

基于多策略融合的蜣螂算法及其路径规划研究

刘 蕾¹ 范县成^{1*} 凌新宇¹ 朱国武¹
LIU Lei FAN Xiancheng LING Xinyu ZHU Guowu

摘 要

针对蜣螂优化算法 (dung beetle optimizer, DBO) 在路径规划中易陷入局部最优、收敛速度慢等不足, 文章提出了一种基于多策略融合的蜣螂算法 (multi-strategy integrated dung beetle algorithm, MSDBO)。首先, 采用 Logistic 混沌映射初始化种群, 以提高初始种群的质量和分布的均匀性; 然后, 结合 Levy 飞行策略, 利用其长步长和短步长交替的特性, 增强算法的全局搜索能力; 最后, 通过最优邻域扰动策略, 在当前最优解附近进行精细搜索, 提升算法的局部开发能力。仿真结果表明, 与原始的 DBO 算法以及其他主流算法相比, MSDBO 算法在最短路径规划上较为优越, 路径长度减少了 21.36%, 效果显著提升, 这一改进为机器人路径规划等领域提供了有力的算法支持。

关键词

路径规划; DBO; Logistic 混沌映射; Levy 飞行; 最优邻域扰动

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.03.001

0 引言

路径规划, 作为机器人实现自主移动以及精准执行任务的关键技术, 是目前人们研究的热点。近年来, 随着机器人应用场景日益复杂多样, 传统算法在全局搜索能力和局部最优解方面的不足愈发凸显。为有效攻克这些难题, 智能优化算法被应用到路径规划中, 如灰狼优化算法^[1] (grey wolf optimizer, GWO)、麻雀搜索算法^[2] (sparrow search algorithm, SSA) 和鲸鱼优化算法^[3] (whale optimization algorithm, WOA) 等。尽管这些算法都取得了一定成果, 但依然存在一些不足。

蜣螂优化算法^[4] (dung beetle optimizer, DBO), 作为一种启发式全局优化算法, 于 2022 年由国内学者提出, 并在 *Journal of Supercomputing* 上发表。算法模拟了蜣螂在自然界中的多种行为, 包括滚制粪球、跳舞、寻觅食物、偷窃粪球以及繁衍后代等。在实际应用场景中, 该算法在收敛速度、求解精度以及稳定性方面, 相较于部分传统算法展现出了较为明显的优势。然而, DBO 算法同样面临着诸多挑战。例如初始种群分布的随机性、收敛速度慢、易陷入局部最优等问题。

针对上述问题, 本文提出一种基于多策略融合的蜣螂算

法 (multi-strategy integrated dung beetle algorithm, MSDBO) 并将算法应用到路径规划上来。

1 蜣螂优化算法

蜣螂优化算法的灵感来源于蜣螂的多种行为, 基于这些行为设计了 4 个主要角色: 滚球蜣螂、卵球繁殖、小蜣螂和偷窃蜣螂^[4-5]。

1.1 滚球蜣螂

滚球蜣螂的位置更新分为两种情况: 无障碍物和有障碍物。

无障碍物时, 蜣螂的位置更新公式为:

$$\begin{cases} x_i(t+1)=x_i(t)+\alpha kx_i(t-1)+b\Delta x \\ \Delta x=|x_i(t)-X^w| \end{cases} \quad (1)$$

有障碍物时, 蜣螂的位置更新公式^[5-6]为:

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

式中: t 表示迭代次数; $x_i(t)$ 表示第 t 次迭代时第 i 只蜣螂的位置信息; α 取值 1 或 -1, -1 表示偏离原方向, 1 表示无偏差; $k \in (0, 0.2]$ 表示偏转系数, 是常数 $b \in (0, 1)$ 的定值; X^w 表示全局最差位置; Δx 表示模拟光强的变化^[5-6]; $\theta \in [0, \pi]$ 表示挠度角, 当 θ 取值为 0、 $\pi/2$ 、 π 时, 蜣螂的位置不进行更新。

1.2 卵球繁殖

雌蜣螂的产卵区域边界选择策略公式为:

$$\begin{cases} Lb^* = \max(X^*(1-R), Lb) \\ Ub^* = \min(X^*(1+R), Ub) \\ R = \frac{1-t}{T_{max}} \end{cases} \quad (3)$$

1. 安徽信息工程学院电气与电子工程学院 安徽芜湖 241000
[基金项目] 安徽省高等学校省级自然科学基金计划项目 (2024AH050637); 安徽信息工程学院青年科研基金项目 (24QNJJ012)

卵球的位置更新公式为:

$$B_i(t+1)=X^*+b_1(B_i(t)-Lb^*)+b_2(B_i(t)-Ub^*) \quad (4)$$

式中: X^* 为当前局部最佳位置; $T_{\max}$ 为最大迭代次数; Lb 和 Ub 分别为优化问题的下界和上界; $B_i(t)$ 为第 t 次迭代时第 i 个卵球的位置信息; b_1 和 b_2 为 $1 \times D$ 维的两个独立随机向量, D 表示维数^[7]。

1.3 小蛱螂觅食

为了引导小蛱螂觅食, 建立最优蛱螂区域, 其边界定义公式为:

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

小蛱螂的位置更新公式^[8]为:

$$x_i(t+1)=x_i(t)+C_1(x_i(t)-Lb^b)+C_2(x_i(t)-Ub^b) \quad (6)$$

式中: X^b 表示全局最佳觅食位置; $x_i(t)$ 表示第 t 次迭代时第 i 只小蛱螂的位置信息; C_1 表示服从正态分布的随机数; C_2 表示取值为 $(0,1)$ 的随机向量^[8]。

1.4 偷窃蛱螂

偷窃蛱螂的位置更新定义为^[9]:

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

式中: g 是 $1 \times D$ 维服从正态分布的随机向量; S 是常值。

2 多策略改进 DBO

2.1 混沌映射策略

DBO 的性能受初始种群的影响, 采用伪随机生成器初始化种群, 导致种群初始位置随机性过高, 寻优过程不稳定。本文采用 Logistic 混沌映射^[10]初始化种群, Logistic 混沌映射生成的序列具有高度随机性和遍历性, 能够在解空间中均匀分布初始种群, 避免种群过早集中在某一区域, 降低陷入局部最优的风险。Logistic 混沌映射生成的序列具有较好的均匀性, 能够避免初始种群的偏差, 这种均匀性使算法在搜索初期更具公平性, 提升优化结果的可靠性。混沌映射策略初始化种群, 用公式表示为:

$$x_{n+1}=r \cdot x_n \cdot (1-x_n) \quad (8)$$

式中: x_n 是第 n 代的位置信息; r 是混沌参数, 通常取值为 $3.57 \sim 4$ 之间的某个数。不同的值会产生不同的混沌行为, 本文选取参数 4 ; x_{n+1} 是第 $n+1$ 代的位置信息。

2.2 Levy 飞行策略

引入 Levy 飞行^[11]增强了 DBO 算法的全局搜索能力, Levy 飞行具有长步长和短步长交替的特性, 有助于算法跳出局部最优, 扩大搜索范围, 避免早熟收敛, 并且 Levy 飞行具有长步长特性使算法在初期快速探索全局解空间, 加快找到有潜力的区域, 短步长则有助于在后期精细搜索, 提高收

敛精度, 在全局探索和局部开发之间取得平衡。Levy 飞行策略改进算法分别为:

$$Levy=0.01 \cdot u \cdot \frac{r}{|v|^{1/\beta}} \quad (9)$$

$$x_i(t+1)=Levy \cdot X^b + randn(1, dim) \cdot (|x_i(t)-X^*|+|x_i(t)-X^b|)/2 \quad (10)$$

式中: u 和 v 通常是服从标准正态分布的随机数; r 是属于 $[0,1]$ 的随机数; β 是 Levy 分布的指数参数, 取值在 $(1,2]$ 范围内; $x_i(t+1)$ 是种群中第 i 个个体的新位置; X^b 是全局最佳受食位置。

2.3 最优邻域扰动策略

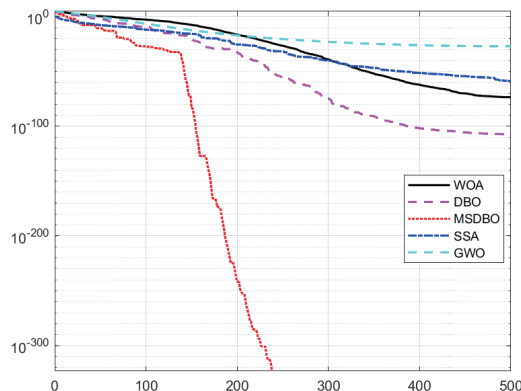
最优邻域扰动通过当前最优解附近进行精细搜索, 能够更精准地定位局部最优解, 从而提升解的精度。这种策略避免了盲目搜索, 将资源集中在潜力区域, 显著提高了搜索效率。同时, 在最优解附近引入扰动, 可以更快逼近全局最优解, 减少冗余搜索, 加速收敛过程。尤其在优化后期, 最优邻域扰动能够大幅提升算法的收敛效率。此外, 最优邻域扰动还增强了算法的开发能力, 使其在发现潜力区域后能够更深入地挖掘局部信息, 从而在复杂问题中找到更高质量的解。最优邻域扰动策略扰动用公式表示为:

$$x_1^* = \begin{cases} x^* + 0.5rand(1, dim) \cdot x^*, & r < 0.5 \\ x^*, & \text{other} \end{cases} \quad (11)$$

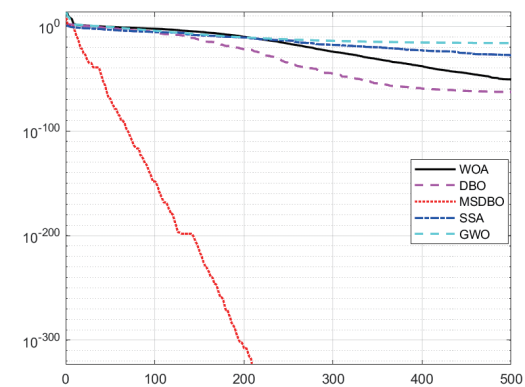
3 算法仿真

3.1 CEC 测试函数仿真验证

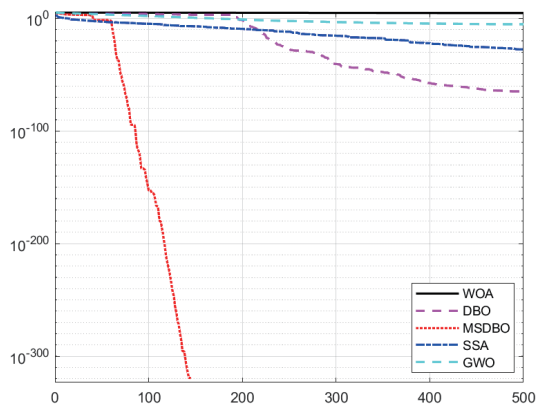
为了验证本文改进算法的优越性, 选取部分 CEC2005 标准测试函数进行仿真实验。其中 $F_1 \sim F_3$ 为单模态 CEC 测试函数, 常用于评价算法全局搜索能力; $F_7 \sim F_9$ 为多模态 CEC 测试函数, 常用于评价算法跳出局部最优解的能力; F_{10} 为复合 CEC 测试函数^[12]。实验采用 MSDBO 算法与 WOA、DBO、SSA 和 GWO 算法进行对比。实验设置种群数量为 30, 最大迭代次数为 500。评价标准为最优值越接近测试函数最小值, 平均值越接近最优值, 标准差越小, 算法的寻优能力越强, 稳定性越好。根据测试函数得出各个算法的收敛曲线, 如图 1 所示。



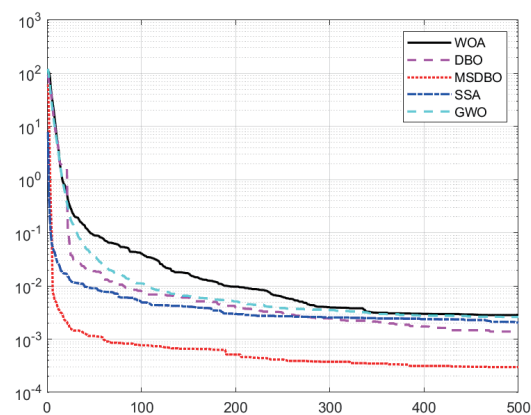
(a) F_1



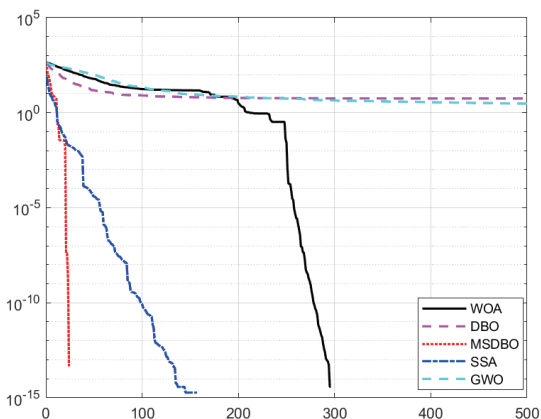
(b) F_2



(c) F_3



(d) F_7



(e) F_9

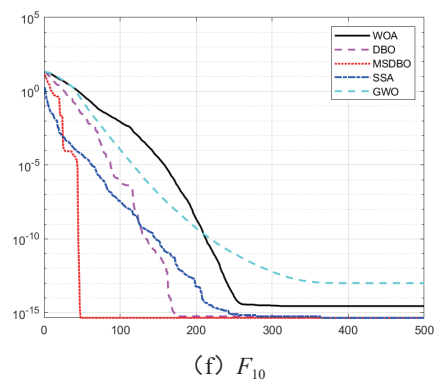


图1 不同测试函数收敛曲线

3.2 实验结果分析

根据图1可知,在单模态CEC测试函数的评估中,MSDBO在各项性能指标上均超越了对比算法,相较于DBO,其性能得到了显著提升。从图1(a)~(c)能够看出,MSDBO算法在单模态函数测试中收敛速度最快,体现该算法具备强大的全局搜索能力。对于多模态CEC测试函数来说,从图1(d)和图1(e)可以发现,MSDBO算法在多模态函数中的收敛速度依然最快,说明算法具有较强的跳出局部最优解的能力。对于复合CEC测试函数 F_{10} 来说,从图1(f)中可以看出,MSDBO算法收敛速度最快,进一步证明了其在跳出局部最优解方面的卓越能力。

综上所述,MSDBO在对不同的测试函数中表现出优秀的寻优能力,具有较好的全局搜索和跳出局部最优解的能力。此外,该算法在稳定性和收敛性方面表现突出,能稳定地朝着最优解收敛,为解决复杂的优化问题提供了可靠的方案。

3.3 栅格建模

为验证改进算法MSDBO在路径规划中的应用优越性,本文采用MATLAB 2023b构建栅格地图仿真环境,栅格地图如图2所示,其中,黑色方块代表机器人无法通行的障碍物,白色方块则表示机器人可自由通行的区域。

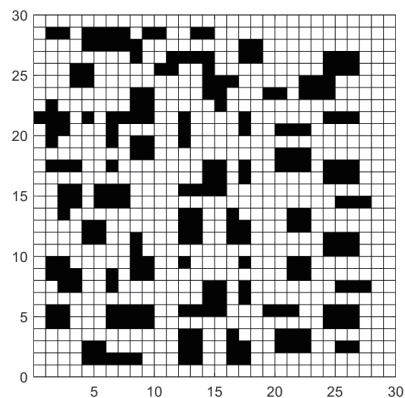


图2 栅格地图

3.4 路径规划仿真

仿真采用MSDBO算法与WOA算法、DBO算法、SSA

算法、GWO 算法进行仿真对比, 仿真结果如图 3 所示。其中, 左下角原点为起点, 右上角方块为终点, 图 3 (a) 为各算法迭代仿真图; 图 3 (b) 为各算法栅格路径规划仿真图, 表 1 为各算法最短路径和迭代次数对比表。

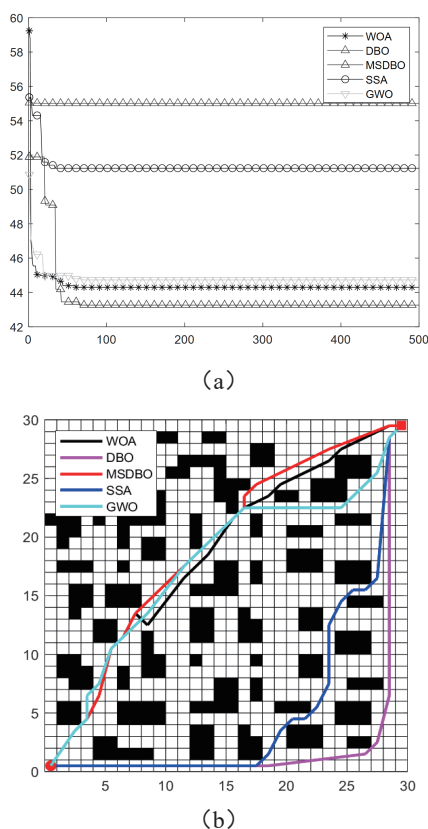


图 3 各算法对比仿真图

表 1 各算法对比

算法	最短路径
SSA	51.235 1
DBO	55.013 8
MSDBO	43.264 7
WOA	44.300 4
GWO	44.729 1

根据图 3 和表 1 的数据可以看出, MSDBO 算法在最短路径规划方面显著优于 SSA、DBO、WOA 和 GWO 算法, 路径长度分别减少了 15.56%、21.36%、2.34% 和 3.27%。与其他算法相比, MSDBO 在最短路径优化上表现出明显优势, 体现了其更优异的性能。

4 结论

本文深入研究了蜣螂优化算法 (DBO) 在路径规划中的应用, 并针对其存在的易陷入局部最优、收敛速度慢等问题, 提出了一种基于多策略融合的蜣螂算法。算法通过采用 Logistic 混沌映射初始化种群、结合 Levy 飞行策略和最优邻域扰动策略, 使 MSDBO 算法在全局搜索和局部开发能力上得到了显著提升。仿真实验结果表明, MSDBO 算法在最短路

径规划上表现优异, 与原始 DBO 算法以及其他主流算法相比, 在最短路径规划上具有明显优势, 路径长度显著减少。验证了 MSDBO 算法的有效性, 也为其在机器人路径规划等领域的实际应用提供了有力支持。未来, 将进一步研究 MSDBO 算法在其他优化问题中的应用潜力。

参考文献:

- [1] YU X B, JIANG N J, WANG X M, et al. A hybrid algorithm based on grey wolf optimizer and differential evolution for UAV path planning[J]. Expert systems with applications, 2023, 215(1):119327.
- [2] LIU G Y, SHU C, LIANG Z W, et al. A modified sparrow search algorithm with application in 3d route planning for UAV[J]. Sensors, 2021, 21(4):1224.
- [3] 赵俊涛, 罗小川, 刘俊秘. 改进鲸鱼优化算法在机器人路径规划中的应用 [J]. 东北大学学报 (自然科学版), 2023, 44 (8): 1065-1071.
- [4] 郭琴, 郑巧仙. 多策略改进的蜣螂优化算法及其应用 [J]. 计算机科学与探索, 2024, 18 (4): 930-946.
- [5] 秦喜文, 冷春晓, 董小刚. 基于混合策略的蜣螂优化算法研究 [J]. 吉林大学学报 (信息科学版), 2024, 42(2): 1-11.
- [6] SHEN Q W, ZHANG D M, XIE M S, et al. Multi-strategy enhanced dung beetle optimizer and its application in three-dimensional UAV path planning[J]. Symmetry, 2023, 15(7):1432.
- [7] 雷千龙, 侯硕, 侯义. 基于改进 DBO 的四旋翼无人机自抗扰参数整定 [J]. 信息技术与信息化, 2025(1):175-178.
- [8] YE M J, ZHOU H, YANG H Y, et al. Multi-strategy improved dung beetle optimization algorithm and its applications[J]. Biomimetics, 2024, 9(5): 291.
- [9] ZHANG X Y, YUE W. Elite dung beetle optimization algorithm for multi-UAV cooperative search in mountainous environments[J]. Journal of bionic engineering, 2024, 21: 1677-1694.
- [10] 吴倩, 杜柱石, 王立岩. 基于 Logistic 映射的通信网络信息安全加密方法 [J]. 信息技术与信息化, 2024(12):61-64.
- [11] 周建新, 侯自川, 李忠泽. 融合多策略改进的黑翅鸢优化算法 [J]. 电子测量技术, 2024, 47 (22): 104-110.
- [12] 王亚玲, 马冬则, 乔丹妮, 等. 高斯分布策略海鞘群算法求解移动机器人路径规划 [J]. 机电工程技术, 2025, 54 (13): 117-122.

【作者简介】

刘蕾 (1981—), 女, 山东郓城人, 硕士研究生, 高级工程师, 研究方向: 机器人运动控制与轨迹规划。

范县成 (1990—), 通信作者 (email:2382493123@qq.com), 男, 安徽太和人, 硕士研究生, 中级工程师, 研究方向: 运动控制与路径规划。

(收稿日期: 2025-07-31 修回日期: 2026-03-06)