

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416400

多策略改进的蜣螂优化算法及其工程实例应用

朱国庆¹ 韩东颖² 米振涛¹ 刘艳飞¹ 杜晓彤¹

(1. 中国机械总院集团青岛分院有限公司 青岛 266300; 2. 燕山大学车辆与能源学院 秦皇岛 066004)

摘要: 蜣螂优化算法(DBO)虽独具优势,同时也存在一些问题,如收敛精度低下以及容易陷入局部最优。为了解决这些难题,提出了一种名为MSIDBO的改进型蜣螂优化算法,目的是增强优化效果,同时保持全局和局部搜索的平衡。提出了一种自适应适应度距离平衡策略,该策略通过优化蜣螂的觅食和偷窃行为,有效地避免算法陷入局部最优解的困境;同时,引入引导学习策略和局部最优扰动方案,加快算法的收敛速度,平衡算法在局部开发和全局探索能力之间的关系。为评估MSIDBO算法的性能,采用CEC2017测试函数进行仿真实验,在3个实际工程设计问题中,同时运用了MSIDBO算法,并与其他5种优化算法进行了比较,结果表明,MSIDBO算法在收敛速度、求解精度和稳定性方面均表现出显著优势,充分验证了其在实际应用中的高效性和可靠性。

关键词: 蜣螂优化算法;引导学习策略;自适应适应度距离平衡策略;局部最优扰动

中图分类号: TP301.6;TN03 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.1040

Multi-strategy improved dung beetle optimization algorithm and its application in engineering examples

Zhu Guoqing¹ Han Dongying² Mi Zhentao¹ Liu Yanfei¹ Du Xiaotong¹

(1. China Academy of Machinery Science & Technology Qingdao Branch Co., Ltd., Qingdao 266300, China;

2. School of Vehicle and Energy, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: Although the dung beetle optimization algorithm (DBO) has unique advantages, there are also some problems, such as low convergence accuracy and easy to fall into local optimum. In order to solve these problems, an improved dung beetle optimization algorithm named MSIDBO is proposed to enhance the optimization effect and maintain the balance between global and local search. An adaptive fitness distance balance strategy is proposed, which effectively avoids the dilemma of the algorithm falling into the local optimal solution by optimizing the foraging and stealing behavior of dung beetles. At the same time, the guided learning strategy and the local optimal perturbation scheme are introduced to accelerate the convergence speed of the algorithm and balance the relationship between the local development and global exploration ability of the algorithm. In order to evaluate the performance of MSIDBO algorithm, CEC2017 test function is used for simulation experiments. In three practical engineering design problems, MSIDBO algorithm is used at the same time, and compared with other five optimization algorithms. The results show that MSIDBO algorithm has significant advantages in convergence speed, solution accuracy and stability, which fully verifies its efficiency and reliability in practical application.

Keywords: dung beetle optimization algorithm; guiding learning strategies; adaptive fitness distance balance strategy; local optimal disturbance

0 引言

蜣螂优化算法^[1](dung beetle optimization algorithm, DBO)是由Xue等于2022年创新提出的一种独特的优化算法,该算法凭借其新颖性和高效性在优化领域引起了广泛关注。与粒子群优化算法^[2](particle swarm optimization

algorithm, PSO)、灰狼优化算法^[3](grey wolf optimization algorithm, GWO)、遗传算法^[4](genetic algorithm, GA)、鲸鱼优化算法^[5](whale optimization algorithm, WOA)等经典算法相比, DBO算法在平衡局部开发与全局搜索能力方面展现出了显著优势,然而, DBO仍存在种群丰富性相对较低、全局搜索能力有待提升,以及在复杂问题种可能易于

陷入局部最优解的问题。

“没有免费的午餐”这一定理深刻表明,不存在一种算法能够适用于所有优化问题^[6]。为了解决上述问题,众多学者对 DBO 算法进行了深入研究和改进。Li 等^[7]融合 Fuch 混沌与逆向学习策略,提升种群初始解质量及多样性;引入动态选择策略,交替使用自适应步长与凸透镜成像反转策略,平衡算法搜索能力,避免局部最优;偷窃行为阶段融合随机差异变异策略,增强种群多样性,助算法跳出局部最优。Lu 等^[8]结合正弦映射与分段线性混沌映射来初始化种群,增强种群多样性;采用黄金正弦算法中的位置更新公式,优化 DBO 算法的滚球行为模型,提升收敛精度与速度;同时,将金枪鱼优化算法的螺旋觅食策略与蜣螂繁殖觅食行为模型相融合,实现全局与局部开发的平衡;引入自适应权系数,增强算法跳出局部最优与扩展搜索空间的能力。Wang 等^[9]将量子态更新思想融入准对立学习,增强种群生成随机性;通过引入 Q-learning 优化滚动阶段,提升搜索效果;同时,提出变螺旋局部域方法,弥补邻域最优的不足。实验显示,在基准测试及 CEC 2017 中均取得良好表现。匡鑫等^[10]采用混沌反向学习策略初始化蜣螂种群,提升多样性;引入带非线性权重的黄金正弦策略优化滚球行为,平衡全局搜索与局部挖掘;借鉴麻雀搜索算法改进觅食行为,提高收敛速度;改进偷窃行为避免过早收敛,采用柯西-高斯变异策略跳出局部最优,算法稳定性显著提升。潘迪成等^[11]采用改进正弦算法策略,结合混沌映射初始化和自适应高斯-柯西混合变异,显著增强了 DBO 算法的全局与局部探索能力,扩大了搜索范围,降低了陷入局部最优的风险,实验证实,改进后的 DBO 算法在解决实际问题中表现优异。

尽管改进的 DBO 算法在解决一系列工程问题上展现出了显著成效,然而,其应用亦伴随着不容忽视的局限性,主要体现在全局搜索能力相对有限以及易于过早陷入局部最优解,从而限制了算法在更广泛复杂问题上的探索效能与解的质量,为了进一步提高 DBO 算法的优化性能,本文提出一种基于多策略的改进型蜣螂优化算法 MSIDBO。首先,引入引导学习策略,判断迭代阶段需求,实现算法局部开发与全局探索的动态平衡;同时,提出自适应适应度距离平衡策略,通过调整权重参数,针对性地优化蜣螂觅食与偷窃行为,显著增强全局与局部搜索能力,加速收敛过程;最后,利用局部最优扰动方案对最优位置进行随机扰动,有效防止算法陷入局部极值,进一步提升寻优性能。与其他 5 种元启发式算法在 29 个测试函数中的比较表明,其收敛速度更快、更精确,且更容易达到全局最优解。同时,在解决 3 个工程问题时的应用也证实了本文算法具有明显的优势。

1 基本蜣螂优化算法

1.1 滚球行为

在毫无阻碍物的环境中,蜣螂会凭借太阳作为导航仪,

确保粪球沿直线滚动。同时,光照的强弱也会对其行进方向产生影响。蜣螂滚球的位置更新如式(1)所示。

$$\begin{aligned} x_i(t+1) &= x_i(t) + \alpha \times k \times x_i(t-1) + b \times \Delta x \\ \Delta x &= |x_i(t) - X^w| \end{aligned} \quad (1)$$

式中: t 表示当前迭代次数, $x_i(t)$ 表示第 t 次迭代时第 i 只蜣螂的位置信息, $k \in [0, 0.2]$ 表示指示偏转系数的常数值, b 表示属于 $(0, 1)$ 的常数值, λ 是被指定为 -1 或 1 的自然系数, X^w 表示全局最差位置, Δx 用于模拟光强度的变化。

1.2 舞蹈行为

当蜣螂遭遇障碍物而无法继续前行时,它会借助舞蹈来重新调整自己的位置,寻找一条新的行进路线,其位置更新方式如式(2)所示。

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \tan(\theta) |x_i(t) - x_i(t-1)| \quad (2)$$

式中: θ 是属于 $[0, \theta]$ 的偏转角。

1.3 产卵行为

在自然界,蜣螂将粪球藏于安全之所,为后代创造安全环境。产卵地点的选择尤为关键,为此,作者设计了边界选择策略,模拟雌蜣螂的产卵区域,其区域定义如式(3)所示。

$$\begin{aligned} Lb^* &= \max(X^* \times (1-R), Lb) \\ Ub^* &= \min(X^* \times (1+R), Ub) \end{aligned} \quad (3)$$

式中: X^* 表示当前局部最佳位置, Lb^* 和 Ub^* 分别表示产卵区域的下限和上限, $R = 1 - \frac{t}{T_{\max}}$, $T_{\max}$ 表示最大迭代次数, Lb 和 Ub 分别表示优化问题的下限和上限。

产卵区的边界范围并非固定不变,而是随着 R 值的变动而动态调整。在迭代过程中,卵球的位置也随之呈现动态变化,如式(4)所示。

$$\begin{aligned} B_i(t+1) &= X^* + b_1 \times (B_i(t) - Lb^*) + b_2 \times \\ &\quad (B_i(t) - Ub^*) \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $B_i(t)$ 是第 t 次迭代时第 i 个育球的位置信息, b_1 和 b_2 表示两个大小为 $1 \times Dim$ 的独立随机向量, Dim 表示优化问题的维数。值得注意的是育卵球的位置被严格限制在一定范围内即产卵区。

1.4 觅食行为

部分成熟的蜣螂从地底钻出开始觅食。而小蜣螂的觅食区域并非一成不变,而是动态更新的,其区域定义如式(5)所示。

$$\begin{aligned} Lb^b &= \max(X^b \times (1-R), Lb) \\ Ub^b &= \min(X^b \times (1+R), Ub) \end{aligned} \quad (5)$$

式中: X^b 表示全局最佳位置, Lb^b 和 Ub^b 分别表示最佳觅食区域的上下界。

因此,小蜣螂的位置更新如式(6)所示。

$$\begin{aligned} x_i(t+1) &= x_i(t) + C_1 \times (x_i(t) - Lb^b) + C_2 \times \\ &\quad (x_i(t) - Ub^b) \end{aligned} \quad (6)$$

式中: C_1 表示服从正态分布的随机数, C_2 表示属于 $(0, 1)$ 的随机向量。

1.5 偷窃行为

一些被称为小偷的蜣螂会从其他蜣螂那里偷粪球,其位置更新如式(7)所示。

$$x_i(t+1) = X^b + S \times g \times (|x_i(t) - X^*| + |x_i(t) - X^b|) \quad (7)$$

式中: g 是遵循正态分布的大小为 $1 \times Dim$ 的随机向量, S 表示常数值。

2 改进蜣螂优化算法 MSIDBO

2.1 引导学习策略

DBO 算法通过多种群的方式进行优化,每个子种群各自进行开发和探索,这会导致算法在前期就进行开发,在后期也会保持很多探索,不利于算法的性能。为了更好的让算法判断是否进行开发或探索,本文引入一种新的引导学习策略^[6]。该策略能判断当前迭代下需要探索还是开发,能有效平衡算法的局部开发和全局探索能力。该策略共分为反馈阶段和引导阶段,在反馈阶段,算法根据反馈结果 V_0 进行引导,如式(8),通过计算历史个体的分散程度来判断算法当前的需求,当算法的历史个体分散时,认为算法是在探索,当历史个体集中时,认为算法是在进行开发。而分散程度可以用标准差来计算。

$$V_0 = std(St) \times B \quad (8)$$

式中: V_0 表示学习经验,用于存储历史个体; B 用于对进行归一化,其表达式如式(9)所示。

$$B = \frac{200}{ub - lb} \quad (9)$$

式中: ub 和 lb 分别是问题的上界和下界。

在引导阶段,会根据算法需要开发还是探索执行式(10)。

$$X_{new} = \begin{cases} X_{best} + \tan(rand \times \pi) \times (ub - lb) / V_0, & V > rand \\ rand \times (ub - lb), & V_0 < rand \end{cases} \quad (10)$$

式中:当 $V_0 > rand$, 说明算法需要进行开发;当 $V_0 < rand$, 则说明算法需要进行探索。在 DBO 算法中,所有蜣螂个体执行完对应的行为后,利用引导学习策略对种群进行引导。

2.2 自适应适应度距离平衡策略

蜣螂优化算法在执行觅食和偷窃行为时,会围绕最优个体进行位置更新,这容易导致算法陷入局部最优。适应度距离平衡策略^[12-13] (fitness-distance balance, FDB) 是一种新颖的选择策略,其目标是找出一个或多个对算法搜索过程影响最大的候选方案。FDB 与其他选择方法的不同之处在于,选择过程是根据候选解的得分执行的,而不仅仅是它的适应值。在评分计算过程中,不仅考虑了候选解的适应度函数值,还将其与最佳解的距离纳入考量。这样做确保能够选取得分最高的候选解,以便更有效地引导群体搜索。同时,这也避免了选择一个极其接近群体最佳解的

候选方案,以防止算法陷入局部最优。FDB 选择方法的实施步骤如下:

首先,利用欧拉距离计算种群中所有个体 X_i 与最优个体 X_{best} 之间的距离,如式(11)所示。

$$\forall_{i=1}^N, X_i \neq X_{best}, \quad DP_i = \sqrt{\sum_{j=1}^d (x_{i,j} - x_{best,j})^2}, \quad (11)$$

$$D_i = norm(DP_i)$$

式中: $x_{i,j}$ 为个体 X_i 在第 j 维的位置, $x_{best,j}$ 为最优个体 X_{best} 在第 j 维的位置, $norm$ 表示数据归一化处理。

其次,则根据个体的适应度进行距离计算,如式(12)所示。

$$\forall_{i=1}^N F_i = \begin{cases} 1 - norm(Y_i) \\ norm(Y_i) \end{cases} \quad (12)$$

式中: Y_i 表示第 i 个个体的适应度值, $norm(Y_i)$ 表示所有个体的适应度归一化后,第 i 个个体的归一化适应度结果。

最后,将两种距离进行加权,如式(13)所示。

$$\forall_{i=1}^N X_i, S_{FDB}^i = \omega \times F_i + (1 - \omega) \times D_i \quad (13)$$

式中: ω 表示权重,取值范围为 $[0, 1]$, 通常取值为 0.5。

在 FDB 策略中,权重参数取值通常为 0.5,但在优化的每个阶段,算法需要表现出不同的搜索趋势。过早的进行开发可能经常会过早收敛,过晚的结束全局探索,又缺乏寻找高精度解的能力。为了克服这些困难,本文提出一种自适应 FDB 策略,用以指导权重参数的变化,具体如式(14)所示。

$$\omega = 0.4 + \frac{bmod(t, t_{max})}{t_{max}} \times 0.6 \quad (14)$$

式中: t 表示迭代次数; t_{max} 表示最大迭代次数; $bmod$ 表示求余函数。

在 DBO 算法中,将觅食行为与偷窃行为中的最优个体均替换为自适应适应度距离平衡策略选出的最优个体 X_{DFDB} 。

2.3 局部最优扰动方案

蜣螂优化算法在优化时,蜣螂种群逐步向最优个体靠近,这会加速收敛,但另一方面也存在陷入局部最优的可能,为了改善种群质量,对种群进行扰动,通过下列方式帮助算法跳出局部最优。该策略数学公式表示如式(15)^[14] 所示。

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^t + CF[lb + rand \times (ub - lb)] \times U, & rand \leq 0.2 \\ x_i^t + [0.2 \times (1 - rand) + rand] \times (x_{r_1}^t - x_{r_2}^t), & rand > 0.2 \end{cases} \quad (15)$$

式中: U 是一个包括 0 或 1 的二元向量,当生成一个 0 到 1 的随机向量且小于 0.2 时,将数组改为 0,反之,则改为 1; $x_{r_1}^t$ 和 $x_{r_2}^t$ 为蜣螂种群中随机选择的两个个体; CF 表示自

适应参数,其计算如式(16)所示。

$$CF = \left(1 - \frac{t}{t_{\max}}\right)^{\frac{2t}{t_{\max}}}$$

(16)

在进行扰动后,会再次利用引导学习策略对种群进行引导。

2.4 改进蜣螂优化算法流程图

改进蜣螂优化算法流程图如图 1 所示。

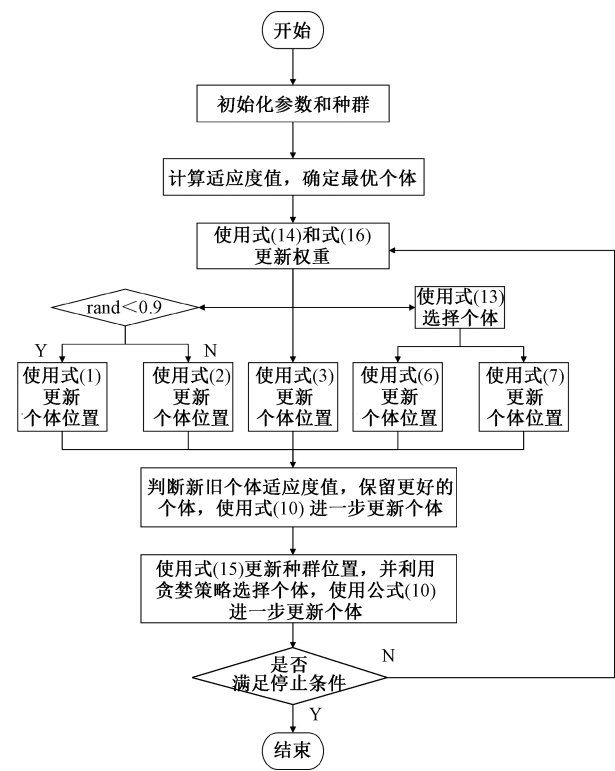


图 1 改进蜣螂优化算法流程

3 仿真实验与结果分析

3.1 仿真实验准备

本节中仿真测试操作系统为 Windows 10 操作系统, CPU 为 12th Gen Inter(R) Core(TM) i7-12700F, 主频为 2.10 GHz,算法编程基于 MATLAB 2022b。

为验证 MSIDBO 算法的有效性,采用表 1 的 CEC2017 中 29 个测试函数^[9]进行性能测试,将 MSIDBO 和近几年出现的其他群智能优化算法进行比较,对比算法包括基本蜣螂优化算法 (DBO)、小龙虾优化算法^[15] (crayfish optimization algorithm, COA)、金枪鱼优化算法^[16] (tuna swarm optimization, TSO)、蝠鲼觅食优化算法^[17] (manta ray foraging optimization algorithm, MRFO)以及黏菌优化算法^[18] (slime mould algorithm, SMA)。在实验设置上,每个算法最大迭代次数为 3 000 次,种群规模数量统一设定为 100,各个算法独立运行 30 次。通过计算最优值(Best)、平均值(Average)、标准差(Std)以及 Friedman 检验作为评价指标来验证本文提出的 MSIDBO 算法的有效性及其性能优越性。

3.2 MSIDBO 与其他算法求解精度比较分析

表 2、3 分别展示了各算法在 F1-F29 上 Dim=30 与 Dim=50 的测试结果。

由于 CEC2005 测试函数较早采用,其说服力已显不足。随着优化问题日趋复杂,本文采用更新的 CEC2017 测试函数,以验证 MSIDBO 解决现实复杂问题的能力。比较 MSIDBO 算法与其他算法的结果并排序,直观展现各算法的求解精度与性能差异,其中效果最好的用粗体突出显示。

从表 2 的数据中可以看出,MSIDBO 算法在 Dim=30 的情况下,无论是从平均排名还是最终排名的角度来看,MSIDBO 稳居第一。在单峰函数中,除了 F2 函数外,MSIDBO 均展现出最优性能。而在多峰函数中,特别是在

表 1 CEC2017 函数集

Table 1 CEC2017 function set

类型	函数	名称	维度 Dim	范围	最优值
单峰函数	F1	Shifted and Rotated Bent Cigar Function	30/50	[−100,100]	100
	F2	Shifted and Rotated Zakharov Function	30/50	[−100,100]	300
	F3	Shifted and Rotated Rosenbrock’s Function	30/50	[−100,100]	400
	F4	Shifted and Rotated Rastrigin’s Function	30/50	[−100,100]	500
	F5	Shifted and Rotated Expanded Scaffer’s F6 Function	30/50	[−100,100]	600
多峰函数	F6	Shifted and Rotated Lunacek Bi_Rastrigin Function	30/50	[−100,100]	700
	F7	Shifted and Rotated Non-Continuous Rastrigin’s Function	30/50	[−100,100]	800
	F8	Shifted and Rotated Levy Function	30/50	[−100,100]	900
	F9	Shifted and Rotated Schwefel’s Function	30/50	[−100,100]	1 000

续表 1
Continuation table 1

类型	函数	名称	维度 Dim	范围	最优值
混合函数	F10	Hybrid Function 1 (N=3)	30/50	[−100,100]	1 100
	F11	Hybrid Function 2 (N=3)	30/50	[−100,100]	1 200
	F12	Hybrid Function 3 (N=3)	30/50	[−100,100]	1 300
	F13	Hybrid Function 4 (N=4)	30/50	[−100,100]	1 400
	F14	Hybrid Function 5 (N=4)	30/50	[−100,100]	1 500
	F15	Hybrid Function 6 (N=4)	30/50	[−100,100]	1 600
	F16	Hybrid Function 6 (N=5)	30/50	[−100,100]	1 700
	F17	Hybrid Function 6 (N=5)	30/50	[−100,100]	1 800
	F18	Hybrid Function 6 (N=5)	30/50	[−100,100]	1 900
	F19	Hybrid Function 6 (N=6)	30/50	[−100,100]	2 000
复合函数	F20	Composition Function 1 (N=3)	30/50	[−100,100]	2 100
	F21	Composition Function 2 (N=3)	30/50	[−100,100]	2 200
	F22	Composition Function 3 (N=4)	30/50	[−100,100]	2 300
	F23	Composition Function 4 (N=4)	30/50	[−100,100]	2 400
	F24	Composition Function 5 (N=5)	30/50	[−100,100]	2 500
	F25	Composition Function 6 (N=5)	30/50	[−100,100]	2 600
	F26	Composition Function 7 (N=6)	30/50	[−100,100]	2 700
	F27	Composition Function 8 (N=6)	30/50	[−100,100]	2 800
	F28	Composition Function 9 (N=3)	30/50	[−100,100]	2 900
	F29	Composition Function 10 (N=3)	30/50	[−100,100]	3 000

表 2 各个算法在 CEC2017 测试函数上的求解结果 (Dim=30)
Table 2 The results of each algorithm on the CEC2017 test function (Dim=30)

函数	指标	MSIDBO	DBO	COA	TSO	MRFO	SMA
F1	Best	100.014 366 4	404.213 837 8	1 379.214 991	185.344 726 9	100.143 518	128.925 750 2
	Std	0.048 149 861	1 158 252.23	232 315.505 9	3 783.025 051	4 987.443 858	7 552.022 703
	Average	100.081 962 7	310 177.458 7	52 815.450 77	2 912.282 417	3 566.065 338	7 939.254 181
	Rank	1	6	5	2	3	4
F2	Best	300	5 657.979 851	6 713.514 494	300.066 212 2	300	300.029 625 9
	Std	$1.617\ 96\times10^{-7}$	13 705.119 24	8 978.758 643	95.244 551 42	$\mathbf{9.401\ 48\times10^{-8}}$	0.067 893 643
	Average	300.000 000 3	22 254.157 25	25 948.946 8	365.310 814 8	300	300.127 106 3
	Rank	2	5	6	4	1	3
F3	Best	400.000 763 2	471.962 225 7	400.435 266 5	400.127 512 7	400.000 369 2	486.177 410 2
	Std	21.927 490 95	24.128 306 09	24.702 683 84	32.397 018 44	25.291 867 96	1.594 354 744
	Average	450.936 945 2	509.975 914	487.541 813 5	457.509 402 2	414.753 726 1	489.089 654 6
	Rank	2	6	4	3	1	5
F4	Best	526.863 855 3	610.855 215 6	554.799 920 5	584.571 252 1	574.621 772 9	546.766 801 1
	Std	15.147 344 59	35.741 254 12	62.999 260 38	39.309 723 33	35.441 912 1	19.501 150 43
	Average	551.182 185 8	689.272 430 3	700.782 196 5	649.931 338	641.183 847 7	582.040 563 3
	Rank	1	5	6	4	3	2

续表 2
Continuation table 2

函数	指标	MSIDBO	DBO	COA	TSO	MRFO	SMA
F5	Best	600	609.472 599 1	606.957 138 9	617.203 556 2	600.001 948 2	600.304 473 2
	Std	0.000 496 363	8.544 568 015	16.418 893 76	8.589 137 409	10.0483 638	0.312 160 758
	Average	600.000 270 5	624.750 405 1	634.021 545	634.750 951 3	607.615 054 3	600.651 731 5
	Rank	1	4	5	6	3	2
F6	Best	759.730 244 9	804.424 617 8	850.571 486	881.249 886 2	785.324 980 4	772.866 611 4
	Std	10.287 253 22	72.473 648 11	156.403 809 7	76.667 221	50.243 578 61	28.466 491 79
	Average	774.584 082 4	909.310 560 4	111 0.637 384	100 0.161 493	902.283 239 7	814.175 479 8
	Rank	1	4	6	5	3	2
F7	Best	826.863 88	894.585 408	872.636 677 8	875.616 528 9	863.677 278 8	848.3609143
	Std	18.293 562 45	38.390 988 54	31.903 785 54	22.711 148 3	28.215 815 46	21.37414232
	Average	851.929 686 1	990.613 701 5	967.327 087	910.110 797 5	918.598 591 7	882.8632084
	Rank	1	6	5	3	4	2
F8	Best	900	2 205.248 183	1 189.540 32	1 336.737 217	1 153.443 353	927.032 594 3
	Std	1.427 43×10⁻⁷	1 602.106 948	1 840.794 093	975.804 189 8	1 299.165 45	1 301.724 848
	Average	900	4 891.033 396	3 704.783 595	3 272.398 237	2 713.931 454	2 265.771 202
	Rank	1	6	5	4	3	2
F9	Best	2 171.584 049	3 465.849 666	3 927.781 455	3 362.059 181	3 082.670 971	2 741.384 778
	Std	518.693 197 8	620.795 077 1	664.824 744 5	737.134 516 4	649.429 713 6	600.786 841 7
	Average	3 292.816 478	4 893.755 042	4 998.030 615	4 877.207 208	4 741.049 735	3 852.907 464
	Rank	1	5	6	4	3	2
F10	Best	1 107.630 438	1 244.509 612	1 165.363 679	1 128.882 386	112 0.918 135	115 9.335 166
	Std	10.825 087	95.971 639	68.506 232 05	49.284 252 89	31.882 392 46	50.663 055 36
	Average	1 115.457 667	1 421.015 36	1 289.642 986	1 223.120 493	1 176.356 101	1 234.669 772
	Rank	1	6	5	3	2	4
F11	Best	1 698.253 476	27 159.451 9	250 491.974 4	7 513.881 53	12 394.575 79	172 794.714 7
	Std	232.935 877 2	117 997 00.85	725 230.266 4	86 584.834 36	9 043.460 747	108 703 5.585
	Average	2 279.414 623	10 943 041.64	971 576.787 8	60 890.720 72	28 164.982 89	1 209 660.249
	Rank	1	6	4	3	2	5
F12	Best	1 337.334 269	26 298.454 93	3 568.118 366	1 865.657 94	1 331.970 743	3 412.530 735
	Std	13.329 510 19	145 393 5.746	21 090.866 55	11 751.171 12	18 126.670 11	26 094.599 27
	Average	1 371.789 26	844 840.861 2	35 630.857 04	9 705.965 751	15 655.408 4	30 881.601 42
	Rank	1	6	5	2	3	4
F13	Best	1 426.531 015	2 037.748 921	1 766.651 644	1 630.257 846	1 595.849 738	4 129.829 348
	Std	5.336 828 662	62 148.353 54	31 301.017 39	2 297.342 432	1 526.731 82	20 220.320 19
	Average	1 435.579 403	55 006.375 86	32 681.740 41	3 693.257 461	2 448.409 746	40 956.496 24
	Rank	1	6	4	3	2	5
F14	Best	1 514.426 675	6 568.372 392	1 764.680 177	1 723.129 923	1 625.526 924	2 098.863 83
	Std	3.799 578 759	34 861.462 24	8 614.764 051	3 030.032 926	9 570.689 548	13 723.345 81
	Average	1 523.370 497	52 265.551 41	8 072.966 207	4 390.313 293	9 840.459 663	28 859.504 54
	Rank	1	6	3	2	4	5

续表 2
Continuation table 2

函数	指标	MSIDBO	DBO	COA	TSO	MRFO	SMA
F15	Best	1 746. 308 521	2 343. 979 403	1 744. 424 475	2 251. 233 893	2 166. 471 256	1 994. 331 164
	Std	253. 351 564 2	263. 100 362 1	351. 717 136 6	261. 090 867 1	282. 753 0511	292. 358 345 6
	Average	2 318. 578 78	2 956. 074 621	2 423. 299 044	2 719. 711 378	2 607. 694 834	2 529. 071 173
	Rank	1	6	2	5	4	3
F16	Best	1 736. 485 294	1 855. 912 969	1 811. 319 832	1 795. 021 38	1 739. 508 479	1 826. 345 56
	Std	127. 410 730 3	265. 050 995	178. 414 177 3	223. 950 189 5	180. 297 102 5	215. 041 209 9
	Average	1 913. 783 783	2 316. 226 288	2 007. 054 307	2 205. 457 942	2 084. 842 299	2 135. 232 803
	Rank	1	6	2	5	3	4
F17	Best	1 824. 793 296	36 128. 216 51	45 214. 338 29	14 632. 988 64	22 916. 626 05	25 897. 724 51
	Std	2. 113 538 215	105 527 7. 512	781 087. 469 9	68 999. 801 85	33 148. 575 12	333 517. 906 4
	Average	1 829. 348 447	64 4442. 371 6	584 192. 454 9	97 580. 905 05	66 260. 243 78	335 600. 065 4
	Rank	1	6	5	3	2	4
F18	Best	1 910. 965 081	2 386. 001 152	2 090. 141 728	1 968. 309 681	1 970. 567 042	2 221. 019 512
	Std	2. 767 050 997	546 501. 605 8	11 196. 264 84	9 378. 381 18	10 619. 202 33	19 196. 692 61
	Average	1 920. 458 037	289 335. 414 2	10 278. 479 27	9 567. 598 708	8 763. 246 837	38 407. 854 83
	Rank	1	6	4	3	2	5
F19	Best	2 028. 802 288	2 256. 687 371	2 091. 991 274	2 138. 159 906	2 102. 507 537	2 196. 110 299
	Std	159. 303 516 1	184. 347 152	160. 046 414 2	150. 111 291 4	177. 718 213 8	165. 782 905 6
	Average	2 250. 400 529	2 616. 862 053	2 351. 873 924	2 474. 875 818	2 404. 121 175	2 441. 881 06
	Rank	1	6	2	5	3	4
F20	Best	2 315. 776 148	2 417. 365 09	2 376. 942 404	2 366. 517 426	2 336. 385 12	2 352. 971 105
	Std	15. 002 163 25	42. 025 393 97	28. 813 638 55	22. 012 623 51	35. 137 123 12	25. 228 829 7
	Average	2 346. 018 691	2 486. 463 477	2 418. 568 547	2 409. 254 226	2 403. 907 994	2 399. 522 54
	Rank	1	6	5	4	3	2
F21	Best	2 300	2 300. 000 001	2 300. 124 099	2 300	2 300	2 302. 462 816
	Std	1 293. 452 458	1 886. 729 298	1 371. 782 578	3. 035 434 439	1. 183 150 047	823. 963 068 1
	Average	3 441. 877 556	3 827. 984 324	2 796. 477 789	2 302. 219 543	2 300. 568 265	5 509. 465 68
	Rank	4	5	3	2	1	6
F22	Best	2 400	2 763. 934 437	2 718. 350 441	2 736. 459 048	2 693. 801 684	2 699. 019 594
	Std	57. 331 006 68	55. 578 944 15	45. 894 494 59	60. 307 174 76	41. 139 035 92	19. 282 129 2
	Average	2 691. 387 841	2 847. 452 115	2 785. 749 091	2 844. 447 253	2 760. 987 344	2 733. 596 624
	Rank	1	6	4	5	3	2
F23	Best	2 853. 745 929	2 941. 612 752	2 881. 057 485	2 903. 673 847	2 878. 134 421	2 872. 642 371
	Std	12. 367 303 93	58. 104 849 99	40. 147 821 75	78. 123 131 81	31. 008 599 51	30. 814 052 51
	Average	2 872. 375 413	3 016. 674 625	2 942. 424 008	3 014. 670 166	2 937. 914 473	2 932. 711 065
	Rank	1	6	4	5	3	2
F24	Best	2 883. 404 601	2 886. 929 589	2 883. 807 764	2 883. 604 167	2 883. 519 847	2 883. 542 217
	Std	1. 016 842 171	27. 706 753 3	21. 099 434 18	13. 733 140 94	11. 407 325 65	2. 223 044 756
	Average	2 886. 404 134	2 902. 369 882	2 901. 229 36	2 897. 164 39	2 892. 464 512	2 887. 366 68
	Rank	1	6	5	4	3	2

续表 2
Continuation table 2

函数	指标	MSIDBO	DBO	COA	TSO	MRFO	SMA
F25	Best	2 900	3 104.774 788	2 900.138 207	2 800	2 800	4 270.036 008
	Std	476.263 423 2	762.072 183 2	1 197.886 586	1 098.699 96	1 270.713 772	270.865 626 3
	Average	4 013.571 726	5 871.622 419	5 108.364 74	5 545.196 645	4 752.639 351	4 722.774 234
	Rank	1	6	4	5	3	2
F26	Best	3 183.954 028	3 221.406 729	3 211.111 639	3 218.614 262	3 223.234 912	3 193.972 965
	Std	12.104 844 86	24.044 970 55	22.122 168 62	58.836 711 78	22.281 889 27	14.567 827 06
	Average	3 203.526 519	3 259.319 523	3 248.255 347	3 282.114 024	3 257.276 136	3 214.689 569
	Rank	1	5	3	6	4	2
F27	Best	3 100	3 205.085 608	3 186.646 541	3 100	3 100	3 100.248 144
	Std	49.880 404 5	71.888 595 32	21.773 647 66	52.395 944 95	55.223 785 22	38.498 327 21
	Average	3 132.054 654	3 310.763 591	3 214.772 476	3 129.894 359	3 131.915 288	3 231.789 158
	Rank	3	6	4	1	2	5
F28	Best	3 277.464 734	3 677.568 019	3 427.561 369	3 610.625 895	3 394.652 898	3 468.799 079
	Std	157.913 716 8	213.167 289 9	211.457 472 3	263.658 167 9	261.471 578 1	176.521 016 5
	Average	3 556.941 834	4 074.868 469	3 830.376 982	4 052.176 058	3 762.874 76	3 756.057 443
	Rank	1	6	4	5	3	2
F29	Best	4 967.118 891	16 398.036 08	9 721.565 328	5 054.349 135	530 1.039 818	663 6.870 823
	Std	33.798 583 13	724 417.459 3	8 917.197 916	2 521.625 741	2 800.976 127	4 537.008 263
	Average	4 997.808 242	59 2283.856 2	19 483.047 41	8 190.647 772	8 882.517 724	16 755.721 52
	Rank	1	6	5	2	3	4
Mean Rank		1.241 379 31	5.689 655 172	4.310 344 828	3.724 137 931	2.724 137 931	3.310 344 828
Final Rank		1	6	5	4	2	3

表 3 各个算法在 CEC2017 测试函数上的求解结果 (Dim=50)

Table 3 The results of each algorithm on the CEC2017 test function (Dim=50)

函数	指标	MSIDBO	DBO	COA	TSO	MRFO	SMA
F1	Best	105.762 755 3	5 242.935 686	141 485.663 1	120.285 978 4	103.532 579 4	1 626.882 11
	Std	6 558.801 234	168 253 17.75	906 918 82.15	3 446.393 398	5 447.624 242	11 084.527 06
	Average	5 698.532 824	109 611 33.85	203 767 45.6	3 055.693 066	4 481.109 848	14 481.826 32
	Rank	3	5	6	1	2	4
F2	Best	300.224 328 1	79 313.859 46	82 215.606 15	11 768.084 24	2 746.554 51	309.801 440 3
	Std	0.708 272 952	27 284.350 14	37 817.763 51	5 451.556 499	4 562.306 335	16.857 738 37
	Average	300.790 643 6	134 996.953 6	167 909.519 6	21 489.473 7	10 498.163 16	329.223 460 2
	Rank	1	5	6	4	3	2
F3	Best	428.512 728 7	537.480 605 1	470.090 834 1	401.472 370 2	401.465 664 5	449.613 087 7
	Std	57.273 883 41	85.693 207 31	48.028 891 52	67.384 700 93	53.848 8290 5	47.287 666 55
	Average	470.447 350 3	670.401 228	540.187 092 4	516.317 142 7	481.018 467 7	556.399 132 8
	Rank	1	6	4	3	2	5
F4	Best	595.604 371 3	806.402 11	774.619 913 2	721.874 644 5	711.925 092 8	603.508 799 8
	Std	22.462 812 47	64.432 806 19	33.421 711 63	46.666 500 87	45.123 365 28	39.795 646 72
	Average	638.617 422 6	941.947 265 5	866.032 865	801.370 969 5	805.815 053 8	692.525 322 1
	Rank	1	6	5	3	4	2

续表 3
Continuation table 3

函数	指标	MSIDBO	DBO	COA	TSO	MRFO	SMA
F5	Best	600.003 564	631.663 978 2	624.799 074 1	636.292 204 3	604.184 583 3	602.031 858 7
	Std	0.019 038 882	8.083 842 723	13.203 353 77	9.619 672 491	12.771 163 35	4.875 917 902
	Average	600.018 697 9	646.527 232 8	650.099 544 7	651.407 248 5	625.452 172 7	606.496 858 9
	Rank	1	4	5	6	3	2
F6	Best	816.092 080 4	919.149 691 2	131 5.732 358	1 094.492 522	993.189 836 4	891.894 519 2
	Std	24.232 881 35	154.644 642 3	150.379 908 3	143.533 694 3	138.234 109 9	42.141 264 66
	Average	856.824 872 1	1 146.793 829	1 631.957 184	1 391.568 229	1 219.117 269	970.273 436
	Rank	1	3	6	5	4	2
F7	Best	874.621 872 1	1 129.734 129	1 065.822 285	1 023.864 312	969.142 555	914.458 871 3
	Std	34.331 937 74	69.280 988 65	39.955 147 93	43.771 182 47	62.895 687 86	42.329 005 84
	Average	931.505 909 4	1 243.776 878	1 193.353 299	1 090.393 48	1 116.726 449	1 004.096 184
	Rank	1	6	5	3	4	2
F8	Best	900.000 006 6	9 116.391 688	9 743.908 031	5 169.526 579	2 663.191 574	4 232.972 756
	Std	1.928 340 091	4 536.042 146	4 535.235 07	1 898.504 688	2 370.399 155	4 329.123 957
	Average	901.094 289	15 965.135 1	17 889.260 42	9 435.120 589	7 460.959 346	9 520.227 973
	Rank	1	5	6	3	2	4
F9	Best	4 787.525 03	6 427.419 011	8 712.680 892	5 978.191 492	5 235.922 129	4 596.867 763
	Std	739.378 936 2	1 105.935307	876.868 983 6	1 147.215 539	958.530 125 9	1 021.369 92
	Average	6 079.706 555	8 957.946519	10 309.620 51	7 965.391 467	7 334.019 25	6 692.663 597
	Rank	1	5	6	4	3	2
F10	Best	1 142.553 178	1 369.995 083	1 261.443 255	1 215.229 541	1 196.866 36	1 191.490 473
	Std	20.251 011 12	154.881 197 4	97.614 779 16	43.703 786 1	36.554 919 47	53.815 630 39
	Average	1 172.410 967	1 723.301 401	1 415.389 966	1 304.467 191	1 245.480 76	1 320.122 892
	Rank	1	6	5	3	2	4
F11	Best	4 041.146 348	2 601 605.983	2 015 365.088	95 577.302 28	132 810.799 2	2 289 005.294
	Std	1 714.651 501	139 470 840.9	5 362 916.024	1 049 828.659	178 647.048 6	3 137 767.131
	Average	6 646.433 995	101 517 347.2	8 807 758.505	874 496.314 9	367 914.347 5	7 145 497.543
	Rank	1	6	5	3	2	4
F12	Best	1 548.777 594	91 397.140 92	34 815.173 88	3 710.418 139	1 364.476 696	18 989.391 38
	Std	74.033 732 52	2 488 631.58	34 348.115 05	5 180.192 469	7 345.507 185	8 654.508 737
	Average	1 673.285 413	1 880 541.255	81 423.825 71	8 961.132 456	6 401.548 816	36 996.524 2
	Rank	1	6	5	3	2	4
F13	Best	1 454.871 091	16 260.494 64	8 156.242 888	3 072.482 407	2 122.343 424	41 373.379 74
	Std	16.846 811 92	622 019.202 2	128 090.925 7	18 806.527 33	20 931.814 72	89 844.071 17
	Average	1 489.593 26	591 494.386 7	151 325.014 7	23 388.255 24	20 194.757 75	205 392.404 5
	Rank	1	6	4	3	2	5
F14	Best	1 621.197 589	12 688.703 37	7 924.746 302	1 843.854 469	1 590.461 182	11 990.077 3
	Std	28.603 507 85	457 049.890 1	7 542.006 44	5 902.008 193	7 080.782 962	7 718.158 402
	Average	1 663.312 129	268 300.445 8	22 831.068 09	8 681.906 489	8 242.847 397	28 790.414 22
	Rank	1	6	4	3	2	5

续表 3
Continuation table 3

函数	指标	MSIDBO	DBO	COA	TSO	MRFO	SMA
F15	Best	2 326.051 091	3 012.072 786	2 219.245 544	2 641.054 979	2 383.322 029	2 423.371 235
	Std	365.810 958 5	537.812 933	379.055 856 7	537.578 881 2	434.749 946 3	467.416 648 2
	Average	2 973.816 352	3 988.853 935	3 101.921 559	3 486.412 072	3 367.573 637	3 309.642 35
	Rank	1	6	2	5	4	3
F16	Best	2 058.109 964	2 805.120 142	2 700.014 025	2 670.416 632	2 090.345 429	2 046.888 492
	Std	233.413 407 4	428.631 710 7	252.566 996 4	308.755 72	347.397 050 8	364.885 539 6
	Average	2 677.228 226	3 808.779 277	3 073.047 299	3 229.864 196	2 935.340 745	3 003.356 255
	Rank	1	6	4	5	2	3
F17	Best	1 853.745 233	197 600.937 7	117 432.210 3	38 058.864 27	24 855.954 98	334 708.843
	Std	10.732 190 34	4 015 555.204	1 060 574.513	151 401.278 7	55 368.159 34	606 601.912
	Average	1 878.212 498	3 694 949.838	1 394 739.631	207 883.709 2	110 882.212 4	1 124 353.033
	Rank	1	6	5	3	2	4
F18	Best	1 939.661 809	9 946.928 74	2 765.410 202	2 811.365 85	2 629.751 205	2 365.954 23
	Std	6.242 798 806	2 928 861.755	14 148.345 15	7 162.729 86	10 458.354 33	11 776.498 62
	Average	1 954.916 437	1 816 033.717	19 464.118 73	17 830.118 27	17 338.273 66	10 661.012 72
	Rank	1	6	5	4	3	2
F19	Best	2 347.385 9	2 614.408 915	2 415.682 628	2 288.779 677	2 379.678 05	2 594.216 192
	Std	297.019 607 9	313.936 830 5	425.796 373 4	372.263 082 8	303.713 009 1	291.866 375
	Average	2 777.423 187	3 450.539 301	3 275.490 517	3 029.091 222	3 085.167 833	3 041.519 384
	Rank	1	6	5	2	4	3
F20	Best	2 382.878 013	2 588.958 559	2 444.419 028	2 465.324 776	2 424.113 643	2 409.540 687
	Std	33.841 573 56	65.398 557 16	63.553 319 53	54.704 496 56	55.117 868 72	46.942 007 39
	Average	2 434.394 426	2 725.357 746	2 592.274 814	2 579.165 555	2 530.928 221	2 486.708 593
	Rank	1	6	5	4	3	2
F21	Best	6 010.094 79	7 954.466 894	2 321.543 418	2 305.848 551	2 300	6 322.941 825
	Std	788.673 666 1	1 086.424 923	2 597.316 792	1 893.254 29	1 570.948 312	899.608 042 2
	Average	7 462.976 147	10 230.121 14	11 169.802 87	9 514.637 367	9 212.712 351	8 243.138 091
	Rank	1	5	6	4	3	2
F22	Best	2 802.128 067	3 064.961 298	2 994.859 404	3 021.414 799	2 886.042 367	2 865.692 783
	Std	29.985 055 61	98.340 005 01	71.667 408 97	114.503 835 3	76.908 336 8	51.856 453 22
	Average	2 861.908 593	3 270.238 705	3 111.426 999	3 214.807 546	3 008.322 568	2 937.481 58
	Rank	1	6	4	5	3	2
F23	Best	2 959.161 698	3 187.303 232	3 013.777 366	3 170.957 634	3 113.840 468	3 015.309 29
	Std	31.031 678 6	103.468 187 6	98.904 817 66	172.556 389 2	66.161 194 15	57.890 345 76
	Average	3 007.672 977	3 367.145 76	3 191.018 727	3 450.316 844	3 192.387 663	3 123.358 593
	Rank	1	5	3	6	4	2
F24	Best	2 955.350 689	3 027.401 056	3 051.213 264	2 960.842 393	2 960.909 824	2 980.616 996
	Std	30.213 216 28	123.270 709 6	30.219 078 34	40.783 794 22	37.515 836 76	33.871 090 32
	Average	2 999.492 936	3 151.155 367	3 106.642 908	3 058.812 651	3 062.313 885	3 029.718 105
	Rank	1	6	5	3	4	2

续表 3
Continuation table 3

函数	指标	MSIDBO	DBO	COA	TSO	MRFO	SMA
F25	Best	4 621.884 774	3 842.157 876	3 168.992 324	2 900.000 003	2 900	2 900.448 78
	Std	324.928 460 5	1 400.203 686	2 926.159 085	2 880.703 278	3 228.087 763	1 107.591 334
	Average	5 214.253 344	9 255.724 46	9 914.183 073	8 778.377 934	7 095.009 863	5 472.071 711
	Rank	1	5	6	4	3	2
F26	Best	3 198.083 634	3 336.111 773	3 446.357 869	3 243.508 879	3 381.401 179	3 261.437 626
	Std	48.004 558 1	140.783 116 8	110.439 264 4	236.779 692 5	127.970 749 9	76.232 971 17
	Average	3 256.357 437	3 626.848 696	3 596.019 841	3 733.610 386	3 574.614 8	3 379.719 289
	Rank	1	5	4	6	3	2
F27	Best	3 258.848 736	3 312.848 711	3 274.832 621	3 258.987 095	3 258.848 723	3 260.023 505
	Std	22.198 789 2	2 395.536 494	41.886 140 26	26.228 888 32	22.508 496 08	19.814 244 28
	Average	3 274.459 677	4 762.562 415	3 352.172 256	3 303.072 785	3 294.584 666	3 295.400 793
	Rank	1	6	5	4	2	3
F28	Best	3 523.014 682	4 556.259 826	4 095.621 023	4 281.081 352	3 526.379 566	3 503.561 071
	Std	221.304 374 3	481.679 4743	308.976 553 4	554.817 204 9	326.608 745 6	374.439 653 3
	Average	3 845.404 884	5 263.248 613	4 760.015 809	5 083.496 248	4 137.839 16	4 301.594 342
	Rank	1	6	4	5	2	3
F29	Best	645 043.366 7	2 240 098.492	1 410 909.273	673 800.383 1	627 125.15	844 798.612 5
	Std	112 082.599 5	9 623 533.363	782 599.700 1	224 878.238 3	202 163.214 3	401 702.232 3
	Average	812 838.192 6	14 518 564.02	2 550 064.016	992 093.810 5	927 471.721 2	1 628 732.561
	Rank	1	6	5	3	2	4
Mean Rank		1.068 965 517	5.551 724 138	4.827 586 207	3.793 103 448	2.793 103 448	2.965 517 241
Final Rank		1	6	5	4	2	3

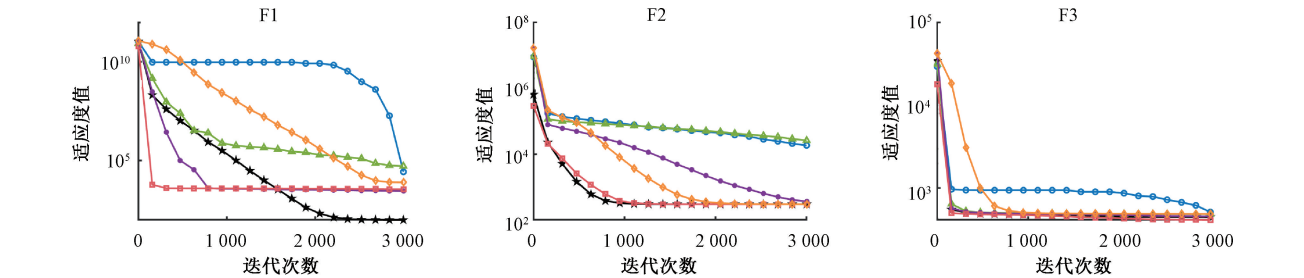
F4 至 F9 函数上,MSIDBO 无论是在最优值、平均值还是标准差方面都稳居首位,其最优值在 F9 函数外均已十分接近理论最优值,但在 F3 上略显不足。此外,在混合函数和组合函数的求解中,MSIDBO 同样表现卓越,仅在 F21 和 F27 上稍显逊色,但其余函数上均名列第一,充分证明了其在复杂函数优化问题中的优越性。

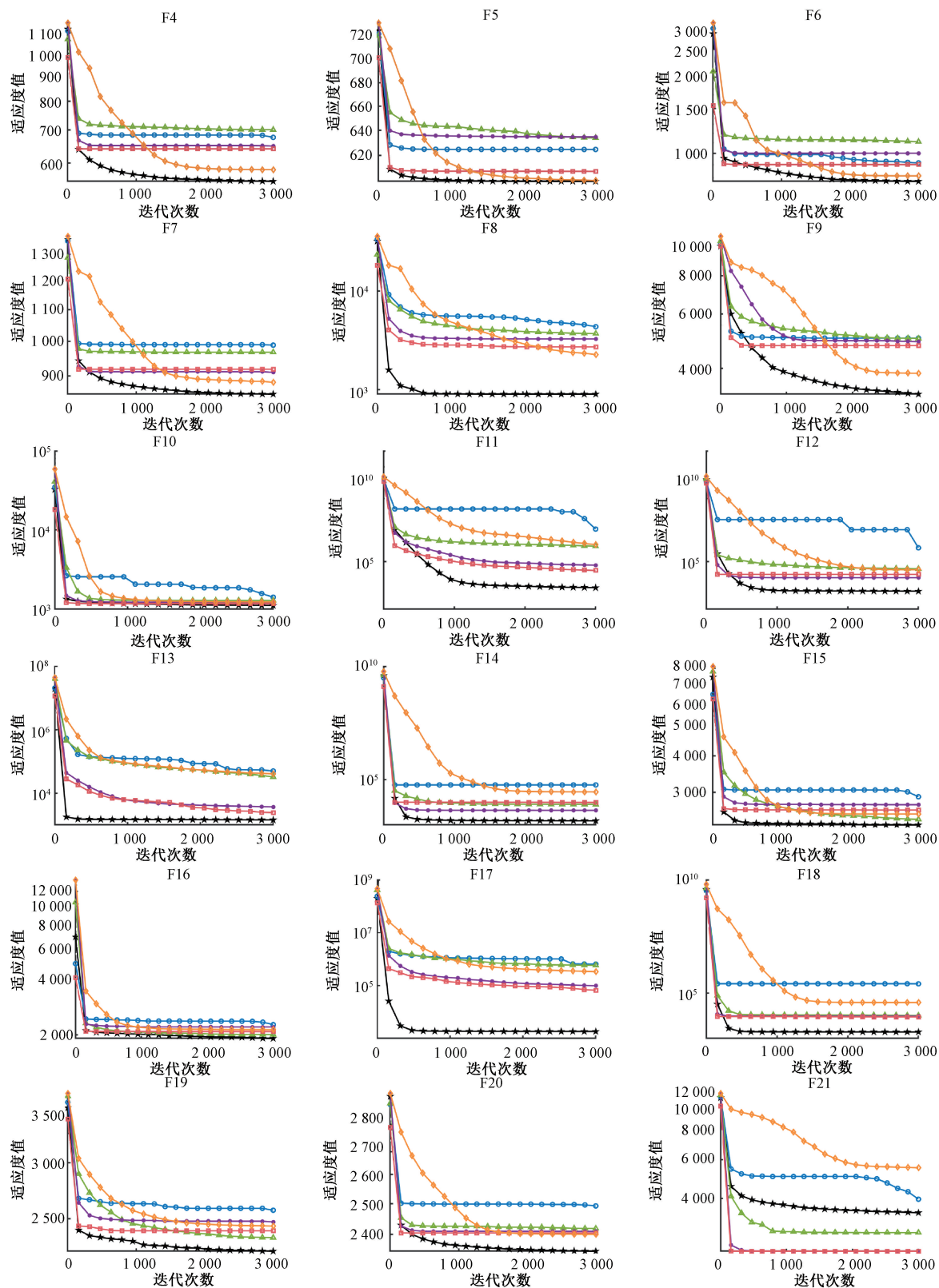
表 3 数据显示,MSIDBO 在 Dim=50 的条件下,在 F1 至 F29 函数上整体表现出色。其平均值与最终排名在多数函数中均位列第一,仅在 F1 函数上稍显不足。虽然 MSIDBO 在 F3、F12、F14 至 F16、F19、F21、F25 以及 F27 至 F29 等函数的寻优结果上未能超越部分其他算法,但其标准差结果却优于其他算法,展现出良好的稳定性。

综合分析 CEC2017 函数测试结果,MSIDBO 在单峰函数上,其收敛能力卓越,展现出高效的寻优性能。而在多峰函数上,MSIDBO 能够有效跳出局部最优,避免陷入局部困境。面对复杂函数时,该算法依然保持稳定,展现出强大的全局勘探和局部开采能力。总体而言,MSIDBO 在众多函数测试中均表现出色,其整体性能稳定可靠,充分证明了其在优化问题中的优越性和实用性。

3.3 MSIDBO 与其他算法收敛性比较分析

为进一步验证 MSIDBO 算法的收敛性能,本文对比了 MSIDBO 与 DBO、COA、TSO、MRFO 和 SMA 在 CEC2017 函数上的收敛曲线。由于篇幅限制,此处仅展示函数维度设置为 Dim=30 时的收敛曲线,如图 2 所示。





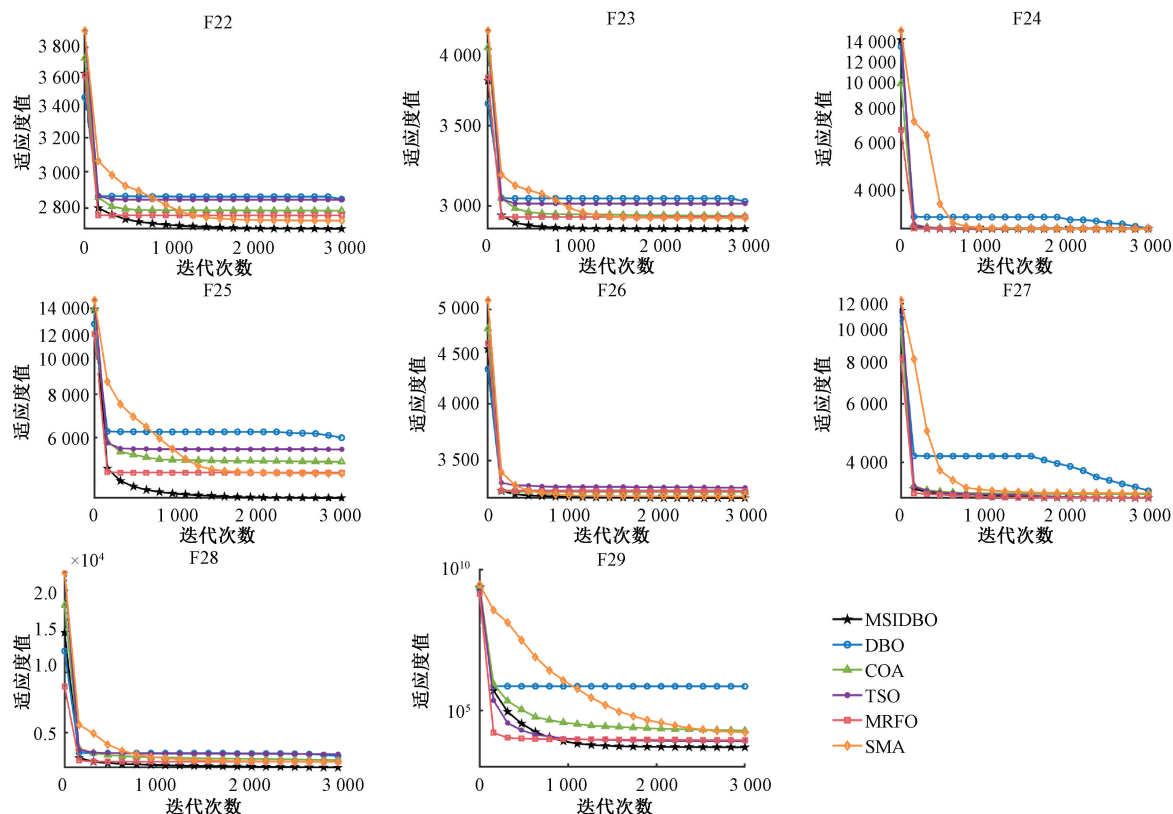


图 2 各个算法在 CEC2017 函数上的收敛曲线

Fig. 2 The convergence curves of each algorithm on the CEC2017 function

通过图 2, 可以明显看出 MSIDBO 算法相比其他对比算法表现出更快的收敛速度和更高的收敛精度。在处理单峰函数时, MSIDBO 的收敛曲线迅速下降至理论最佳值或接近理论最佳值, 可以快速识别并定位全局最佳解可能存在的区域, 有效地向其移动。分析多峰函数、混合函数以及复合函数的收敛曲线, MSIDBO 全局搜索和局部优化的综合能力上优于其他对比算法。此外, 将 MSIDBO 与 DBO 的收敛曲线进行对比, 可以看出 MSIDBO 在收敛精度和收敛速度上均优于 DBO。这充分证明了本文提出的改进策略对提升 DBO 算法的收敛性能具有显著效果。

3.4 Wilcoxon 秩和检验比较分析

为全面证实 MSIDBO 算法的优越性, 仅凭均值、标准差及收敛性分析显然是不够的。采用 Wilcoxon 统计检验来区分 MSIDBO 与其他 5 种算法在优化性能上的显著差异。

这种检验方法能够考虑到数据分布的非参数特性, 从而更加准确地揭示算法性能之间的差异。将显著性水平设定为 5%, 这是一个广泛接受的阈值, 用于判断算法性能差异是否显著。当 MSIDBO 与其他算法的比较结果小于 5% 时, 可以断定两者之间存在明显的性能差异, 反之则说明 MSIDBO 与这些算法在性能上的差异并不显著。其中结果大于 5% 的用粗体已标出。

根据表 4 的数据分析, 尽管在 Dim=30 的 F15 与 F21

以及 Dim=50 的 F1、F3、F15 这几个特定测试函数上, MSIDBO 与其他对比算法的寻优结果差异并不显著, 但在大部分测试函数上, MSIDBO 与其他算法之间的 p 值均小于 5%。这一结果清晰地表明, MSIDBO 在总体上相较于其他对比算法具有显著的优化性能差异。

3.5 复杂度分析

时间复杂度由种群初始化和个体位置更新以及个体适应度评估组成。在文中, 种群数用 N 表示, 迭代次数用 T 表示, 问题维度 D 。

MSIDBO 种群初始化的时间复杂度为 $O(N \times D)$, 滚球和舞蹈行为的时间复杂度为 $O(0.2N \times D \times T)$, 产卵行为的时间复杂度为 $O(0.2N \times D \times T)$, 使用自适应适应度距离平衡策略的觅食和偷窃行为的时间复杂度为 $O(0.6N \times D \times T)$, 引导学习策略的时间复杂度为 $O(N \times D \times T)$, 局部最优扰动方案的时间复杂度为 $O(N \times D \times T)$, 个体适应度评估时间复杂度为 $O(N \times T)$ 。因此, 本文提出的 MSIDBO 时间复杂度计算如下:

$$O(\text{MSIDBO}) = O(N \times D) + O(3N \times D \times T) + O(N \times T) \quad (17)$$

基本 DBO 的时间复杂度为:

$$O(\text{DBO}) = O(N \times D) + O(N \times D \times T) + O(N \times T) \quad (18)$$

表 4 各个算法在 CEC2017 函数上的 p 值
Table 4 The p-values of each algorithm on the CEC2017 function

函数	维度 Dim	DBO	COA	TSO	MRFO	SMA
F1	30	$3.016\ 08\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$4.077\ 16\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
	50	$5.461\ 75\times10^{-9}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	0.122 352 926	0.387 099 778	0.000 283 887
F2	30	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$5.461\ 75\times10^{-9}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
F3	30	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$5.072\ 31\times10^{-10}$	0.002 379 964	0.000 178 356	$3.019\ 86\times10^{-11}$
	50	$9.918\ 63\times10^{-11}$	$2.958\ 98\times10^{-5}$	0.006 668 876	0.491 782 957	$2.491\ 31\times10^{-6}$
F4	30	$3.016\ 08\times10^{-11}$	$8.142\ 97\times10^{-11}$	$3.334\ 22\times10^{-11}$	$3.685\ 14\times10^{-11}$	$3.007\ 99\times10^{-7}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$4.444\ 05\times10^{-7}$
F5	30	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.338\ 39\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
F6	30	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$4.975\ 17\times10^{-11}$	$4.997\ 95\times10^{-9}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$6.065\ 76\times10^{-11}$
F7	30	3.33839×10^{-11}	$4.975\ 17\times10^{-11}$	$1.613\ 23\times10^{-10}$	$2.153\ 16\times10^{-10}$	$6.526\ 14\times10^{-7}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$4.504\ 32\times10^{-11}$	$5.532\ 86\times10^{-8}$
F8	30	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
F9	30	$2.371\ 47\times10^{-10}$	$9.918\ 63\times10^{-11}$	$1.070\ 18\times10^{-9}$	$6.121\ 04\times10^{-10}$	0.001 003 532
	50	$1.093\ 67\times10^{-10}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$7.118\ 59\times10^{-9}$	$5.091\ 17\times10^{-6}$	0.009 068 761
F10	30	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.338\ 39\times10^{-11}$	$4.077\ 16\times10^{-11}$	$1.613\ 23\times10^{-10}$	$3.689\ 73\times10^{-11}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.689\ 73\times10^{-11}$	$3.158\ 89\times10^{-10}$	$6.065\ 76\times10^{-11}$
F11	30	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
F12	30	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$5.572\ 65\times10^{-10}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$5.185\ 68\times10^{-7}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
F13	30	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
F14	30	$3.016\ 08\times10^{-11}$	$3.016\ 08\times10^{-11}$	$3.016\ 08\times10^{-11}$	$3.016\ 08\times10^{-11}$	$3.016\ 08\times10^{-11}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$9.755\ 5\times10^{-10}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
F15	30	$5.572\ 65\times10^{-10}$	0.166 866 17	$8.197\ 5\times10^{-7}$	0.000 212 646	0.005 084 222
	50	$3.497\ 11\times10^{-9}$	0.228 230 067	0.000 268 057	0.000 654 865	0.006 377 246
F16	30	$5.967\ 31\times10^{-9}$	0.040 595 001	$1.286\ 04\times10^{-6}$	0.000 178 356	$5.265\ 01\times10^{-5}$
	50	$7.389\ 08\times10^{-11}$	$1.066\ 57\times10^{-7}$	$1.429\ 42\times10^{-8}$	0.000 769 729	0.000 140 669
F17	30	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
F18	30	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
F19	30	$1.010\ 45\times10^{-8}$	0.008 684 371	$1.336\ 68\times10^{-5}$	0.001 301 665	$4.353\ 08\times10^{-5}$
	50	$4.997\ 95\times10^{-9}$	$2.597\ 36\times10^{-5}$	0.006 972 441	0.000 398 81	0.001 85748
F20	30	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.338\ 39\times10^{-11}$	$4.975\ 17\times10^{-11}$	$2.438\ 63\times10^{-9}$	$5.072\ 31\times10^{-10}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$8.993\ 41\times10^{-11}$	$8.993\ 41\times10^{-11}$	$4.572\ 57\times10^{-9}$	$2.278\ 02\times10^{-5}$
F21	30	0.013 093 284	0.276 253 126	0.818 385 804	0.311 653 159	$7.269\ 37\times10^{-9}$
	50	$1.613\ 23\times10^{-10}$	$8.484\ 77\times10^{-9}$	$2.831\ 45\times10^{-8}$	$1.102\ 34\times10^{-8}$	0.001 301 665

续表 4

Continuation table 4

函数	维度 Dim	DBO	COA	TSO	MRFO	SMA
F22	30	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$1.205\ 67\times10^{-10}$	$3.689\ 73\times10^{-11}$	$7.118\ 59\times10^{-9}$	$6.527\ 74\times10^{-8}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$9.918\ 63\times10^{-11}$	$1.102\ 34\times10^{-8}$
F23	30	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$1.776\ 91\times10^{-10}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$6.695\ 52\times10^{-11}$	$2.871\ 58\times10^{-10}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$7.380\ 29\times10^{-10}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.158\ 89\times10^{-10}$
F24	30	$3.016\ 08\times10^{-11}$	$3.322\ 07\times10^{-6}$	$2.131\ 6\times10^{-5}$	$5.087\ 86\times10^{-8}$	$5.087\ 86\times10^{-8}$
	50	$6.695\ 52\times10^{-11}$	$3.689\ 73\times10^{-11}$	$1.193\ 68\times10^{-6}$	$1.359\ 43\times10^{-7}$	0.000 268 057
F25	30	$3.815\ 9\times10^{-10}$	$2.676\ 71\times10^{-6}$	$7.688\ 59\times10^{-8}$	0.000 767 646	$3.470\ 3\times10^{-10}$
	50	5.57265×10^{-10}	$1.156\ 65\times10^{-7}$	$9.513\ 94\times10^{-6}$	0.027 009 681	0.000 445 919
F26	30	$5.494\ 05\times10^{-11}$	$2.609\ 85\times10^{-10}$	$4.504\ 32\times10^{-11}$	$5.494\ 05\times10^{-11}$	0.002 754 848
	50	$4.077\ 16\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$1.464\ 31\times10^{-10}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$1.102\ 34\times10^{-8}$
F27	30	$3.544\ 24\times10^{-11}$	$5.160\ 56\times10^{-7}$	0.002 194 436	0.518 136 443	$2.780\ 82\times10^{-10}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$1.956\ 78\times10^{-10}$	$4.420\ 5\times10^{-6}$	0.026 077 477	$2.132\ 73\times10^{-5}$
F28	30	$2.609\ 85\times10^{-10}$	$1.860\ 85\times10^{-6}$	$9.755\ 5\times10^{-10}$	0.000 952 074	0.000 104 066
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$6.695\ 52\times10^{-11}$	$3.338\ 39\times10^{-11}$	0.000 445 919	$3.093\ 89\times10^{-6}$
F29	30	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.689\ 73\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$
	50	$3.019\ 86\times10^{-11}$	$3.019\ 86\times10^{-11}$	0.000 654 865	0.015 638 12	$8.993\ 41\times10^{-11}$

总体来说,MSIDBO 相较于基本 DBO,其时间复杂度的增加并不显著。

4 MSIDBO 用于求解优化问题

4.1 压力容器设计问题

如图 3 所示,压力容器设计^[19](pressure vessel design problem,PVD)涉及优化多变量,包括壳体 T_s 、封头厚度 Th 及内半径 R 、长度 L 等。这些变量关乎成本、安全与使用性能。优化时需综合考量,以在满足要求的前提下降低

成本。优化后的结果如表 5 所示。

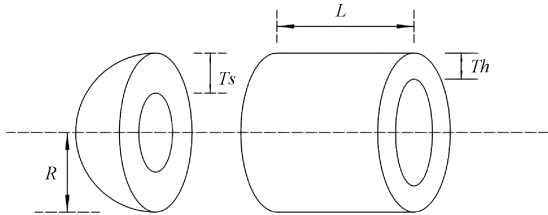


图 3 PVD 设计问题

Fig. 3 PVD design problem

表 5 PVD 问题比较结果

Table 5 Comparison results of PVD problems

算法	变量最优值				优化成本
	T_s	Th	R	L	
MSIDBO	0.778 2	0.384 6	40.319 6	200.000 0	5 885.818 8
DBO	0.806 1	0.398 4	41.768 1	180.773 3	5 934.856 2
COA	0.995 6	0.497 0	50.840 1	91.975 9	6 470.839 1
TSO	0.951 6	0.470 4	49.308 2	103.929 6	6 252.890 9
MRFO	0.781 2	0.389 2	40.465 9	198.026 0	5 902.758 6
SMA	0.981 7	0.485 2	50.866 7	91.614 0	6 332.243 0

PVD 数学模型表示如下:

1) 设 4 个变量为:

$$x=[x_1,x_2,x_3,x_4]=[T_s,T_h,R,L] \tag{19}$$

2) 目标函数为:

$$f(x)=0.622\ 4x_1x_2x_3+1.778\ 1x_2x_3^2+3.166\ 1x_1^4x_4+19.84x_1^2x_3 \tag{20}$$

3) 约束条件为:

$$\begin{aligned} g_1(x) &= -x_1+0.019\ 3x_3\leqslant 0 \\ g_2(x) &= -x_3+0.009\ 54x_3\leqslant 0 \\ g_3(x) &= -\pi x_3^2x_4-\frac{4}{3}\pi x_3^3+1\ 296\ 000\leqslant 0 \\ g_4(x) &= x_4-240\leqslant 0 \end{aligned} \tag{21}$$

- 4)变量区间:
- $$0 \leq x_1, x_2 \leq 99, 10 \leq x_3, x_4 \leq 200 \tag{22}$$

由表 5 可以看出与其他算法相比总优化成本 MSIDBO 是最优的,获得了最低的成本值 5 885. 818 8。

4.2 三杆桁架设计问题

如图 4 所示,三杆桁架设计问题^[1] (three-bar truss design problem, TBTD)是一个涉及优化和约束满足的问题。在解决这个问题过程中,需要在满足 3 个特定的约束条件的前提下,通过调整两个关键参数(S1 和 S2)来实现桁架的最小重量。优化后的结果如表 6 所示。

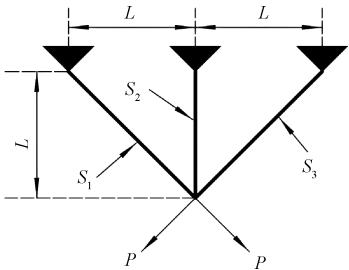


图 4 TBTD 设计问题
Fig. 4 TBTD design problem

表 6 TBTD 问题比较结果

算法	变量最优值		最小重量
	S ₁	S ₂	
MSIDBO	0. 788 67	0. 408 25	263. 895 8
DBO	0. 787 26	0. 412 28	263. 897 3
COA	0. 790 12	0. 404 18	263. 897 7
TSO	0. 789 54	0. 405 81	263. 896 4
MRFO	0. 788 77	0. 407 97	263. 895 9
SMA	0. 773 72	0. 505 09	269. 348 8

- TBTD 数学模型表示如下:
- 1)目标函数为:
- $$f(x) = (2 \sqrt{2S_1} + S_2) \times L \tag{23}$$
- 2)约束条件为:
- $$g_1(x) = \frac{\sqrt{2} S_1 + S_2}{\sqrt{2} S_1^2 + 2 S_1 S_2} P - \sigma \leq 0$$
$$g_2(x) = \frac{S_2}{\sqrt{2} S_1^2 + 2 S_1 S_2} P - \sigma \leq 0 \tag{24}$$
$$g_3(x) = \frac{1}{\sqrt{2} S_2 + S_1} P - \sigma \leq 0$$
- 3)变量区间:
- $$0 \leq S_1, S_2 \leq 1 \tag{25}$$
- 4)参数设置:
- $$L = 100 \text{ cm}, P = 2 \text{ kN/cm}^2, \sigma = 2 \text{ kN/cm}^2$$

由表 6 可以看出,与 DBO、COA、TSO、MRFO、SMA 算法相比,所提出的 MSIDBO 取得了最小重量的优化结果。

4.3 无人机路径规划问题

为验证 MSIDBO 在无人机路径规划中的应用,通过构建轨迹规划约束的数学模型,在三维环境中进行仿真实验。将 MSIDBO 与 DBO、COA、TSO、MRFO 及 SMA 进行了对比。实验地图设定为 200 m×200 m×80 m 的飞行区域,起点(0,0,20)至终点(200,200,20),包含 7 座山峰。威胁环境区域位于(50,140),半径 30 m,禁飞高度 50 m。

统一设置种群数量为 30,迭代次数上限为 500 次。图 5 展示了迭代收敛情况,图 6 和 7 分别呈现了三维和二维路径规划结果。

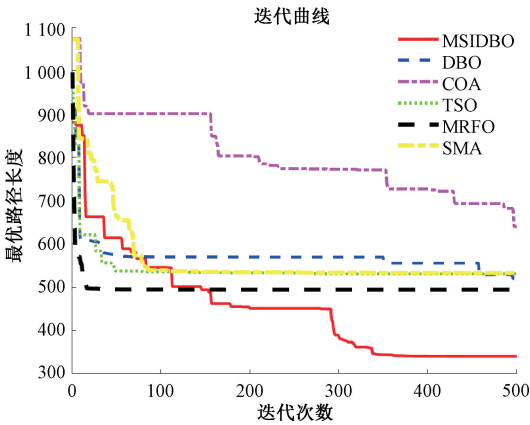


图 5 六种算法的迭代收敛图
Fig. 5 Iterative convergence diagram of six algorithms

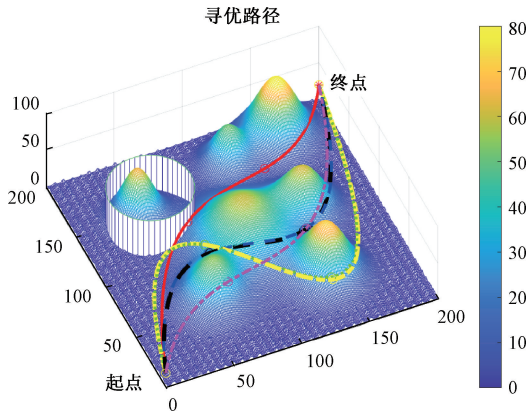


图 6 三维路径规划仿真结果
Fig. 6 Three-dimensional path planning simulation results

经过仿真实验,得到了各算法的最优路径长度: MSIDBO 为 341. 613 5 m, DBO 为 536. 873 7 m, COA 为 536. 211 2 m, TSO 为 494. 561 7 m, MRFO 为 494. 203 9 m, SMA 为 530. 184 2 m。综合图 5~7 及仿真结果,MSIDBO 具有稳定的路径规划能力,其路径最短且有效避开了山区和威胁环境区域。

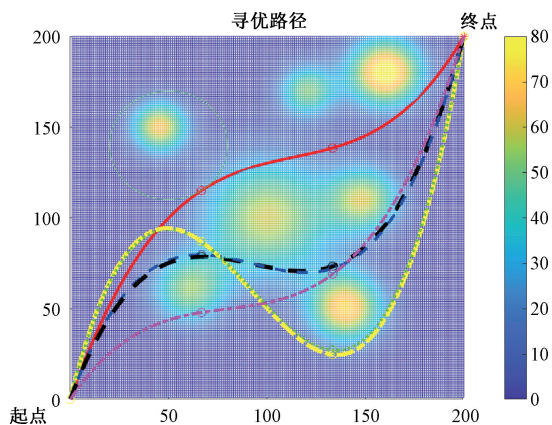


图 7 二维路径规划仿真结果

Fig. 7 Two-dimensional path planning simulation results

5 结 论

本文提出了一种改进型蜣螂优化算法 MSIDBO, 运用自适应适应度距离平衡法优化蜣螂的行为模式, 有效防止算法陷入局部最优, 同时, 算法整合了引导学习机制和局部最优扰动方法, 以提升收敛效率, 并协调局部搜索与全局探索的平衡。通过 CEC2017 测试函数对 MSIDBO 算法的性能进行了评估, 结果显示该算法收敛速度更快且精度更高。算法还成功应用于压力容器设计、三杆桁架设计和无人机路径规划等领域, 显著提升了优化效率和效果。未来, 计划将 MSIDBO 算法扩展至故障诊断、任务调度和图像处理等实际工程问题, 以增强其在解决实际问题方面的应用能力。

参考文献

- [1] XUE J K, SHEN B. Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79 (7): 7305-7336.
- [2] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]. Proceedings of ICNN95-International Conference on Neural Networks, 1995:1942-1948.
- [3] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A, et al. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69:46-61.
- [4] WHITLEY D. A genetic algorithm tutorial[J]. Statistics and Computing, 1994, 4(2):65-85.
- [5] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95:51-67.
- [6] JIA H M, LU CH H. Guided learning strategy: A novel update mechanism for metaheuristic algorithms

design and improvement [J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 286:111402.

- [7] LI Y H, SUN K X, YAO Q, et al. A dual-optimization wind speed forecasting model based on deep learning and improved dung beetle optimization algorithm[J]. Energy, 2024, 286:129604.
- [8] LU ZH H, ZHANG J. An enhanced dung beetle optimization algorithm for global optimization[J]. Current Journal of Applied Science and Technology, 2023, 42(17):9-22.
- [9] WANG ZH D, HUANG L L, YANG SH X, et al. A quasi-oppositional learning of updating quantum state and Q-learning based on the dung beetle algorithm for global optimization [J]. Alexandria Engineering Journal, 2023, 81: 469-488.
- [10] 匡鑫, 阳波, 马华, 等. 多策略改进的蜣螂优化算法[J]. 计算机工程, 2024, 50(10):119-136.
- KUANG X, YANG B, MA H, et al. Multi-strategy improved dung beetle optimization algorithm [J]. Computer Engineering, 2024, 50(10):119-136.
- [11] 潘劲成, 李少波, 周鹏, 等. 改进正弦算法引导的蜣螂优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(22):92-110.
- PAN J CH, LI SH B, ZHOU P, et al. Dung beetle optimization algorithm guided by improved sine algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(22): 92-110.
- [12] KAHRAMAN H T, ARAS S, GEDIKLI E. Fitness-distance balance (FDB): A new selection method for meta-heuristic search algorithms [J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 190:105169.
- [13] 陈曦明, 张军伟. 融合 FDB 策略和切线飞行的改进白鲸优化算法[J]. 计算机时代, 2023(11):46-51.
- CHEN X M, ZHANG J W. Improved BWO algorithm combining FDB strategy and tangent flight [J]. Computer Era, 2023(11): 46-51.
- [14] SADIQ A S, DEHKORDI A A, MIRJALILI S, et al. Nonlinear marine predator algorithm: A cost-effective optimizer for fair power allocation in NOMA-VLC-B5G networks[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 203:117395.
- [15] JIA H M, RAO H H, WEN CH SH, et al. Crayfish optimization algorithm [J]. Artificial Intelligence Review, 2023, 56:1919-1979.

[16] XIE L, HAN T, ZHOU H, et al. Tuna swarm optimization: A novel swarm-based metaheuristic algorithm for global optimization[J]. Computational Intelligence and Neuroscience,2021(9):1-22.

[17] ZHAO W G, ZHANG ZH X, WANG L Y. Manta ray foraging optimization: An effective bio-inspired optimizer for engineering applications[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 87:103300.

[18] LI SH M, CHEN H L, WANG M J, et al. Slime mould algorithm: A new method for stochastic optimization [J]. Future Generation Computer Systems,2020,111:300-323.

[19] KANNAN B K, KRAMER S N. An augmented Lagrange multiplier based method for mixed integer

discrete continuous optimization and its applications to mechanical design[J]. Journal of Mechanical Design, 1994,116(2): 405-411.

作者简介

朱国庆(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为智能算法与故障诊断等。

E-mail:1026600545@qq.com

韩东颖,教授,主要研究方向为信号采集与信号处理、智能算法与故障诊断。

米振涛,硕士研究生,工程师,主要研究方向为智能算法与机械设计。

刘艳飞,硕士研究生,助理工程师,主要研究方向为智能算法与机械设计。

杜晓彤,硕士研究生,助理工程师,主要研究方向为智能算法与控制理论。