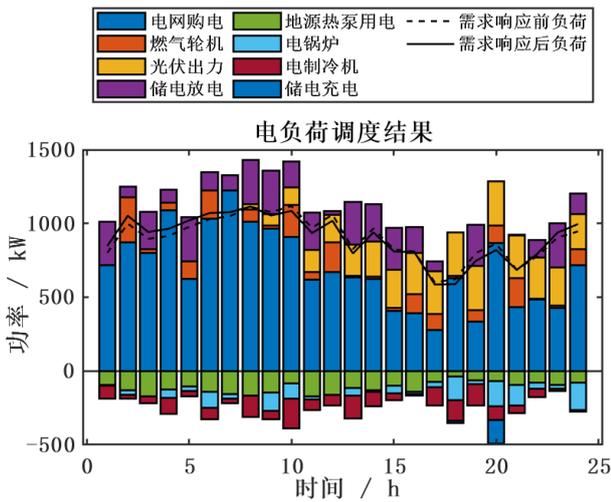


图8 优化调度后的电负荷

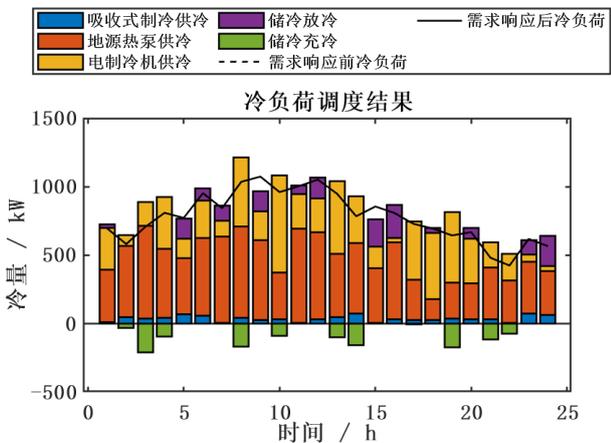


图9 优化调度后的冷负荷

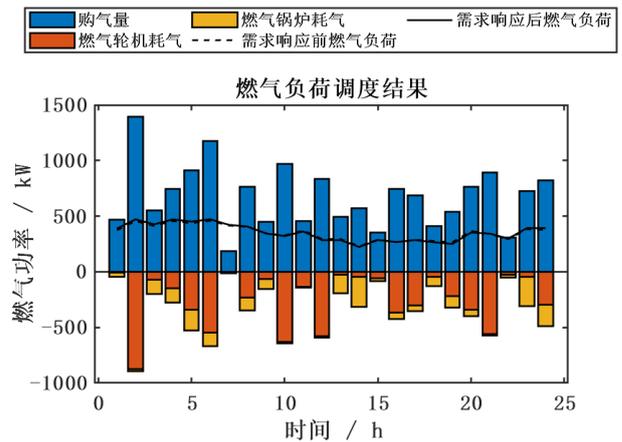


图10 优化调度后的气负荷

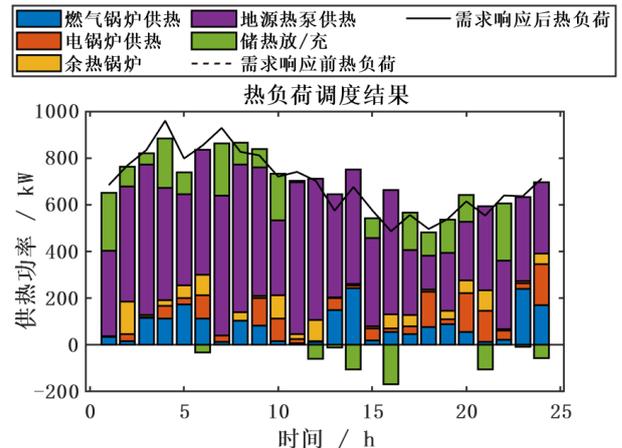


图11 优化调度后的热负荷

强供冷经济性与灵活性; 图 10 优化了购气与燃气设备耗气匹配, 平滑气负荷曲线, 通过“气—电—热”联供全局优化使燃气轮机在供需高峰优先运行, 提升气侧调度经济性与稳定性; 图 11 借助综合需求响应重构热负荷时序分布, 协同多种供热设备与储热系统低充高放, 挖掘热侧调节潜力, 降低供热成本并提升供热稳定性。

如图 12 所示, FETDOA 通过引入多阶段搜索机制, 实现全局探索与局部开发的有效平衡: 前期通过增强种群多样性与大步长搜索, 快速覆盖解空间并规避早熟收敛; 中后期借助自适应搜索强度调整与

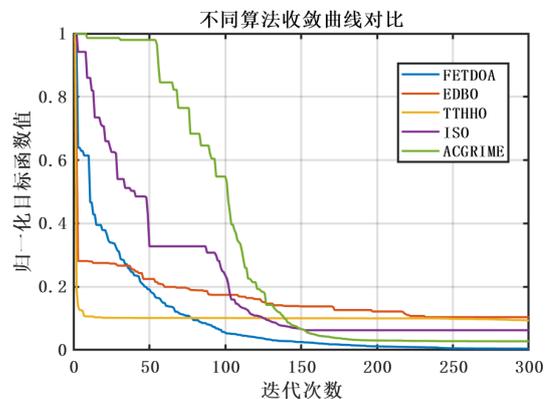


图12 综合能源系统调度优化收敛图

精细化扰动, 引导个体向潜在最优区域集中, 提升解的精度与稳定性。同时, 该算法对高维决策变量及多

重约束适应性良好,可在电—热—冷—气多能流强耦合条件下保持稳定搜索性能,使其在综合能源系统调度优化中,既能获得更优经济性指标,又能输出符合工程逻辑的调度方案,具备较强实际应用价值.

### 4.3 某采煤工业园区钢桁架栈桥工程结构优化

#### 4.3.1 桁架结构工程概况

本节以某管式栈桥实际工程为研究对象,针对该工程桁架结构,采用本文提出的改进豺优化算法进行结构优化分析.选取桁架其中一段进行研究,其总跨度为300m,桁架高度为3.3m,横向断面宽度为6.9m.桁架各杆件均采用Q345B空心钢管,各类杆件的原始截面尺寸如下图所示.桁架四角设置为固定支座,底板为现浇混凝土结构,支座下方由混凝土柱提供支撑与固定.混凝土柱能够有效约束桁架的侧向位移,使得结构整体稳定性较好.

#### 4.3.2 钢管栈桥工程的约束条件

(1) 强度约束:

$$|\delta_{max}| \leq f. \quad (25)$$

其中 $\delta_{max}$ 为各杆件的截面最大应力值,由《钢结构设计规范》(GB 50017-2014)可知Q345钢管的 $f = 310$  MPa.

(2) 刚度约束:

$$\lambda_{max} \leq [\lambda]. \quad (26)$$

其中 $\lambda_{max}$ 为杆件的极限长细比, $[\lambda]$ 为许用长细比,对于受压杆件取 $[\lambda] = 150$ ,对于受拉杆件取 $[\lambda] = 250$ .

(3) 稳定性约束:

$$\frac{N}{\varphi A} \leq f. \quad (27)$$

其中 $\varphi$ 为轴心受压杆件的稳定系数.

(4) 挠度约束:

$$\gamma_{max} \leq \frac{L}{400}. \quad (28)$$

其中 $\gamma_{max}$ 桁架最大挠度, $L$ 为跨度.

#### 4.3.3 钢管栈桥工程桁架结构的目标函数

以15组杆件截面参数组成的设计变量向量为:

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_{15}]^T. \quad (29)$$

第 $i$ 根杆件属于第 $g(i)$ 组,则其截面面积、惯性矩等由该组变量确定

$$A_i = A(x_{g(i)}), \quad (30)$$

$$I_i = I(x_{g(i)}). \quad (31)$$

结构总重量目标函数:

$$W_{min} = \rho \sum_{i=1}^{n_e} A_i(x) L_i. \quad (32)$$

其中 $\rho = 7820$  kg/m<sup>3</sup>, $n_e$ 为杆件总数, $L_i$ 为第 $i$ 根杆件长度.

#### 4.3.4 桁架结构优化设计

桁架结构杆件分布如图13至图16所示,结构内的125根杆件按规格类型可划分为15组,具体分组情况见表3所示.材料密度为 $\rho = 7820$  kg/m<sup>3</sup>,弹性模量 $E = 2.06 \times 10^5$  MPa,每个节点沿各个方向的最大位移不超过5.5mm,许用应力为172.5 MPa.改进豺优化算法的控制参数如下:混沌映射参数 $mu = 0.2$ 、切线飞行策略触发概率 $p_{tan} = 0.4$ 、切线步长 $\alpha = 0.15$ 、精英池采样概率 $p_{archive} = 0.8$ .运行环境为Windows 11操作系统,AMD Ryzen 7 4800U处理器,主频为1.80 GHz,16 GB内存.优化后结果如表4所示,其中表中数据重量单位为千克(kg),杆件横截面积单位为平方毫米(mm<sup>2</sup>).

结合表4的15次独立运行结果可知,FETDOA在管式栈桥桁架结构优化中展现出更优的综合寻优能力与工程适用性.以可行解重量为指标,FETDOA

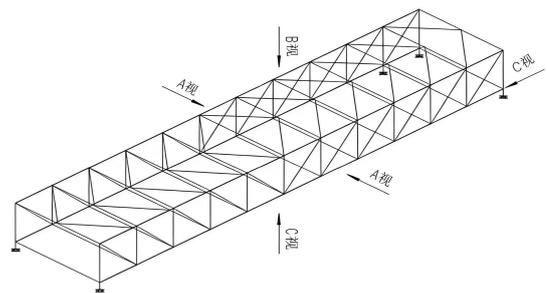


图13 钢管栈桥桁架结构图

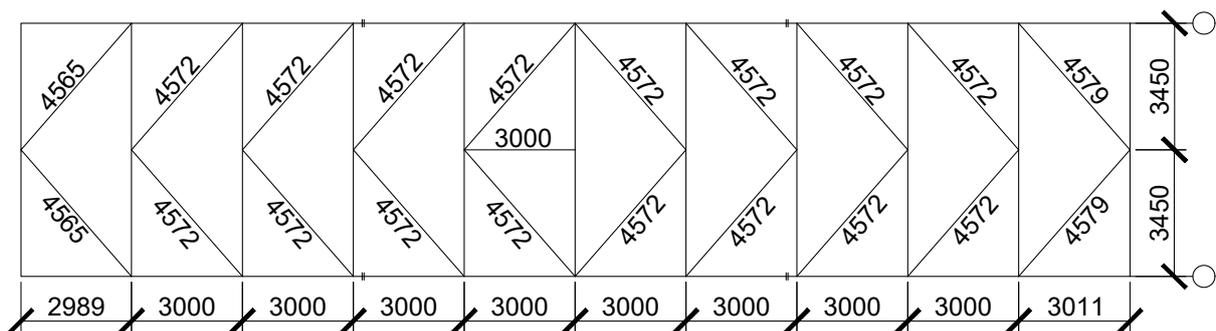


图14 桁架上弦平面几何尺寸图

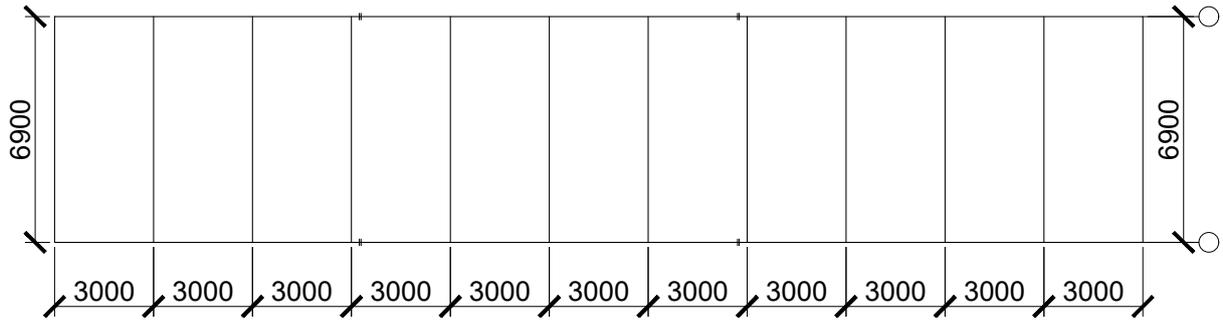


图15 桁架下弦平面几何尺寸图

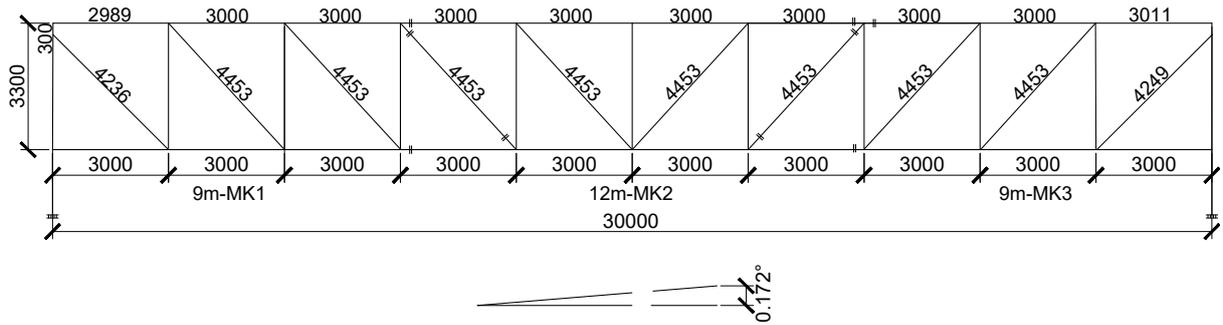


图16 桁架立面几何尺寸图

表3 钢管栈桥杆件分组

杆件分组编号	杆件规格	杆件数量	杆件分组编号	杆件规格	杆件数量	杆件分组编号	杆件规格	杆件数量
A <sub>1</sub>	Φ159 × 7	4	A <sub>6</sub>	Φ95 × 4	8	A <sub>11</sub>	Φ73 × 4	12
A <sub>2</sub>	Φ152 × 5.5	8	A <sub>7</sub>	Φ121 × 4.5	6	A <sub>12</sub>	Φ50 × 4	1
A <sub>3</sub>	Φ152 × 5	4	A <sub>8</sub>	Φ203 × 12	40	A <sub>13</sub>	HM390 × 300 × 10 × 16	4
A <sub>4</sub>	Φ114 × 5	4	A <sub>9</sub>	Φ194 × 9	9	A <sub>14</sub>	HM340 × 250 × 9 × 14	4
A <sub>5</sub>	Φ121 × 5	4	A <sub>10</sub>	Φ89 × 4	8	A <sub>15</sub>	HN400 × 200 × 8 × 13	9

表4 钢管栈桥结构优化结果对比

分组编号	杆件原始数据	FETDOA	ACB_SAO	CELSMA	EDBO	ISO	TTHHO
A <sub>1</sub>	3340.96	3021.12	3026.76	3051.74	3066.32	3072.54	3058.79
A <sub>2</sub>	2530.06	2279.17	2302.99	2312.29	2318.03	2326.11	2323.01
A <sub>3</sub>	2307.9	2092.93	2095.06	2108.13	2119.32	2117.54	2112.29
A <sub>4</sub>	1711.3	1542.34	1557.69	1568.44	1576.39	1577.86	1573.91
A <sub>5</sub>	1821.2	1641.44	1654.47	1663.06	1673.66	1680.03	1668.93
A <sub>6</sub>	1142.96	1033.23	1039.34	1048.28	1048.91	1049.52	1048.49
A <sub>7</sub>	1646.15	1486.35	1499.32	1503.25	1509.72	1521.01	1514.10
A <sub>8</sub>	7196.88	6500.19	6546.60	6594.69	6610.45	6631.86	6606.25
A <sub>9</sub>	5228.1	4718.03	4749.51	4783.21	4798.37	4825.54	4797.50
A <sub>10</sub>	1067.6	965.04	970.30	978.26	980.43	983.48	979.41
A <sub>11</sub>	866.64	785.35	785.57	792.53	803.35	795.36	792.82
A <sub>12</sub>	577.76	521.25	526.71	529.54	531.44	530.71	532.00
A <sub>13</sub>	8700	7880.48	7900.63	7971.40	8016.04	7996.97	7957.58
A <sub>14</sub>	6560	5938.70	5972.73	5996.41	6021.53	6026.43	6043.31
A <sub>15</sub>	5800	5221.23	5268.15	5303.13	5331.63	5318.77	5342.98
总重量	17262.82	15590.78	15694.88	15805.06	15861.27	15892.91	15847.47
减重比例		9.69%	9.08%	8.44%	8.12%	7.94%	8.2%

优化后结构总重量为 15590.78kg, 相较原方案减重 9.69%, 优于 ACB\_SAO、CELSMA 等对比算法, 且多次运行结果稳定性与一致性良好. 该算例包含强度、节点位移及受压杆件稳定等约束, 可行域狭窄且

最优解多位于约束边界. FETDOA 的目标函数值随迭代连续平滑下降, 可在满足约束的前提下持续获得更轻可行解; 而部分对比算法迭代中后期易出现改进停滞, 难以在可行域边界精细开发, 易停留于次

优区域.

针对 15 组杆件截面参数组合的非线性多峰优化特性, FETDOA 全迭代阶段均能持续改进, 平衡全局探索与局部开发, 跳出局部最优能力较强; 其他算法则易出现早熟收敛或对有效搜索区域定位依赖性过高的问题. 计算代价方面, 在相同种群规模与最大迭代次数下, 尽管 FETDOA 的融合策略使单代增加少量函数评估, 但单位迭代改进效率更高, 达到同等优化质量所需迭代更少, 具备总体计算优势. 综上, FETDOA 在约束处理、复杂多模态搜索及优化效率上均表现出更优的工程适应性.

## 5 结论

在豺优化算法中加入 Fuch 混沌映射、改进的经验交换策略、切线飞行策略, 三者不仅能针对性弥补豺优化算法的固有缺陷, 还能与豺群“协同捕猎、经验传承”的原生仿生机制深度契合, 且策略间可形成互补协同, 有效克服了传统优化算法易陷入局部最优的缺陷. FETTDOA 在复杂函数优化中展现出的高精度与稳定性, 使其可拓展至工程设计、机器学习参数优化等实际领域. 此外, 在实际工程优化问题上, 改进算法与其他优秀算法进行对比, 优化结果均为最优, 表明了该算法在解决实际工程问题上的能力.

## 参考文献 (References)

- [1] 任庆欣, 冯锋. 多策略多维度融合改进的河马优化算法[J]. 计算机科学, 2025, 52(S1): 313-320.  
(Ren Q X, Feng F. Hippo optimization algorithm improved by multi-strategy and multi-dimensional fusion[J]. Computer Science, 52(S1), 313-320.)
- [2] 张嘉伟, 马占有, 丁贝贝. 多策略改进的河马优化算法在路径规划中的应用[J]. 计算机科学, [https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=tC3tAMdiXNfHW0yHLFK-B5fH4B-OvrnJMgclrBvuDwitWRAk0TpOOCwvkug-MIqqmuho7VnyNgjCGsiiXspB5SDc6X\\_uakBzxMVEnF-tMabwFO4-25-a9W-VSdSjqmBshPC5AouBd3y8nZs-5gGyVdzVJfoWBG0AsUOvSYJ1HwHJOpgkxEQgkQ==&uniplatform=NZKPT&language=CHS](https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=tC3tAMdiXNfHW0yHLFK-B5fH4B-OvrnJMgclrBvuDwitWRAk0TpOOCwvkug-MIqqmuho7VnyNgjCGsiiXspB5SDc6X_uakBzxMVEnF-tMabwFO4-25-a9W-VSdSjqmBshPC5AouBd3y8nZs-5gGyVdzVJfoWBG0AsUOvSYJ1HwHJOpgkxEQgkQ==&uniplatform=NZKPT&language=CHS).  
(Zhang J W, Ma Z Y, Ding B B. Application of the multi-strategy improved hippopotamus optimization algorithm in path planning[J]. Computer Science, [https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=tC3tAMdiXNfHW0yHLFKB5fH4B-OvrnJMgclrBvuDwitWRAk0TpOOCwvkugMIqqmuho7VnyNgjCGsiiXspB5SDc6X\\_uakBzxMVEnF-tMabwFO4-25-a9W-VSdSjqmBshPC5AouBd3y8nZs5gGyVdzVJfoWBG0AsUOvSYJ1HwHJOpgkxEQgkQ==&uniplatform=NZKPT&language=CHS](https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=tC3tAMdiXNfHW0yHLFKB5fH4B-OvrnJMgclrBvuDwitWRAk0TpOOCwvkugMIqqmuho7VnyNgjCGsiiXspB5SDc6X_uakBzxMVEnF-tMabwFO4-25-a9W-VSdSjqmBshPC5AouBd3y8nZs5gGyVdzVJfoWBG0AsUOvSYJ1HwHJOpgkxEQgkQ==&uniplatform=NZKPT&language=CHS).)
- [3] 何印, 孔玲玲, 郑哲明. 融合多策略改进的班翠鸟算法及微电网调度[J]. 电子测量技术, 2025, 48(7): 55-65.  
(He Y, Kong L L, Zheng Z M. A multi-strategy improved pelican optimization algorithm for microgrid scheduling[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(7): 55-65.)
- [4] Li C X, Zhang K Y, Zheng B, et al. Path planning problem solved by an improved black-winged kite optimization algorithm based on multi-strategy fusion[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2025, 16(10): 7859-7895.
- [5] 王凯, 郭玉英, 廖兰馨. 基于自适应多策略改进蛇优化算法的多无人机路径规划方法[J]. 电光与控制, [https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=tC3tAMdiXNej59WkWzATg5uLAB9b7hWCVPjQ1umFMk7atLDoqNcg-6H\\_L5NNr4-H3kdszu9YE82dvKL9UqNYH77-eTIEPXHStqdNxb3TqcfjMv5VT5T\\_sdPd5Hqhxy7oDsax24K8qKzbR4n-xOUeITRX-EQd7pqLsalflwKInpvhb-QTEguQFfA==&uniplatform=NZKPT&language=CHS](https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=tC3tAMdiXNej59WkWzATg5uLAB9b7hWCVPjQ1umFMk7atLDoqNcg-6H_L5NNr4-H3kdszu9YE82dvKL9UqNYH77-eTIEPXHStqdNxb3TqcfjMv5VT5T_sdPd5Hqhxy7oDsax24K8qKzbR4n-xOUeITRX-EQd7pqLsalflwKInpvhb-QTEguQFfA==&uniplatform=NZKPT&language=CHS).  
(Wang K, Guo Y Y, Liao L X. An adaptive multi-strategy improved snake optimization algorithm-based multi-UAV path planning method[J]. Electronics Optics & Control, [https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=tC3tAMdiXNej59WkWzATg5uLAB9b7hWCVPjQ1umFMk7atLDoqNcg-6H\\_L5NNr4-H3kdszu9YE82dvKL9UqNYH77-eTIEPXHStqdNxb3TqcfjMv5VT5T\\_sdPd5Hqhxy7oDsax24K8qKzbR4n-xOUeITRX-EQd7pqLsalflwKInpvhb-QTEguQFfA==&uniplatform=NZKPT&language=CHS](https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=tC3tAMdiXNej59WkWzATg5uLAB9b7hWCVPjQ1umFMk7atLDoqNcg-6H_L5NNr4-H3kdszu9YE82dvKL9UqNYH77-eTIEPXHStqdNxb3TqcfjMv5VT5T_sdPd5Hqhxy7oDsax24K8qKzbR4n-xOUeITRX-EQd7pqLsalflwKInpvhb-QTEguQFfA==&uniplatform=NZKPT&language=CHS).)
- [6] Lei W L, Han J P, Wu X H. Improved osprey optimization algorithm with multi-strategy fusion[J]. Biomimetics, 2024, 9(11): 670.
- [7] 杜佳鑫, 刘媛华. 融合切线飞行和黄金正弦策略的改进斑翠鸟优化算法[J]. 重庆工商大学学报: 自然科学版, [https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=tC3tAMdiXNdZQAoFWNZAzf42WcDy3qkbpONyXqmbBn78AN3ICq6aAOwzb2rpRUj6s9TTPmBYvkvyIiG1dlI5q\\_2d1z6xMfoaqbP2VazqNNWOb93WOYqZ6BbRpgY1tVz-9rNWu\\_tIHyhNepr3LP61M0v7I79kzS4WBkfJPxssvE9cQLkAI3A1GA==&uniplatform=NZKPT&language=CHS](https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=tC3tAMdiXNdZQAoFWNZAzf42WcDy3qkbpONyXqmbBn78AN3ICq6aAOwzb2rpRUj6s9TTPmBYvkvyIiG1dlI5q_2d1z6xMfoaqbP2VazqNNWOb93WOYqZ6BbRpgY1tVz-9rNWu_tIHyhNepr3LP61M0v7I79kzS4WBkfJPxssvE9cQLkAI3A1GA==&uniplatform=NZKPT&language=CHS).  
(Du J X, Liu Y H. Improved pied kingfisher optimizer based on tangent flight and golden sine strategy[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University: Natural Science Edition, [https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=tC3tAMdiXNdZQAoFWNZAzf42WcDy3qkbpONyXqmbBn78AN3ICq6aAOwzb2rpRUj6s9TTPmBYvkvyIiG1dlI5q\\_2d1z6xMfoaqbP2VazqNNWOb93WOYqZ6BbRpgY1tVz-9rNWu\\_tIHyhNepr3LP61M0v7I79kzS4WBkfJPxssvE9cQLkAI3A1GA==&uniplatform=NZKPT&language=CHS](https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=tC3tAMdiXNdZQAoFWNZAzf42WcDy3qkbpONyXqmbBn78AN3ICq6aAOwzb2rpRUj6s9TTPmBYvkvyIiG1dlI5q_2d1z6xMfoaqbP2VazqNNWOb93WOYqZ6BbRpgY1tVz-9rNWu_tIHyhNepr3LP61M0v7I79kzS4WBkfJPxssvE9cQLkAI3A1GA==&uniplatform=NZKPT&language=CHS).)
- [8] Xu Y, Sang B C, Zhang Y. Research on optimization algorithm and application of improved northern goshawk based on fusion strategy[J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2025, 37(21/22): e70136.
- [9] Huang G X, Wei J N, Yuan Y G, et al. Parrot optimization algorithm for improved multi-strategy fusion for feature optimization of data in medical and industrial field[J]. Swarm and Evolutionary

- Computation*, 2025, 95: 101908.
- [10] 刘威, 牛英杰, 王东, 等. 引入人工偏好权重的混合型黑猩猩优化算法及应用[J]. *控制与决策*, 2024, 39(2): 411-419.  
(Liu W, Niu Y J, Wang D, et al. Hybrid chimp optimization algorithm with artificial preference weight and its application[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(2): 411-419.)
- [11] 回立川, 于千皓. 多策略混合的改进沙猫群优化算法及其应用[J]. *控制与决策*, 2024, 39(10): 3216-3224.  
(Hui L C, Yu Q H. Improved sand cat swarm optimization algorithm based on multi-strategy mixing and its application[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(10): 3216-3224.)
- [12] 李岩, 钱谦. 基于多种群与协同量子化的哈里斯鹰优化算法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(7): 2169-2176.  
(Li Y, Qian Q. Harris hawks optimization algorithm based on multigroup and collaborative quantization[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(7): 2169-2176.)
- [13] Mohammed B O, Aghdasi H S, Salehpour P. Dhole optimization algorithm: A new metaheuristic algorithm for solving optimization problems[J]. *Cluster Computing*, 2025, 28(7): 430.
- [14] Daniel C. One-at-a-time plans[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1973, 68(342): 353-360.
- [15] Xue J K, Shen B. Dung beetle optimizer: A new metaheuristic algorithm for global optimization[J]. *The Journal of Supercomputing*, 2023, 79(7): 7305-7336.
- [16] Tian A Q, Liu F F, Lv H X. Snow Geese Algorithm: A novel migration-inspired meta-heuristic algorithm for constrained engineering optimization problems[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2024, 126: 327-347.
- [17] Sánchez Cortez J A, Peraza Vázquez H, Peña Delgado A F. A novel bio-inspired optimization algorithm based on mantis shrimp survival tactics[J]. *Mathematics*, 2025, 13(9): 1500.
- [18] Zhao S J, Zhang T R, Ma S L, et al. Dandelion Optimizer: A nature-inspired metaheuristic algorithm for engineering applications[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, 114: 105075.
- [19] Sutha A, Tangaramvong S, Gao W. Chaotic enhanced leader slime mold algorithm for dome structures with frequency constraints[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15: 31165.
- [20] Abdulrab H, Hussin F A, Ismail I, et al. Energy efficient optimal deployment of industrial wireless mesh networks using transient trigonometric Harris Hawks optimizer[J]. *Heliyon*, 2024, 10(7): e28719.
- [21] Duankhan P, Sunat K, Soomlek C. Enhanced adaptive smell agent optimization: Leveraging fusion besiege attack and Probabilistic switching mechanism for Constrained optimization tasks[C]. *Data Science and Artificial Intelligence*. Singapore, 2025: 241-255.
- [22] Yu M Y, Du J, Xu X X, et al. A multi-strategy enhanced Dung Beetle Optimization for real-world engineering problems and UAV path planning[J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2025, 118: 406-434.
- [23] Zhong C T, Li G, Meng Z. Beluga whale optimization: A novel nature-inspired metaheuristic algorithm[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 251: 109215.
- [24] Zhu Y W, Huang H S, Wei J N, et al. ISO: An improved snake optimizer with multi-strategy enhancement for engineering optimization[J]. *Expert Systems with Applications*, 2025, 281: 127660.
- [25] Nadimi-Shahraki M H, Taghian S, Javaheri D, et al. MTV-SCA: Multi-trial vector-based sine cosine algorithm[J]. *Cluster Computing*, 2024, 27(10): 13471-13515.
- [26] 张春霞. 基于改进麻雀搜索算法的建筑综合能源系统优化调度[J]. *山东电力技术*, 2025, 52(2): 23-31.  
(Zhang C X. Optimal scheduling of building integrated energy system based on improved sparrow search algorithm[J]. *Shandong Electric Power*, 2025, 52(2): 23-31.)

## 作者简介

李彦苍 (1974-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为智能优化算法及应用, E-mail: [liyancang@hebeu.edu.cn](mailto:liyancang@hebeu.edu.cn);

靳雯雯 (2002-), 女, 硕士生, 主要研究方向为智能优化算法及应用, E-mail: [17752962030@163.com](mailto:17752962030@163.com);

连思达 (1991-), 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为深度学习算法驱动的智能运维、智能结构优化、结构损伤识别, E-mail: [liansdhebei@163.com](mailto:liansdhebei@163.com).