

混合策略改进的回旋镖气动椭圆优化算法及其应用

郭 权, 曾钰清, 温子力

赣南科技学院智能制造与材料工程学院, 江西 赣州

收稿日期: 2026年4月15日; 录用日期: 2026年5月9日; 发布日期: 2026年5月18日

摘 要

针对回旋镖气动椭圆优化算法(BAEO)在复杂搜索空间中易陷入局部最优、种群初始化分布不均等问题, 提出了一种混合策略改进的回旋镖气动椭圆优化算法(IBAEO)。首先, 采用Logistic-Tent复合混沌映射进行种群初始化, 提升初始解的多样性与均匀性。其次, 引入思维创新策略(TIS), 通过信息事件、知识深度与想象力三个核心算子的协同作用, 利用正切算子的非线性扰动增强算法跳出局部最优的能力。与此同时, 将上述改进与BAEO原有的空气动力椭圆局部挖掘机制融合为双阶段优化框架, 通过精英记忆库动态维护与二次认知扰动, 实现全局探索与局部开发的精细平衡。最后, 通过CEC2022测试函数及焊接梁设计工程验证表明, IBAEO比原始算法及其他对比算法收敛更快、稳定性更高, 能有效降低工程成本, 验证了其在复杂非线性约束下的高稳定性和工程实用性。

关键词

回旋镖气动椭圆优化算法, 思维创新策略, Logistic Tent混沌映射, 焊接梁设计

Hybrid Strategy Improved Boomerang Aerodynamic Ellipse Optimization Algorithm and Its Application

Quan Guo, Yuqing Zeng, Zili Wen

School of Intelligent Manufacturing and Material Engineering, Gannan University of Science and Technology, Ganzhou Jiangxi

Received: April 15, 2026; accepted: May 9, 2026; published: May 18, 2026

Abstract

In order to solve the problems of boomerang aerodynamic ellipse optimization algorithm (BAEO)

文章引用: 郭权, 曾钰清, 温子力. 混合策略改进的回旋镖气动椭圆优化算法及其应用[J]. 传感器技术与应用, 2026, 14(3): 463-475. DOI: 10.12677/jsta.2026.143047

in complex search space, it is easy to fall into the local optimal and the population initial distribution is not equal, a hybrid strategy improved Boomerang aerodynamic Ellipse optimization algorithm (IBAEO) was proposed. Firstly, a Logistic-Tent composite chaotic mapping is used for population initialization to enhance the diversity and uniformity of the initial solutions. Secondly, the Thinking Innovation Strategy (TIS) is introduced, and through the collaborative effect of three core operators—information events, knowledge depth, and imagination—the tangent operator’s nonlinear perturbation is utilized to enhance the algorithm’s ability to escape from local optima. At the same time, the above improvements are integrated with the original air dynamic ellipse local mining mechanism of BAEO into a two-stage optimization framework. Through the dynamic maintenance of the elite memory bank and the secondary cognitive perturbation, a fine balance between global exploration and local exploitation is achieved. Finally, the verification through CEC2022 test functions and the welding beam design engineering shows that IBAEO converges faster and has higher stability than the original algorithm and other comparison algorithms, and can effectively reduce engineering costs, verifying its high stability and engineering practicability under complex nonlinear constraints.

Keywords

Parachute Aerodynamic Elliptical Optimization Algorithm, Innovative Thinking Strategy, Logistic Tent Chaotic Map, Welded Beam Design

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着现代工业和科学技术的飞速发展，工程、经济与人工智能等领域的优化问题日益复杂，通常表现出高维、非线性、不连续及多峰值等严峻特征。传统的优化方法在处理此类复杂模型时，往往对目标函数的数学性质要求苛刻，且极易陷入局部最优解。为了打破这一局限，研究者们受自然界演化智慧的启发，通过模拟生物进化的优胜劣汰、群体行为的协同感知以及物理现象的能量转换，促成了元启发式优化算法(Metaheuristic Optimization Algorithms)的诞生与繁荣[1]。

元启发式算法本质上是一种随机搜索框架，它不依赖目标函数的导数信息，而是通过群体成员间的随机扰动与信息共享，在广度探索与深度开发之间维持动态平衡。例如，模拟蚂蚁觅食的过程，将待解决的优化问题映射蚂蚁寻找路径的蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO) [2]、模拟深海囊状动物在导航和觅食过程中的喷射推进和群体行为的囊状虫群算法(Tunicate Swarm Algorithm, TSA) [3]以及基于巨型鲑鱼在捕食海鸟时的独特策略的巨鲑优化算法(Giant Trevally Optimizer, GTO) [4]等。这类算法凭借其卓越的鲁棒性、易并行化以及强大的跨领域适配能力，现已成为攻克现代科学工程中非线性、不可微优化难题的关键利器。

回旋镖气动椭圆优化算法(Boomerang Aerodynamic Ellipse Optimizer, BAEO) [5]是近期新提出的元启发式算法，其核心逻辑是通过建立数学模型模拟飞镖在空气动力学作用下的发射角度、发射力度与飞行轨迹之间的非线性映射关系。在性能表现上，该算法通过引入基于空气动力椭圆效应的均匀局部挖掘策略，显著增强了算子在解空间后期的局部开发精度，使其在处理高维复杂优化任务时，展现出卓越的收敛速度与全局稳健性。然而，BAEO 在算法普适性上仍存在一定局限，且在极端复杂的搜索空间中，其跳出局部最优的效率仍具备进一步优化的潜力。

针对上述缺陷, 本文提出了一种混合策略改进的回旋镖气动椭圆优化算法, 简称 IBAEO。该算法首先采用 Logistic-Tent 混沌初始化提升种群多样性与分布均匀性; 其次, 引入思维创新策略(Thinking Innovation Strategy, TIS) [6], 利用正切算子的非线性扰动增强跳出局部最优的能力; 最后, 将上述策略与原有椭圆局部挖掘机制融合为双阶段框架, 实现了全局探索与局部开发的精细平衡。

2. BAEO 算法的基本工作原理

BAEO 的灵感来源于回旋镖在空气中的飞行运动规律及其伴随的空气动力学效应。算法通过模拟回旋镖抛掷过程中的受力、角度与旋转行为, 实现对优化问题解空间的全局探索与局部开发。其核心机制主要包括以下三个部分。

2.1. 初始化

在算法初始化阶段, 首先生成初始种群。每个个体在各维度上的分量通过下式产生:

$$x_{i,j} = r_1 \times (Up_j - Low_j) + Low_j \quad (1)$$

其中, $x_{i,j}$ 表示第 i 个个体在第 j 维上的取值, r_1 为 $[0,1]$ 区间内的随机数, 不同维度的随机数相互独立; Up_j 和 Low_j 分别为第 j 维的上、下界。由各维度分量构成的向量 $X_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n}]$ 作为一个可行解, 所有个体共同组成初始种群。

随后, 计算每个个体的适应度值, 并选择适应度最小的个体作为精英解 x_{Best} , 其适应度为 f_{Best} 。此外, 为控制投掷力度, 需记录每次位置更新中各维度的最大变化量 $\max-dis$ 与最小变化量 $\min-dis$, 并在初始化阶段将其置为零。

2.2. 回旋镖的运动状态

情形 1: 回旋镖的基本状态(无旋转)。仅考虑抛掷角度、力度与方向等关键因素。此时回旋镖未发生旋转, 可抽象为质点进行建模。

回旋镖每次投掷所施加的力 $D(t)$ 表达为:

$$D(t) = \max dis_{t-1} + \min dis_{t-1} \quad (2)$$

其中, $\max dis_{t-1}$ 与 $\min dis_{t-1}$ 分别为上一轮迭代中所有个体在各维度上步长的最大值与最小值, 其递推形式为:

$$\begin{cases} \max dis_t = \max(x_{i,t} - x_{i,t-1}) \\ \min dis_t = \min(x_{i,t} - x_{i,t-1}) \end{cases} \quad (3)$$

式中, $x_{i,t}$ 与 $x_{i,t-1}$ 分别表示第 i 个个体在第 t 次与第 $t-1$ 次迭代时的位置, $i=1,2,\dots,N$, N 为种群规模。

抛掷方向 $S(t)$ 由当前个体与精英个体之间的位置差决定:

$$S(t) = x_{Best,t-1} - x_{i,t-1} \quad (4)$$

其中, $x_{Best,t-1}$ 为第 $t-1$ 代种群中的精英解。

为控制搜索范围由全局探索逐步过渡至局部开发, 抛掷力度随迭代次数增加而衰减, 衰减函数定义为:

$$P(t) = \left(\frac{t-1}{T} - 1 \right)^4 \quad (5)$$

式中, t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数。

情形 2: 在回旋镖的空中旋转运动状态下, 其运动轨迹表现为从抛出点到回收点之间的弧形曲线。该过程可视为算法对可行域空间的全局搜索过程。回旋镖在空中旋转, 数学表达式为:

$$x_{i,t+1} = x_{i,t} + a \times P(t) \times D(t) \times r_2 + b \times S(t) \quad (6)$$

其中, a 为力度控制权重, 取值为 0.3; b 为方向控制权重, 取值为 0.5。通过调节二者之间的平衡, 既可避免因力度过大导致方向偏离, 又可防止因方向过度约束而使抛掷力度不足。 r_2 为 $[-1,1]$ 区间内的随机数。 $D(t)$ 为抛掷力度函数, 用于控制单次抛掷的步长; $S(t)$ 为抛掷方向函数, 引导个体朝向当前迭代的精英解; $P(t)$ 为抛掷力度衰减函数, 用于实现从全局探索向局部开发的逐步过渡。

2.3. 气动椭圆效应的均匀局部开发策略

在回旋镖运动过程中, 其周围空气会产生复杂的动力学效应。基于这一现象, BAEO 提出一种均匀局部挖掘策略: 将可行域中的局部区域近似视为一个椭球体, 在该椭球面上进行均匀随机采样, 生成候选解集, 并从中选取最优解作为迭代更新后的位置。

设球心位于原点, X, Y, Z 为相互独立且服从标准正态分布的随机变量, 则空间点 $\{X, Y, Z\}^T$ 的概率密度函数为:

$$f(x, y, z) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^3 e^{-\frac{x^2+y^2+z^2}{2}} \quad (7)$$

可见, 点的概率密度仅与到原点的距离有关, 与方向无关。由此, 可通过径向投影生成球面上的均匀分布点:

$$\{x, y, z\}^T = \frac{r}{\sqrt{X^2 + Y^2 + Z^2}} \{X, Y, Z\}^T \quad (8)$$

通过线性变换可将球面上的点映射至椭球面。设椭球的三条半轴长度分别为 a, b, c , 且满足 $a \geq b \geq c > 0$, 则变换关系为:

$$\begin{bmatrix} \xi \\ \eta \\ \zeta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{b}{a} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{c}{a} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (9)$$

该变换本质上是对球面进行拉伸, 映射后的点在椭球面上并非均匀分布。为此, 需引入接受概率 p 对生成的随机点进行筛选, 以保证最终接受的点在椭球面上均匀分布。接受概率的计算公式为:

$$p = \sqrt{\frac{\xi^2 b^4 c^4 + \eta^2 a^4 c^4 + \zeta^2 a^4 b^4}{a^4 b^4 c^2}} \quad (10)$$

其中, (x, y, z) 为球面上的点, (ξ, η, ζ) 为其映射至椭球面上的坐标。

在回旋镖运动的空气动力学效应启发下, 可将每个个体当前位置视为椭球中心, 在该椭球面上进行均匀随机采样以实现局部搜索。具体而言, 首先以当前解位置为中心生成一组服从正态分布的点集, 随后将其映射至高维椭球空间, 并通过接受概率筛选均匀分布点。接受概率在高维情况下的推广形式如下:

$$p_{ij} = \sqrt{\frac{\min(hr_i^2) \times \sum_{k=1}^{\dim} (X_{i,j,k}^2 \prod_{t=1}^{k-1} hr_{i,t}^4 \prod_{t=k+1}^{\dim} hr_{i,t}^4)}{\prod_{k=1}^{\dim} hr_{i,k}^4}} \quad (11)$$

其中, p_{ij} 表示以第 i 个回旋镖当前位置为中心的椭球面上, 第 j 个候选点被接受的概率。设定每个个体生成的候选点数为 10。 $hr_{i,k}$ 为第 k 维的半轴长度, 其计算方式为:

$$hr_i = |x_i - x_{Best}| \times r_3 \quad (12)$$

式中, hr_i 为各维半轴长度构成的向量, x_i 为当前个体位置, x_{Best} 为当前全局最优解, r_3 为 $[0,1]$ 区间内的随机数。

在执行该局部挖掘策略时, 首先随机选择种群中 1/5 的个体进行空气动力学搜索。对于每个被选个体, 以其当前位置为中心生成服从正态分布的候选点集, 并通过式(11)计算各候选点的接受概率, 依概率筛选后保留有效点。随后, 在所有有效候选点中选取最优者, 与当前中心解进行比较, 若更优则更新当前位置。

3. 混合策略改进回旋镖气动椭圆优化算法

3.1. Logistic-Tent 混沌映射初始化

针对原算法在种群初始化时存在的固有缺陷, 本文引入 Logistic-Tent 复合映射机制以重构初始解空间。该映射融合 Logistic 映射的复杂混沌特性与 Tent 映射的遍历均匀性, 其迭代形式如下:

$$x_{k+1} = \begin{cases} \frac{1}{2} * \left(r * x_k * (1-x_k) + (4-r) * \frac{x_k}{2} \right) & x_k < 0.5 \\ \frac{1}{2} * \left(r * x_k * (1-x_k) + (4-r) * \frac{1-x_k}{2} \right) & x_k \geq 0.5 \end{cases} \quad (13)$$

其中, x_k 为第 k 步的混沌值, $r \in (0,4)$ 为控制参数。

如图 1 所示, 单一 Logistic 映射易产生 U 型分布, 导致初始个体集中于边界; 单一 Tent 映射在有限精度下易出现覆盖盲区。相比之下, Logistic-Tent 复合映射兼顾了全局遍历性与分布均匀性, 能够为算法提供更具多样性与代表性的初始种群。

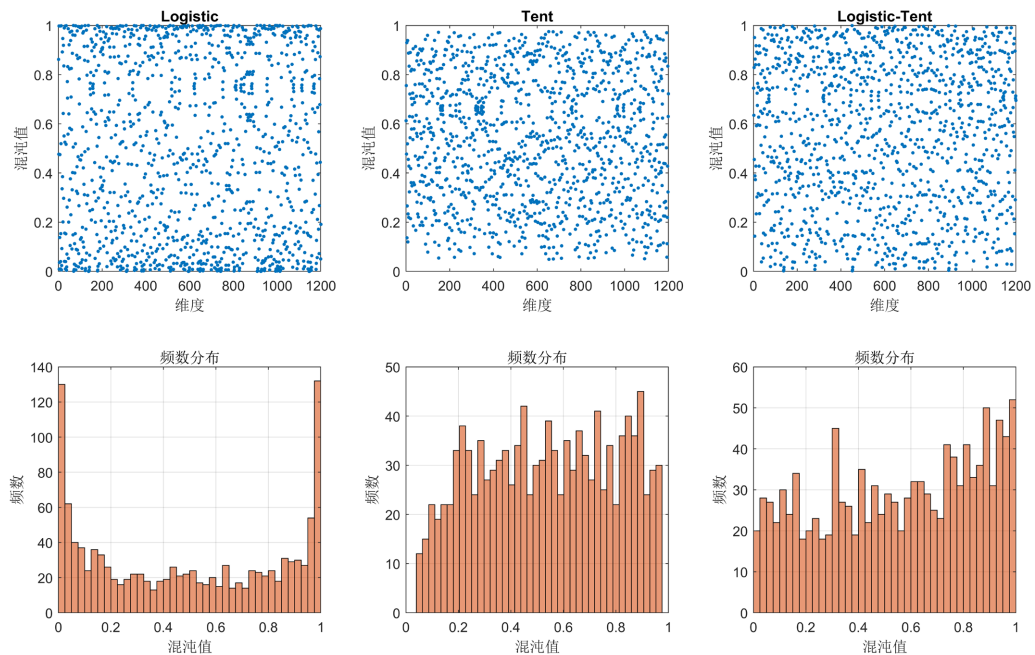


Figure 1. Comparison diagram of the three mappings
图 1. 三种映射的对比图

3.2. 思维创新策略

为增强算法跳出局部最优的能力，本文引入一种思维创新策略(TIS)，其灵感来源于人类的认知与创新过程。该策略通过构建信息事件、知识深度与想象力三个核心要素，生成具有突破性的候选解，如图 2 所示。

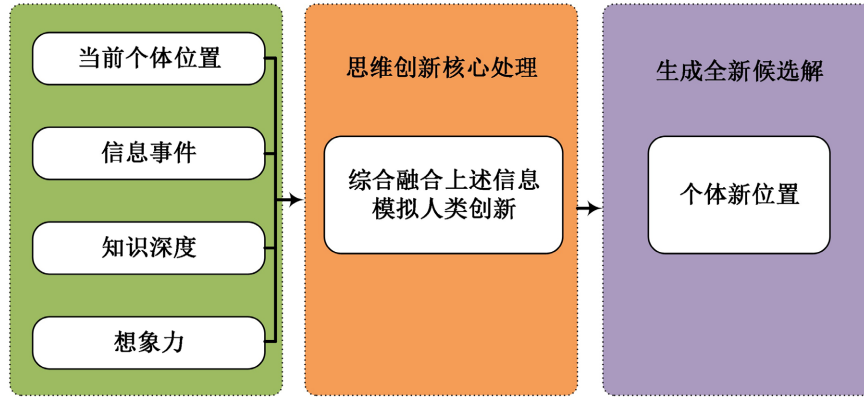


Figure 2. Diagram of thinking innovation strategies
图 2. 思维创新策略示意图

(1) 信息事件 IE

IE 本质上是一个动态自适应的历史经验库，专门用于捕获并传递演化过程中的成功跳跃信息。其状态更新严格遵循贪婪选择机制：

$$IE_{t+1} = \begin{cases} popnew & f_{obj}(popnew) < f_{obj}(IE_t) \\ IE_t & f_{obj}(popnew) \geq f_{obj}(IE_t) \end{cases} \quad (14)$$

通过仅保留适应度更优的子代替父代， IE 机制成功将无序的随机扰动转化为具备高价值导向的先验知识，大幅削弱了盲目搜索带来的计算损耗。

(2) 知识深度 DOK

为妥善处理全局勘探与局部开采的矛盾，算法设计了双模态的 DOK 自适应调节因子。其由控制前期广度搜索的缓滑函数($DOK1$)与主导后期深度挖掘的陡峭幂函数($DOK2$)叠加而成：

$$DOK = \left[C + \left(\frac{FEs}{MaxFEs} \right)^{0.5} \right] + FEs^{10} \quad (15)$$

式中， FEs 与 $MaxFEs$ 分别对应当前和全局最大评估阈值。引入常数 $C = 0.5$ ，确保算法在启动阶段能够精准维持随机探索与经验导向的对半平衡，避免了初期寻优轨迹的剧烈震荡。

(3) 想象力 IM

为了赋予种群强行跃出局部最优的动能，TIS 将基于随机扰动的想象力 $IM = \pi * IE * rand$ 作为相位参数，引入了极具发散特性的正切算子进行位置重构：

$$popnew = \tan(IM - 0.5\pi) + \left(\frac{pop}{DOK} + IE \right) \quad (16)$$

区别于常规的平滑演化算子(如正余弦或指数衰减)，正切函数 \tan 能够利用其奇点特性，将极其有限的认知区间 $(0, \pi)$ 映射至全局无界的搜索解空间 $(-\infty, +\infty)$ 。这一数学特性的物理意义在于：能够将有限认

知区间映射至无限搜索空间，产生非线性跳跃，帮助个体突破局部吸引子的束缚，从而有效抑制种群早熟收敛。

3.3. IBAEO 算法执行过程

本文提出的混合策略改进的回旋镖气动椭圆优化算法(IBAEO)将回旋镖空气动力学模型与思维创新策略相融合，形成一种双阶段优化机制。算法首先完成大范围的解空间覆盖，随后引入人类创新思维中的知识深度与想象力算子，对候选解进行非线性重构。在此基础上，进一步利用空气动力椭圆效应在优势个体邻域内实施精细化局部挖掘，并通过二次认知扰动提升多峰函数的全局寻优精度。整个流程通过精英记忆库的动态维护实现经验的累积与迭代，从而在收敛速度与解的质量之间取得平衡。具体执行步骤如下：

步骤 1：种群初始化与参数配置。算法首先定义搜索空间的维度 Dim 、种群规模 N 及最大迭代次数 T 。利用 Logistic-Tent 复合混沌映射在解空间内生成分布均匀的初始种群，以克服单一映射在边界处的极化现象。同时，初始化 TIS 策略所需的信息事件库(IE)，将初始全局最优解存入记忆矩阵中，并设定记忆更新频率。

步骤 2：飞镖空气动力学轨迹搜索。模拟飞镖在空中的飞行过程，个体位置根据当前的能量控制因子 α 和全局精英引导进行更新。

步骤 3：初次 TIS 精炼。在飞镖完成物理位移后，对全种群触发思维创新策略。通过计算当前迭代下的知识深度(DOK)，结合从记忆库中提取的信息事件(IE)，利用基于正切函数的非线性算子 $\tan(IM - 0.5\pi)$ 对个体位置进行重构。

步骤 4：自适应种群排序与择优。计算并对比精炼前后个体的适应度值。根据优胜劣汰准则，对整个种群进行升序排列。

步骤 5：空气动力椭圆局部挖掘。针对排序靠前的优势个体，构建基于空气动力学效应的多维椭圆搜索空间。在该区域内利用正态分布进行均匀采样，并根据个体与全局最优解的欧氏距离动态计算接收概率。

步骤 6：二次 TIS 深挖。若个体在步骤 5 的局部挖掘中成功发现了更优解，则立即对其再次施加 TIS 策略。这种触发机制通过在极具潜力的局部区域内引入二次认知扰动，进一步压榨局部空间的寻优潜力，确保算法在多峰复杂函数环境下依然具备精准剥离全局最优的能力。

步骤 7：全局最优解与记忆库动态维护。对比当前种群的最优个体与历史全局最优解。若当前解占优，则同步更新全局状态，并将该新精英解存入 TIS 记忆库中。若记忆库已满，则采用贪婪策略替换库中最差的经验信息，确保信息事件库 IE 始终存储着高价值的先验知识。

步骤 8：终止判定与结果输出。重复迭代演化直至满足终止条件，输出全局最优位置及其适应度值。

4. 实验分析

4.1. 标准测试函数集测试实验

4.1.1. 基准函数与对比算法

为全面评估改进算法的优化性能，本文选取 CEC2022 基准测试函数集[7]开展仿真实验。该测试集由 12 个具有不同数学特性的函数构成，涵盖单峰函数(F1)、基础函数(F2~F5)、混合函数(F6~F8)以及组合函数(F9~F12)，能够有效模拟工程优化中常见的复杂求解场景，如表 1 所示。

为验证 IBAEO 算法的性能，将其与原始 BAEO 算法及四种经典群智能优化算法：灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO) [8]、蜣螂优化算法(Dung Beetle Optimizer, DBO) [9]、粒子群算法(Particle Swarm

Optimization, PSO) [10]和麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA) [11]进行对比实验, 设置所有算法的参数与原文献保持一致, 所有算法的种群规模统一设为 30, 最大迭代次数设为 500, 各算法在相同条件下独立运行 30 次, 以确保实验结果的公平性与统计可靠性。

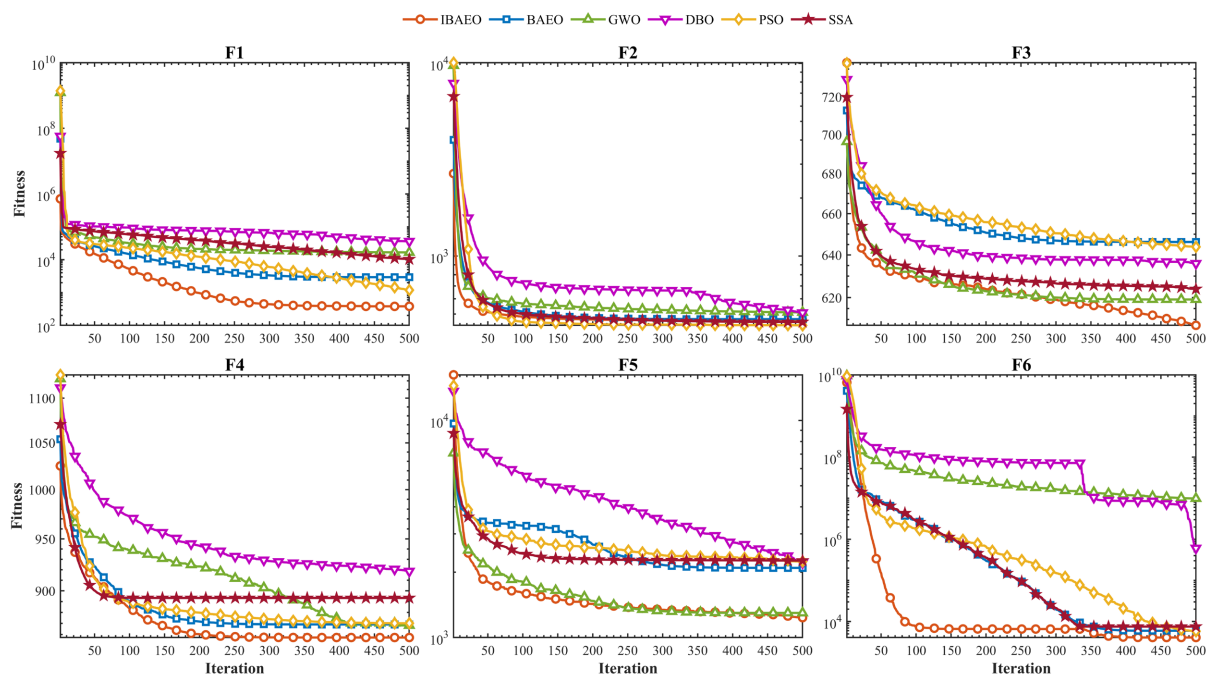
Table 1. CEC 2022 function set

表 1. CEC2022 函数集

函数	名称	范围	最优值
F1	Shifted and full Rotated Zakharov Function	[-100, 100]	300
F2	Shifted and full Rotated Rosenbrock's Function	[-100, 100]	400
F3	Shifted and full Rotated Expanded Schaffer's F6 Function	[-100, 100]	600
F4	Shifted and full Rotated Non-Continuous Rastrigin's Function	[-100, 100]	800
F5	Shifted and full Rotated Levy Function	[-100, 100]	900
F6	Hybrid Function 1 (N= 3)	[-100, 100]	1800
F7	Hybrid Function 2 (N= 6)	[-100, 100]	2000
F8	Hybrid Function 3 (N= 5)	[-100, 100]	2200
F9	Composition Function 1 (N=5)	[-100, 100]	2300
F10	Composition Function 2 (N= 4)	[-100, 100]	2400
F11	Composition Function 3 (N= 5)	[-100, 100]	2600
F12	Composition Function 4 (N= 6)	[-100, 100]	2700

4.1.2. 收敛性分析

为了验证 IBAEO 算法的动态寻优性能, 图 3 展示了其与六种对比算法在四类不同特征基准函数上的收敛曲线。



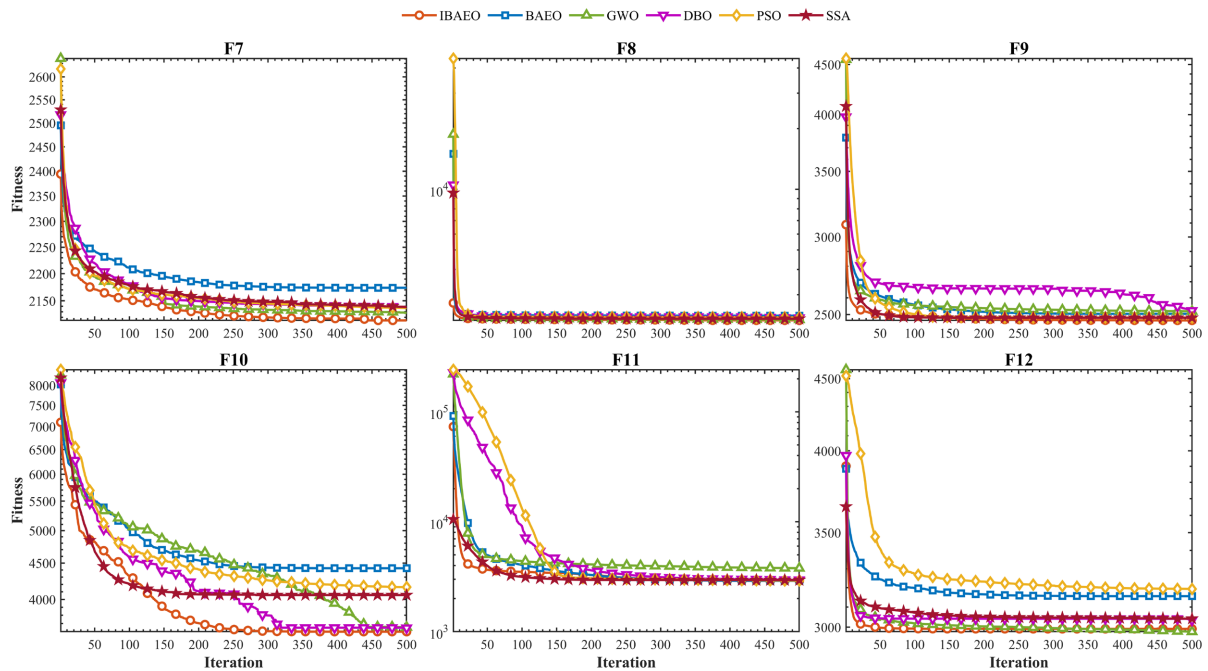


Figure 3. Convergence curve comparison chart
图 3. 收敛曲线对比图

在单峰函数(F1)与基础函数(F2~F5)的测试中, IBAEO 展现出了极强的局部开发能力与收敛精度。如图所示, IBAEO 的收敛曲线在迭代初期便以远超对比算法的坡度迅速下降, 并最终达到了更优的适应度值。这表明 IBAEO 能够有效利用搜索空间的梯度信息, 在结构相对简单的优化任务中表现出卓越的演化效率。

在处理混合函数(F6~F8)时, IBAEO 的优势依然显著。特别是在 F6 函数上, 当 BAEO、GWO 等算法陷入收敛迟滞时, IBAEO 呈现出明显的阶梯式下降轨迹, 随后迅速锁定全局最优区域。这证明了改进策略在复杂搜索空间中能够维持较高的种群多样性, 使算法在面对非线性干扰时仍能保持稳健的搜索导向。

针对具有挑战性的组合函数(F9~F12), IBAEO 展现了卓越的全局探索与跳出局部极值的能力。这类函数具有极多且复杂的局部陷阱, 图中显示 DBO、PSO 和 SSA 等算法在迭代中后期均出现了不同程度的早熟收敛, 而 IBAEO 的曲线则能持续突破当前最优, 展现出更强的韧性。综上所述, 无论面对何种类型的函数, IBAEO 更能在收敛速度与精度之间取得理想平衡, 证明了其在解决高维复杂优化问题上的优越性与普适性。

4.1.3. 性能分析

为了直观地对比各算法在不同测试函数上的综合性能, 本文采用雷达图进行可视化展示。

由于各评价指标(最优值、最差值、均值、中值、标准差)均属极小化指标, 且彼此之间存在显著的量纲差异, 若直接以原始数值绘制雷达图, 不仅会导致图形判读困难, 亦难以在同一尺度下比较多算法间的综合性能。为此, 引入反向最大-最小归一化方法对数据进行标准化处理, 将所有指标值映射至[0.1, 1.0]区间。具体计算公式如下:

$$S_{ij} = \alpha + (1 - \alpha) \times \frac{X_{\max} - X_{ij}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (17)$$

式中, X_{ij} 为第 i 个算法在第 j 个指标下的原始数值, X_{\max} 与 X_{\min} 分别为该指标下所有对比算法中的最大值与最小值。变换后, 指标的最优值 X_{\min} 映射为 1.0, 对应雷达图的最外圈; 最差值 X_{\max} 映射为 0.1, 位

于雷达图中心附近。经过变换，雷达图中多边形面积与算法综合性能呈正相关关系：面积越大，表明算法在该测试函数上的寻优能力越强，结果越稳健。

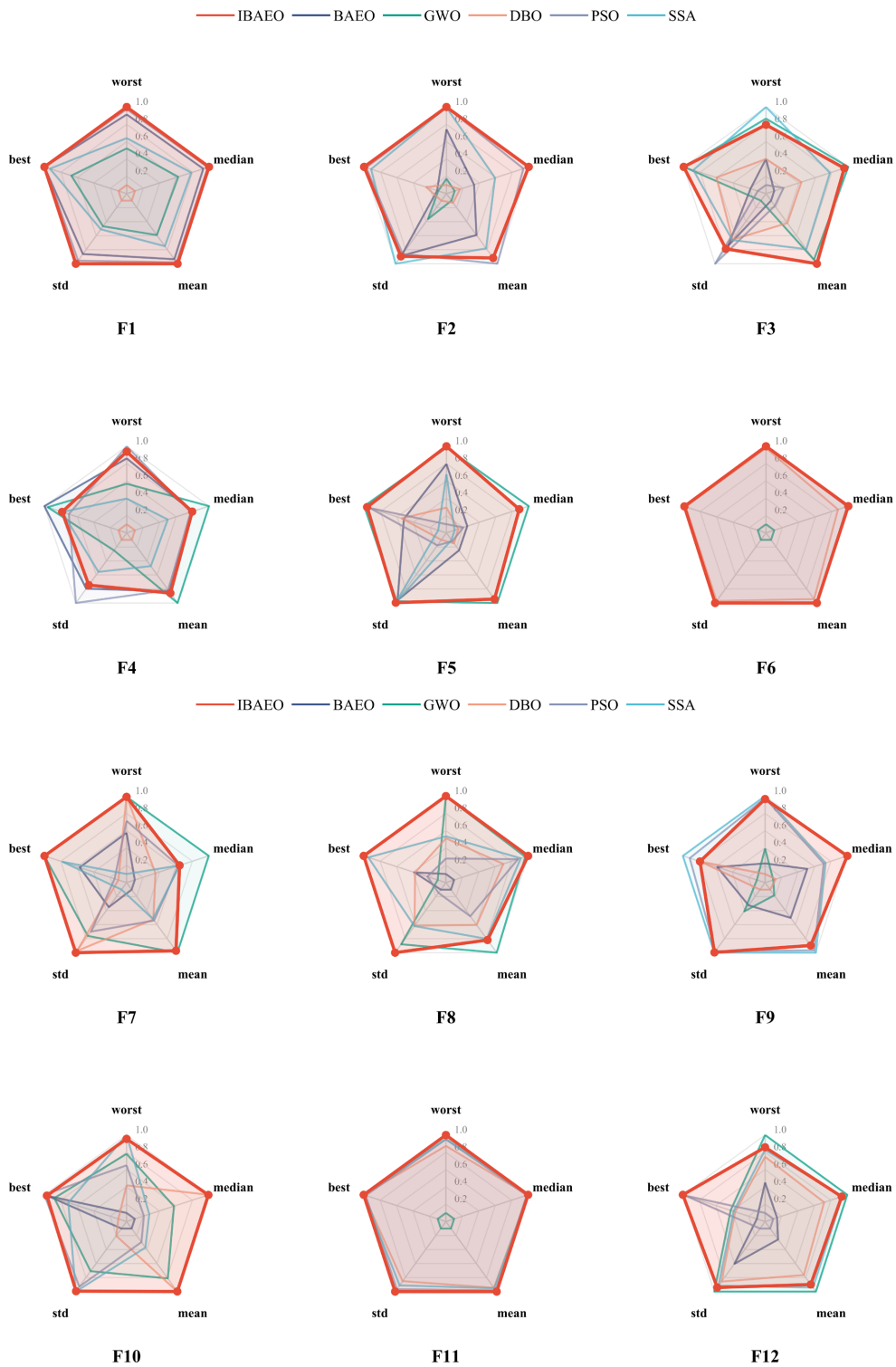


Figure 4. Test function indicator comparison radar chart
图 4. 测试函数指标对比雷达图

如图4所示, IBAEO在12个CEC2022测试函数上的多边形面积基本大于其他对比算法, 证明了其在单峰、基础多峰、混合及组合四类函数上的综合性能优势。从单峰函数(F1)来看, IBAEO在均值与标准差维度上表现突出, 反映出其优异的局部开发能力与收敛稳定性; 在基础多峰函数(F2~F5)上, IBAEO于最优值与中值维度优势明显, 表明其能够有效平衡全局探索与局部精炼, 成功规避局部最优的干扰; 而在结构更为复杂的混合函数(F6~F8)与组合函数(F9~F12)上, IBAEO凭借思维创新策略引入的认知扰动机制, 在均值与最差值维度上与其他算法拉开显著差距, 展现出较强的适应性与鲁棒性。

4.2. 经典工程设计问题测试实验

为评估IBAEO解决实际约束问题的鲁棒性, 本节选取焊接梁设计[12]这一经典工程设计问题进行仿真验证。在统一实验基准下, 各算法通过30次独立运行以获取具有统计学意义的最优值、平均值及标准差。通过对比实验全面评估算法在应对现实力学约束时的全局协同优化潜能。

焊接梁设计问题旨在通过优化四个结构参数, 在满足多项力学约束的前提下最小化制造成本。如图5所示, 该结构由主梁与焊接接头构成, 四个决策变量分别为: 焊缝厚度(h)、梁体夹持段长度(l)、梁截面高度(t)及梁截面宽度(b), 即 $\bar{x}=[x_1, x_2, x_3, x_4]=[h, l, t, b]$ 。其具体的数学模型可表述如下:

$$f(\bar{x})=1.10471x_1^2x_2+0.04811x_3x_4(14.0+x_2) \quad (18)$$

约束条件涵盖了焊接梁在工作状态下的主要力学限制, 具体包括:

$$\begin{aligned} g_1(\bar{x}) &= \tau(\bar{x}) - \tau_{\max} \leq 0, \\ g_2(\bar{x}) &= \sigma(\bar{x}) - \sigma_{\max} \leq 0, \\ g_3(\bar{x}) &= \delta(\bar{x}) - \delta_{\max} \leq 0, \\ g_4(\bar{x}) &= x_1 - x_4 \leq 0, \\ g_5(\bar{x}) &= P - P_c(\bar{x}) \leq 0, \\ g_6(\bar{x}) &= 0.125 - x_1 \leq 0, \\ g_7(\bar{x}) &= 1.10471x_1^2 + 0.04811x_3x_4(14.0 + x_2) - 5.0 \leq 0 \end{aligned} \quad (19)$$

其中, $\tau(\bar{x})$ 为焊缝剪切应力, $\sigma(\bar{x})$ 为梁内弯曲应力, $\delta(\bar{x})$ 为梁端挠度, $P_c(\bar{x})$ 为屈曲载荷。相关物理量计算公式如下:

$$\begin{aligned} \tau(\bar{x}) &= \sqrt{(\tau')^2 + 2\tau'\tau''\frac{x_2}{2R} + (\tau'')^2} \\ \tau' &= \frac{P}{\sqrt{2}x_1x_2}, \tau'' = \frac{MR}{J}, M = P\left(L + \frac{x_2}{2}\right) \end{aligned} \quad (20)$$

$$\begin{aligned} R &= \sqrt{\frac{x_2^2}{4} + \left(\frac{x_1 + x_3}{2}\right)^2} \\ J &= 2\left\{\sqrt{2}x_1x_2\left[\frac{x_2^x}{4} + \left(\frac{x_1 + x_3}{2}\right)^2\right]\right\} \\ \sigma(\bar{x}) &= \frac{6PL}{x_4x_3^2}, \delta(\bar{x}) = \frac{6PL^3}{Ex_3^2x_4} \\ P_c(\bar{x}) &= \frac{4.013E}{L^2}\sqrt{\frac{x_3^2x_4^6}{36}}\left(1 - \frac{x_3}{2L}\sqrt{\frac{E}{4G}}\right) \end{aligned} \quad (21)$$

各参数设定如下： $P=6000\text{ lb}$ ， $L=14\text{ in}$ ， $\delta_{\max}=0.25\text{ in}$ ， $E=30\times 10^6\text{ psi}$ ， $G=12\times 10^6\text{ psi}$ ， $\tau_{\max}=13600\text{ psi}$ 。决策变量的取值范围为： $0.1\leq x_1, x_4\leq 2.0$ ， $0.1\leq x_2, x_3\leq 10$ 。

表2的统计结果表明，在求解具有复杂非线性约束的焊接梁设计问题时，IBAEO展现出了优异的寻优精度与较高的稳健性。相比于其他五种对比算法，IBAEO不仅成功取得了全局最低的制造成本(1.6926)，在严苛的工程约束下实现了更深层次的解空间开发；更为突出的是，其标准差(0.0026)较其他算法大幅降低，且平均寻优结果极其逼近理论最优解。这一性能的提升有力地证明了改进策略克服了传统启发式算子在复杂工程应用中结果波动大、易陷局部极值的缺陷，使算法能够以极高的成功率稳定输出高质量的结构设计方案，具备较好的现实工程应用价值。

Table 2. Comparison of test results for welding beam design problems

表 2. 焊接梁设计问题测试结果对比

	DBO	PSO	GWO	SSA	BAEO	IBAEO
平均值	1.708278591	1.716804103	1.742266065	1.754586312	1.784101907	1.696393476
标准差	0.029838933	0.03532683	0.043982126	0.201463211	0.164442171	0.002639035
最优值	1.692768263	1.692780761	1.693750106	1.692768856	1.692792647	1.692617739
x_1	0.20572963	0.205727676	0.205738136	0.205729445	0.2057125969	0.205393662
x_2	3.234919306	3.234953214	3.235868312	3.234924161	3.23525971	3.23485144
x_3	9.036623988	9.036673728	9.040886675	9.036624902	9.036647042	9.03662391
x_4	0.20572963	0.205729942	0.205744697	0.205729691	0.20572963	0.205729524

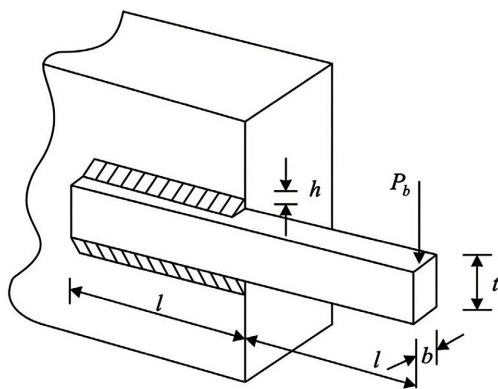


Figure 5. Welding beam design structure diagram

图 5. 焊接梁设计结构图

5. 结论

针对回旋镖气动椭圆优化算法(BAEO)在复杂搜索空间中易陷入局部最优、种群初始化分布不均等问题，提出了一种混合策略改进的回旋镖气动椭圆优化算法(IBAEO)。该算法通过引入多重改进机制，成功实现了对复杂优化问题的高效求解，具体归纳如下：

(1) 算法引入了 Logistic-Tent 复合混沌映射，融合了 Logistic 映射的复杂混沌特性与 Tent 映射的遍历均匀性，有效避免了单一映射导致的边界极化与覆盖盲区，显著提升了初始种群的质量与多样性。

(2) 算法巧妙融合了受人类认知启发的思维创新策略(TIS)。一方面，TIS 策略整合信息事件、知识深度与想象力，利用正切算子的奇点发散特性，将有限的认知区间映射至全局无界搜索空间，显著抑制了

早熟收敛；另一方面，在优势个体邻域内构建多维椭圆搜索空间，通过计算接受概率均匀筛选候选解集，结合二次 TIS 认知扰动进行局部深挖。这种发散探索与精细开采的深度协同，极致压榨了局部空间的寻优潜力，确保了算法在极端复杂的多峰函数环境下依然能够精准锁定全局最优。

(3) 在 CEC2022 标准测试函数集上的全面对比实验表明，IBAE0 在单峰、基础多峰、混合及组合函数上均表现出较强的收敛速度与全局韧性，综合性能优于原始 BAE0 以及其他主流算法。此外，在求解具有复杂非线性约束的经典焊接梁设计问题时，IBAE0 不仅成功锁定了最低的制造成本，更以较低的标准差证明了其在严苛力学约束下的高稳定性与较强的现实工程应用价值。

基金项目

江西省教育厅科学技术研究项目：GJJ2203620 基于多智能体的智慧路灯微电网群协同优化调度研究。

参考文献

- [1] 张梦婷, 何承烽, 等. 元启发式算法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2026, 62(2): 40-53.
- [2] Blum, C. (2024) Ant Colony Optimization: A Bibliometric Review. *Physics of Life Reviews*, **51**, 87-95. <https://doi.org/10.1016/j.plev.2024.09.014>
- [3] Kaur, S., Awasthi, L.K., Sangal, A.L. and Dhiman, G. (2020) Tunicate Swarm Algorithm: A New Bio-Inspired Based Metaheuristic Paradigm for Global Optimization. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **90**, Article 103541. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2020.103541>
- [4] Sadeeq, H.T. and Abdulazeez, A.M. (2022) Giant Trevally Optimizer (GTO): A Novel Metaheuristic Algorithm for Global Optimization and Challenging Engineering Problems. *IEEE Access*, **10**, 121615-121640. <https://doi.org/10.1109/access.2022.3223388>
- [5] Zhao, S., Meng, F., Cai, L. and Yang, R. (2025) Boomerang Aerodynamic Ellipse Optimizer: A Human Game-Inspired Optimization Technique for Numerical Optimization and Multilevel Thresholding Image Segmentation. *Mathematics and Computers in Simulation*, **238**, 604-636. <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2025.07.006>
- [6] Jia, H., Zhou, X. and Zhang, J. (2025) Thinking Innovation Strategy (TIS): A Novel Mechanism for Metaheuristic Algorithm Design and Evolutionary Update. *Applied Soft Computing*, **175**, Article 113071. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2025.113071>
- [7] 田云娜, 李奕轩, 王凯欣. 混合策略改进的鱼鹰优化算法及其工程应用[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(18): 114-131.
- [8] Mirjalili, S., Mirjalili, S.M. and Lewis, A. (2014) Grey Wolf Optimizer. *Advances in Engineering Software*, **69**, 46-61. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007>
- [9] Xue, J. and Shen, B. (2023) Dung Beetle Optimizer: A New Meta-Heuristic Algorithm for Global Optimization. *The Journal of Supercomputing*, **79**, 7305-7336. <https://doi.org/10.1007/s11227-022-04959-6>
- [10] Kennedy, J. and Eberhart, R. (1995) Particle Swarm Optimization. *Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks*, Perth, 27 November 1995-1 December 1995, 1942-1948. <https://doi.org/10.1109/icnn.1995.488968>
- [11] Xue, J. and Shen, B. (2020) A Novel Swarm Intelligence Optimization Approach: Sparrow Search Algorithm. *Systems Science & Control Engineering*, **8**, 22-34. <https://doi.org/10.1080/21642583.2019.1708830>
- [12] Zhao, S., Zhang, T., Ma, S. and Chen, M. (2022) Dandelion Optimizer: A Nature-Inspired Metaheuristic Algorithm for Engineering Applications. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **114**, Article 105075. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105075>