

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416204

基于改进蜣螂优化算法的无人机三维路径规划*

蒋翔徽 刘文红

(上海电机学院电子信息学院 上海 201306)

摘要: 无人机(UAV)三维路径规划问题是十分复杂的全局优化问题,但基于启发式优化算法的无人机路径规划存在速度慢,精度不足的问题。针对此问题,提出一种改进蜣螂优化算法的 UAV 路径规划方法。首先,提出一种通过引入 Bernoulli 混沌映射、可变螺旋搜索策略、新型惯性权重和 Levy 飞行策略改进的蜣螂优化算法(BCLDBO)。通过与其他算法在 6 个基准测试函数上进行实验对比,证明 BCLDBO 算法寻优精度更高,收敛速度更快。其次,通过航迹长度成本、高度成本、平滑成本和威胁成本建立路径规划目标函数,并构建复杂度不同的三维任务空间。最后,将 BCLDBO 算法应用于 UAV 三维路径规划问题中,证明此算法较其他算法的路径成本更低,路径规划效果更好。

关键词: 路径规划;蜣螂优化算法;Bernoulli 映射;可变螺旋搜索策略;Levy 飞行策略

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

Unmanned aerial vehicle three-dimensional path planning based on improved dung beetle optimization algorithm

Jiang Xianghui Liu Wenhong

(College of Electronic Information, Shanghai Dianji University, Shanghai 201306, China)

Abstract: The three-dimensional path planning problem of unmanned aerial vehicle (UAV) is a very complex global optimization problem. However, UAV path planning based on heuristic optimization algorithms has the problems of slow speed and insufficient accuracy. To solve this problem, a UAV path planning method that improves the dung beetle optimization algorithm is proposed. First, an improved dung beetle optimization algorithm (BCLDBO) is proposed by introducing Bernoulli chaos map, variable spiral search strategy, new inertia weight and Levy flight strategy. Through experimental comparison with other algorithms on six benchmark test functions, it is proved that the BCLDBO algorithm has higher optimization accuracy and faster convergence speed. Secondly, the path planning objective function is established through the track length cost, height cost, smoothing cost and threat cost, and three-dimensional mission spaces with different complexities are constructed. Finally, the BCLDBO algorithm is applied to the UAV three-dimensional path planning problem, which proves that this algorithm has lower path cost and better path planning effect than other algorithms.

Keywords: path planning; dung beetle optimization algorithm; Bernoulli map; variable spiral search strategy; Levy flight strategy

0 引言

无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)路径规划是复杂的全局寻优问题,其技术难点是无人机如何在指定的任务空间和约束条件下找到最优的飞行路线。无人机路径规划算法主要分为 3 类:一类是传统的无人机路径优化算法,如人工势场算法^[1]、模糊控制算法^[2]、快速扩展随机树算法^[3];另一类是启发式无人机路径优化算法,如 A* 算

法^[4]、模拟退火算法^[5];最后一类是群智能仿生路径优化算法,如遗传算法^[6]、蚁群算法^[7]、粒子群算法^[8]、神经网络算法。

目前,最常用的就是群智能优化算法。例如,甯洋等^[9]将多策略改进后的粒子群算法(CMPSO)应用于无人机的复杂三维路径规划,通过与其他粒子群算法的对比实验,证明此算法可以获得更短的路径航程,且用时最少;侯平静等^[10]利用改进后的海鸥算法(TP-SOA)求解无人机的三维

收稿日期:2024-06-06

* 基金项目:上海电机学院科研项目(23B0120)资助

路径规划问题,实验证明 TP-SOA 算法在多场景多障碍下可以规划出高质量路径。杨鑫等^[11]通过改进的蚁群算法对无人机进行三维路径规划,证明改进后的算法可以有效穿越障碍物,收敛精度更高。张涛等^[12]通过改进后的人工鱼群算法对无人机三维路径进行优化,在3个复杂度不同的地图中进行实验,证明改进后的算法具有更好的收敛速度和精度。以上这些算法较基础算法寻优精度更高,应用在无人机三维路径规划方面时路径规划的效果显著,但不能说明这些算法的寻优精度和路径规划质量最好。其寻优精度和应用于不同场景的路径规划质量仍有待提高,尝试通过不同策略改进不同算法对求解无人机三维路径规划问题仍具有研究意义。

本文提出一种由 Bernoulli 映射、可变螺旋搜索策略、新型惯性权重结合 Levy 飞行策略改进的蜣螂优化算法(BCLDBO)。将 BCLDBO 与基本蜣螂算法^[13](dung beetle optimization, DBO)、粒子群优化算法^[14](particle swarms optimization, PSO)、麻雀搜索算法^[15](sparrow search algorithm, SSA)、灰狼优化算法^[16](gray wolf optimization, GWO)、蝴蝶优化算法^[17](butterfly optimization algorithm, BOA)在6个测试函数上进行对比,证明 BCLDBO 算法的寻优精度和收敛速度性能更好。然后将此算法应用于不同复杂度的无人机任务空间模型中,利用此算法对无人机飞行路线和综合成本函数进行求解,并与 DBO 算法、PSO 算法进行对比,证明 BCLDBO 算法的三维无人机路径效果最优。

1 无人机三维路径规划目标函数

本文基于无人机的航迹长度成本、高度成本、平滑成本和威胁成本构建综合目标函数,对综合目标函数的寻优过程就是寻找无人机最优路径。

1.1 航迹长度成本

航迹长度是无人机从起点到终点的距离,航迹最短路线会避免无人机频繁改变姿态导致失控,也有助于减短无人机飞行时间,路径长度计算公式如式(1)所示。

$$F_1(X_i) = \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2} \quad (1)$$

其中, n 为航迹点数目, (x_i, y_i, z_i) 为第 i 个航迹点坐标。

1.2 威胁成本

引入飞行威胁成本可以确保无人机的飞行安全。如图1所示,障碍物半径为 R_k , D 为无人机安全飞行距离阈值, d_k 为无人机航迹与障碍物的垂直距离, d_k 应大于 D 才能保证无人机安全飞行,威胁成本计算公式如式(2)所示,其中 $T_k(\overrightarrow{W_{ij}W_{i,j+1}})$ 表达式如式(3)所示。

$$F_2(X_i) = \sum_{j=1}^{n-1} \sum_{k=1}^K T_k(\overrightarrow{W_{ij}W_{i,j+1}}) \quad (2)$$

$$T_k(\overrightarrow{W_{ij}W_{i,j+1}}) = \begin{cases} 0, & (d_k > D + R_k) \\ \gamma_c((D + R_k) - d_k), & (R_k < d_k < D + R_k) \\ \infty, & (d_k < R_k) \end{cases} \quad (3)$$

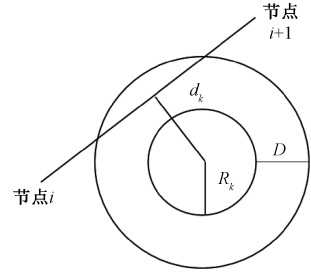


图1 障碍物碰撞区域

Fig. 1 Obstacle collision area diagram

1.3 飞行高度成本

无人机的飞行高度应该在一定范围内,飞行太低容易受到地形障碍物的影响,飞行太高容易造成自身的能量消耗,其飞行高度计算公式如式(4)所示。

$$H_i = \begin{cases} \left| h_{ij} - \frac{h_{\max} - h_{\min}}{2} \right|, & h_{\min} < h_i \leq h_{\max} \\ \infty, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

飞行高度代价函数如式(5)所示。

$$F_3(X_i) = \sum_{j=1}^n H_j \quad (5)$$

1.4 路径平滑成本

无人机飞行的路线应该尽可能的减少大角度的变向和大幅度的升降,这两个条件必须符合无人机实际转角约束限制,否则路径规划模型无法生成具有可行性的飞行路径。式(6)和(7)分别为偏转角 φ_i 和俯仰角 ϕ_i 的计算式,路径平滑度成本函数如式(8)所示。

$$\varphi_i = \arctan\left(\frac{\|L_i L_{i+1}\|}{L_i L_{i+1}}\right) \quad (6)$$

$$\phi_i = \arctan\left(\frac{z_{i+1} - z_i}{\sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}}\right) \quad (7)$$

$$F_4 = \sum_{i=1}^{n-2} \varphi_i + \sum_{i=1}^{n-1} (\varphi_i - \varphi_{i-1}) \quad (8)$$

1.5 综合路径成本

本文对以上4种成本进行加权综合,构建多目标路径规划的综合目标函数,如式(9)所示。

$$F = b_1 F_1 + b_2 F_2 + b_3 F_3 + b_4 F_4 \quad (9)$$

其中, b_1, b_2, b_3, b_4 分别为航迹长度成本、威胁成本、飞行高度成本、路径平滑成本的权重系数。 F 值越小,证明算法路径质量越高。

2 改进蜣螂优化算法

2.1 基本蜣螂优化算法

1) 滚球行为

在没有障碍物的情况下,滚球蜚螂的位置更新方式如式(10)所示。

$$\begin{cases} x_i(t+1) = x_i(t) + \alpha \times k \times x_i(t-1) + b \times \Delta x \\ \Delta x = |x_i(t) - X^w| \end{cases} \quad (10)$$

2) 跳舞行为

遇到障碍物时,跳舞蜚螂的位置更新方式如式(11)所示。

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \tan(\theta) |x_i(t) - x_i(t-1)| \quad (11)$$

其中, $\theta \in (0, \pi)$ 。

3) 繁殖行为

蜚螂在产卵时会选择边界范围,其产卵时的边界选择策略如式(12)所示。

$$\begin{cases} Lb^* = \max(X^* \times (1-R), Lb) \\ Ub^* = \min(X^* \times (1+R), Ub) \end{cases} \quad (12)$$

其中, Lb^*, Ub^* 表示产卵区域的下界和上界, X^* 表示当前局部最优解, T_{max} 表示最大迭代次数; Lb, Ub 表示优化问题的下界和上界。

繁殖蜚螂的动态位置更新方式如公式(13)所示。

$$B_i(t+1) = X^* + e^{z_l} \cos(2\pi l) \mathbf{b}_1(B_i(t) - Lb^*) + e^{z_l} \cos(2\pi l) \mathbf{b}_2(B_i(t) - Ub^*) \quad (13)$$

其中, $B_i(t)$ 为第 t 次迭时第 i 个卵球的位置; \mathbf{b}_1 和 \mathbf{b}_2 是两个独立的大小为 $1 \times d$ 的随机向量。

4) 觅食行为

一些蜚螂会从地下钻出来寻找食物,模拟蜚螂觅食的位置更新如式(14)所示。

$$\begin{cases} Lb^b = \max(X^b \times (1-R), Lb) \\ Ub^b = \min(X^b \times (1+R), Ub) \end{cases} \quad (14)$$

其中, X^b 表示全局最优位置, Lb^b, Ub^b 分别表示最佳觅食区域的下界和上界。

小蜚螂的位置更新如式(15)所示。

$$x_i(t+1) = e^{z_l} \cos(2\pi l) x_i(t) + C_1 \times (x_i(t) - Lb^b) + C_2 \times (x_i(t) - Ub^b) \quad (15)$$

其中, C_1 是服从正态分布的随机数, C_2 是 $(0, 1)$ 范围内的随机向量。

5) 偷窃行为

有些蜚螂会偷其他蜚螂的粪球,模拟这种行为的位置更新如式(16)所示。

$$x_i(t+1) = \text{levy}(\lambda) \cdot X^b + S \times \mathbf{g} \times \{|x_i(t) - X^*| + |x_i(t) - \omega \cdot X^b|\} \quad (16)$$

其中, \mathbf{g} 是大小为 $1 \times d$ 服从正态分布的随机向量, S 是常量。

2.2 蜚螂优化算法改进方式

1) Bernoulli 混沌映射

基本的蜚螂优化算法在种群初始化阶段通过生成随机数的方式初始化种群位置,不能遍历所有位置,寻优效果较

差。而通过混沌映射初始化种群位置可以获得比随机数更好的寻优效果, Bernoulli 映射的数学表达式如式(17)所示。

$$Z_{k+1} = \begin{cases} Z_k / (1 + \rho), & Z_k \in (0, 1 - \rho] \\ (Z_k - 1 + \rho) / \rho, & Z_k \in (1 - \rho, 1) \end{cases} \quad (17)$$

式中: Z_k 表示产生的第 k 代混沌序列的当前值, ρ 表示控制参数, 本文设置 $\rho = 0.484$ 。

2) 可变螺旋搜索策略

在蜚螂优化算法的位置更新阶段,跟随者的位置随发现者的位置变化而变化,这导致跟随者的位置变化盲目且单一,受鲸鱼优化算法的启发,在蜚螂繁殖和蜚螂觅食位置更新阶段引入可变螺旋搜索策略,使得追随者的位置更新更加灵活,有效提高算法的全局搜索能力。可变螺旋搜索策略如式(18)所示,其中 $z = e^{k \cdot \cos(\frac{\pi}{\max \cdot t})}$, $L = 2 * \text{rand} - 1$ 。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} e^{z_l} \cdot \cos(2\pi l) \cdot Q \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L \cdot e^{z_l} \cdot \cos(2\pi l), & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

其中, k 是变化系数, $k = 5$ 。 l 是 $[-1, 1]$ 均匀分布的随机数, Z 为螺旋搜索形状的参数。改进后的繁殖蜚螂位置更新方式如式(19)所示。

$$B_i(t+1) = X^* + e^{z_l} \cos(2\pi l) \mathbf{b}_1(B_i(t) - Lb^*) + e^{z_l} \cos(2\pi l) \mathbf{b}_2(B_i(t) - Ub^*) \quad (19)$$

改进后的蜚螂觅食行为中的位置更新方式如式(20)所示。

$$x_i(t+1) = e^{z_l} \cos(2\pi l) x_i(t) + C_1 \times (x_i(t) - Lb^b) + C_2 \times (x_i(t) - Ub^b) \quad (20)$$

3) Levy 飞行策略与自适应惯性权重

Levy 飞行策略是一种随机行为策略,而蜚螂偷窃是指蜚螂在最佳觅食区域争夺食物的行为,在蜚螂偷窃位置更新方式中,可以使用 Levy 飞行策略使种群个体去探索更广阔的空间,避免陷入局部最优解,保证搜索效率最大化,其表达式如式(21)所示。

$$\begin{aligned} \alpha \oplus \text{Levy}(\beta) &\sim 0.01 \frac{u}{|v|^{-\beta}} (\vec{X}(t) - \vec{X}_a(t)) \\ u &\sim N(0, \sigma_u^2), v \sim N(0, \sigma_v^2) \\ \sigma_u &= \left[\frac{\Gamma(1+\beta) \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \times 2^{\frac{\beta-1}{2}}}\right]^{\frac{1}{\beta}}, \sigma_v = 1 \end{aligned} \quad (21)$$

在蜚螂偷窃行为过程中引入一种新型非线性惯性权重因子 ω , 可以有效平衡算法搜索多样性和收敛速度之间的关系,新型惯性权重如式(22)所示。

$$\omega = \frac{e^{2 \times (1 - \frac{t}{\max \cdot t})} - e^{-2 \times (1 - \frac{t}{\max \cdot t})}}{e^{2 \times (1 - \frac{t}{\max \cdot t})} + e^{-2 \times (1 - \frac{t}{\max \cdot t})}} \quad (22)$$

式中: t 表示迭代次数, ω 在 $[0, 1]$ 间有非线性变化性质,将本文的非线性惯性权重与常规线性惯性权重进行

对比,如图 2 所示。假设算法共进行了 200 次迭代。可以看出非线性惯性权重在迭代初期收敛较慢,有助于增强算法全局寻优能力。随着迭代次数增加,算法逐渐靠近最优解,此时,非线性惯性权重系数迅速减小,加快算法收敛速度。

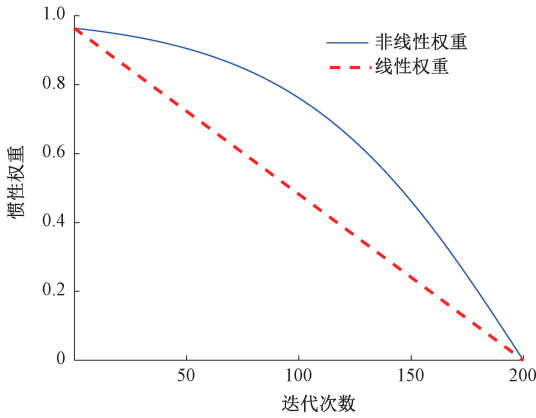


图 2 改进惯性权重收敛曲线

Fig. 2 Improved inertia weight convergence curve

改进后的蜚螂偷窃行为位置更新方式如式(23)所示。

$$x_i(t+1) = levy(\lambda) \cdot X^b + S \times g \times \{ |x_i(t) - X^*| + |x_i(t) - \omega \cdot X^b| \} \quad (23)$$

2.3 改进蜚螂优化算法流程图

本文 BCLDBO 算法流程如图 3 所示。

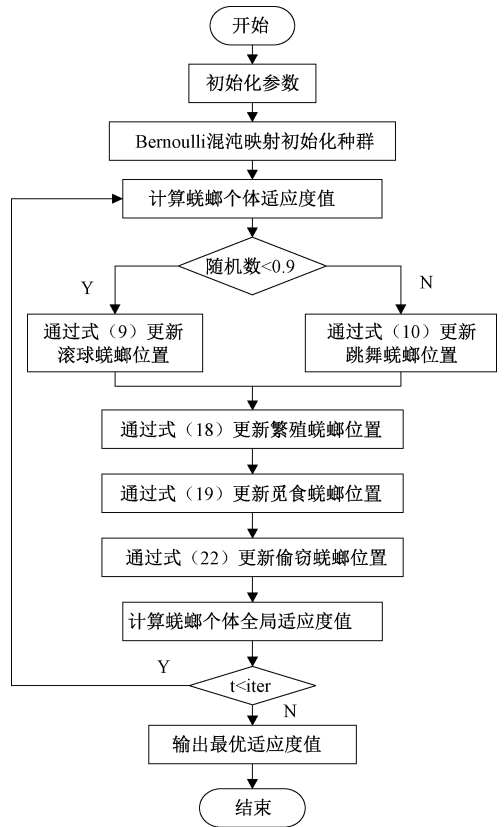


图 3 BCLDBO 算法流程

Fig. 3 BCLDBO algorithm flow chart

3 实验分析

3.1 BCLDBO 性能验证

为了验证本文提出的 BCLDBO 算法的性能,本文将 BCLDBO 算法与 DBO、PSO、GWO、SSA、BOA 通过 6 个测试函数进行实验对比分析,如表 1 所示。其中 $F_1 \sim F_4$ 是

高维单峰测试函数, $F_5 \sim F_6$ 是高维多峰测试函数。本文将所有对比算法的种群大小都设置为 30,迭代次数设置为 500,同时对每个测试函数进行 30 次独立运算,计算每种算法的最优值、平均值和标准差。6 种算法的寻优值和收敛曲线如表 2 和图 4~9 所示。

表 1 测试函数表

Table 1 Test function table

测试函数	维数	范围	最优值
$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
$F_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	30	$[-10, 10]$	0
$F_3(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	$[-100, 100]$	0
$F_4(x) = \max_i \{ x_i , 1 \leq i \leq n \}$	30	$[-100, 100]$	0
$F_5(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	30	$[-500, 500]$	-12 569.5
$F_6(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i\right) + 20 + e$	30	$[-32, 32]$	0

表 2 6 种算法寻优值

Table 2 Optimal values of the 6 algorithms

测试函数	统计量	PSO	GWO	SSA	BOA	DBO	BCLDBO
F_1	最优值	6.88×10^{-2}	3.16×10^{-29}	0	1.13×10^{-11}	1.17×10^{-164}	0
	平均值	3.13×10^{-1}	1.81×10^{-27}	2.09×10^{-57}	1.29×10^{-11}	2.06×10^{-95}	9.91×10^{-242}
	标准差	1.94×10^{-1}	2.61×10^{-27}	1.14×10^{-56}	8.22×10^{-13}	1.13×10^{-94}	0
F_2	最优值	3.02×10^{-2}	2.05×10^{-17}	5.54×10^{-62}	1.99×10^{-9}	3.49×10^{-84}	0
	平均值	4.20×10^{-2}	1.35×10^{-16}	4.07×10^{-30}	4.71×10^{-9}	1.39×10^{-57}	0
	标准差	1.82	1.43×10^{-16}	2.20×10^{-29}	1.11×10^{-9}	7.63×10^{-57}	0
F_3	最优值	7.38×10^2	2.19×10^{-8}	3.15×10^{-145}	1.02×10^{-11}	5.64×10^{-146}	0
	平均值	2.51×10^3	6.99×10^{-6}	1.06×10^{-27}	1.23×10^{-11}	5.87×10^{-80}	0
	标准差	2.63×10^3	1.30×10^{-5}	5.61×10^{-27}	1.13×10^{-12}	3.22×10^{-79}	0
F_4	最优值	3.74	6.18×10^{-8}	3.21×10^{-109}	5.31×10^{-9}	1.33×10^{-75}	0
	平均值	7.62	7.98×10^{-7}	4.64×10^{-30}	6.09×10^{-9}	2.94×10^{-54}	8.37×10^{-105}
	标准差	1.59	8.44×10^{-7}	2.54×10^{-29}	4.26×10^{-10}	1.48×10^{-53}	4.58×10^{-104}
F_5	最优值	-8 910.9	-7 289.9	-9 758.7	-9 011	-12 370	-12 569
	平均值	-7 881.8	-5 900.5	-8 651	-5 537.5	-8 825.7	-12 569
	标准差	5.96×10^2	8.39×10^2	5.12×10^2	6.56×10^2	2.03×10^3	8.40×10^{-1}
F_6	最优值	8.84×10^{-2}	6.83×10^{-14}	8.88×10^{-16}	4.00×10^{-9}	8.88×10^{-16}	8.88×10^{-16}
	平均值	9.96×10^{-1}	1.00×10^{-13}	8.88×10^{-16}	5.91×10^{-9}	1.00×10^{-15}	8.88×10^{-16}
	标准差	7.99×10^{-1}	1.61×10^{-14}	0	5.78×10^{-10}	6.48×10^{-16}	0

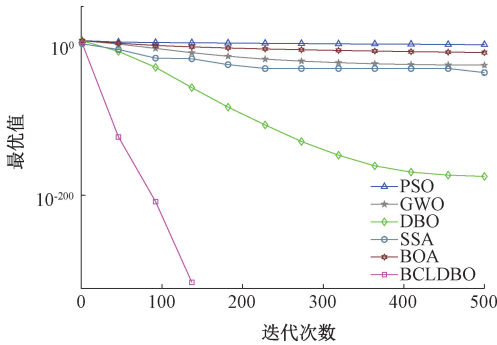


图 4 F_1 收敛曲线

Fig. 4 F_1 convergence curve

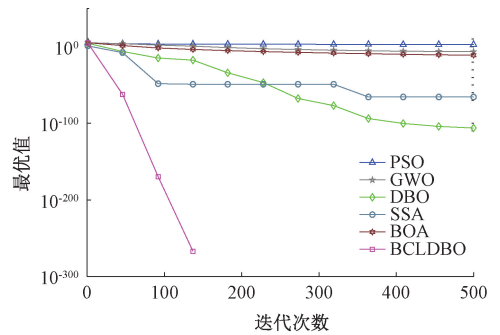


图 6 F_3 收敛曲线

Fig. 6 F_3 convergence curve

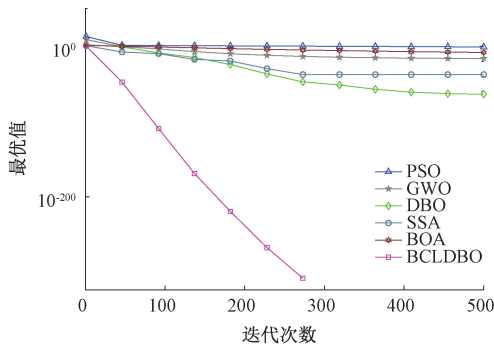


图 5 F_2 收敛曲线

Fig. 5 F_2 convergence curve

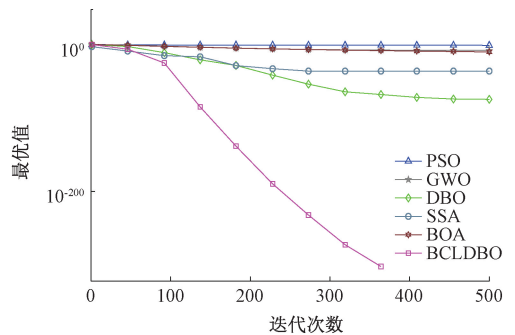


图 7 F_4 收敛曲线

Fig. 7 F_4 convergence curve

通过表 2 可以看出,在 F_1 中,只有 SSA 和 BCLDBO 可以找到理论最优值,但 SSA 的平均值和标准差不如

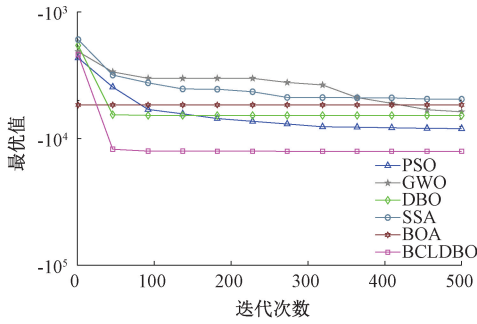


图 8 F_5 收敛曲线

Fig. 8 F_5 convergence curve

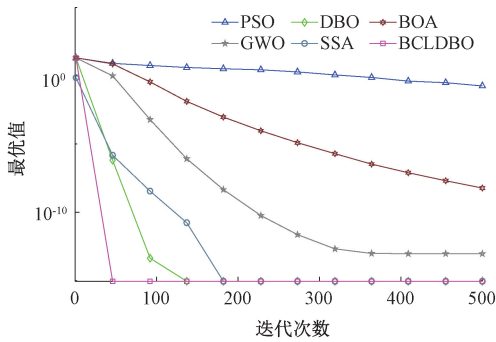


图 9 F_6 收敛曲线

Fig. 9 F_6 convergence curve

BCLDBO 算法,算法稳定性不高。在 $F_2 \sim F_5$ 中,只有 BCLDBO 算法可以找到理论最优值。在 F_6 中,BCLDBO 只与 SSA 算法性能相当,虽然 DBO 算法也可以找到理论最优值,但平均值和标准差与 BCLDBO 相比略有不足,说明 DBO 算法的稳定性较差。同时,通过收敛曲线图(图 4~9)可以看出,BCLDBO 算法的收敛速度明显比其他 5 种算法更快。综上可以证明,通过本文提出的策略改进的蜣螂优化算法在寻优精度和收敛速度方面有了很大的提升。

3.2 无人机三维路径规划仿真分析

为了说明 BCLDBO 算法在无人机三维路径规划的性能,将 BCLDBO 算法与基本 DBO 算法、经典 PSO 算法在两个不同复杂度的模拟任务空间进行航迹仿真对比实验,任务建立在一个 $1\ 000\text{ m} \times 900\text{ m} \times 400\text{ m}$ 的空间里。3 种算法的种群数量都设置为 200,迭代次数为 100。起点坐标设置为 $(200, 100, 150)$,终点坐标设置为 $(800, 800, 150)$ 。

首先建立低复杂度的任务空间,共建立 3 个障碍物,每个障碍物的二维坐标和半径参数为 $(400, 500, 50)$ 、 $(300, 200, 40)$ 、 $(500, 350, 50)$ 。3 种算法的航迹路线图和综合成本适应度收敛曲线如图 10~12 所示。

其次建立高复杂度的任务空间,共设置 6 个障碍物,每个障碍物的二维坐标和半径为参数为 $(400, 500, 50)$ 、 $(600, 200, 40)$ 、 $(500, 350, 50)$ 、 $(350, 200, 40)$ 、 $(700, 550, 40)$ 、 $(650, 750, 50)$ 。3 种算法的航迹路线图和综合成本适

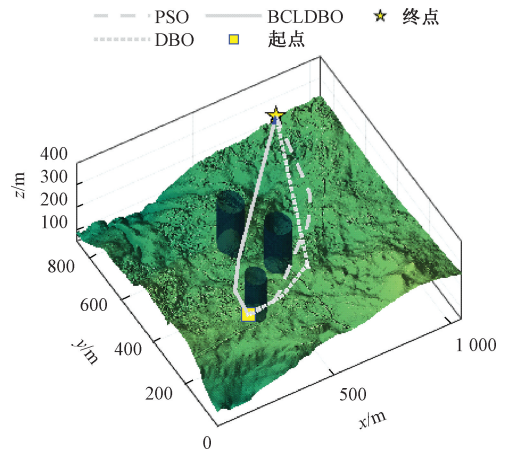


图 10 无人机路径 3D 图

Fig. 10 3D map of UAV path

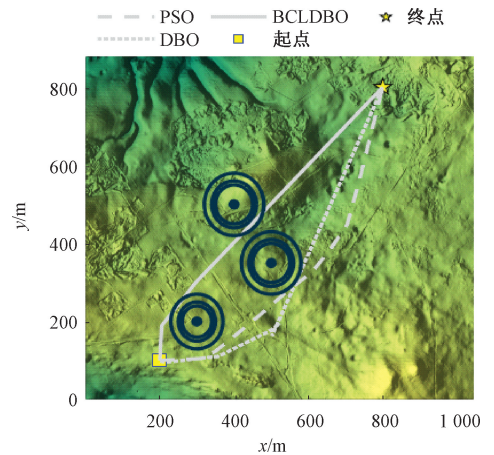


图 11 无人机路径俯视图

Fig. 11 Aerial view of UAV path

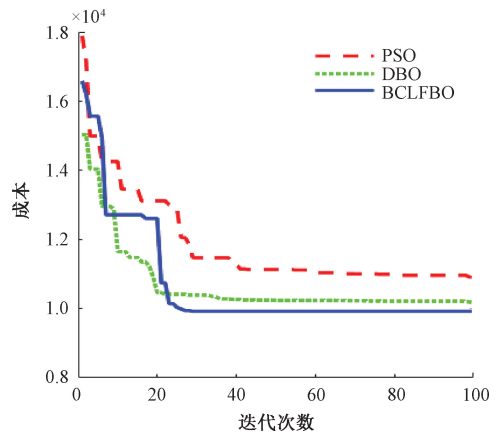


图 12 目标函数收敛曲线

Fig. 12 Objective function convergence curve

度函数收敛曲线如图 13~15 所示。

通过图 10 和 13 两个 3D 图可以看出,在复杂度不同的任务空间,DBO 和 PSO 算法求解的无人机路线均发生了多次大角度的偏转,这会使路线的平滑成本更高,而

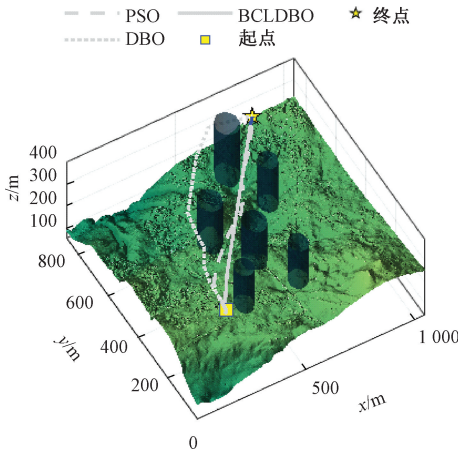


图 13 无人机路径 3D 图

Fig. 13 3D map of UAV path

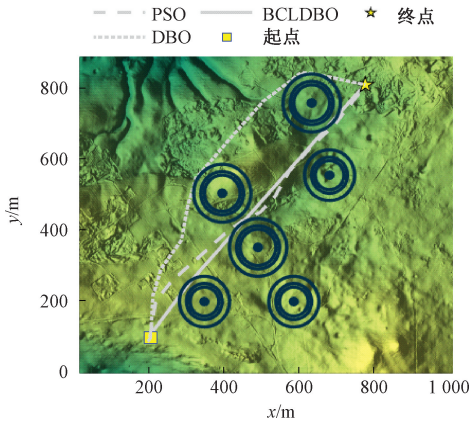


图 14 无人机路径俯视图

Fig. 14 Aerial view of UAV path

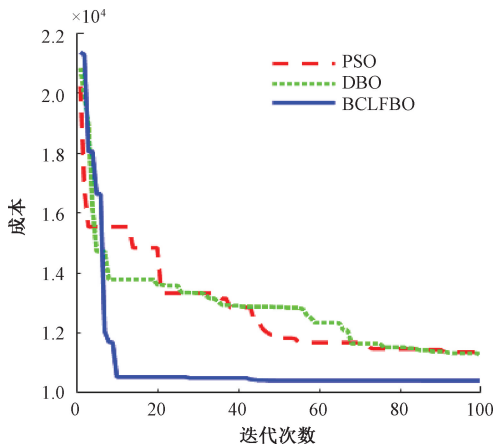


图 15 目标函数收敛曲线

Fig. 15 Objective function convergence curve

短,则航迹长度成本更低。通过图 12 和 15 可以看出, BCLDBO 算法的收敛速度和适应度值明显低于其他两种算法,说明 BCLDBO 算法在无人机路径规划时响应速度更快,且路径综合成本更低。综上所述,无论是单个成本寻优效果还是综合成本寻优效果,基于 BCLDBO 算法的无人机三维路径规划质量均体现出优越的性能。

4 结 论

针对无人机在飞行过程中出现的响应时间慢、路径搜索精度不高的问题,提出了一种改进蜣螂优化算法(BCLDBO)的无人机三维路径规划算法。在蜣螂算法中引入 Bernoulli 混沌映射、可变螺旋搜索策略、自适应惯性权重和 Levy 飞行策略提高算法的全局寻优能力和收敛速度。通过测试函数将 BCLDBO 算法与其他算法的寻优能力进行实验对比,结果证明该算法的寻优精度、收敛速度、稳定性均优于其他算法。将 BCLDBO 算法应用于无人机的三维路径规划问题上,通过与基本 DBO 算法、经典 PSO 算法进行路径图和综合成本适应度函数收敛曲线对比,证明 BCLDBO 算法的确可以规划出一条航迹更短,安全性和有效性更高的路径。

参考文献

[1] ZHAI SH ZH, PEI Y L. The dynamic path planning of autonomous vehicles on icy and snowy roads based on an improved artificial potential field [J]. Sustainability, 2023, 15(21): 15377.

[2] 李春英. 基于模糊控制的球形两栖机器人路径规划方法研究[D]. 天津:天津理工大学, 2020.

LI CH Y. Research on path planning method of spherical amphibious robot based on fuzzy control[D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2020.

[3] 岳亮. 基于 RRT 算法在移动机器人路径规划问题中的研究[D]. 镇江:江苏科技大学, 2023.

YUE L. Research on the path planning problem of mobile robots based on RRT algorithm[D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2023.

[4] 袁新亚, 戴娟, 孙胜强, 等. 融合 A* 和 DWA 算法的移动机器人路径规划方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(4):95-103.

YUAN X Y, DAI J, SUN SH Q, et al. Mobile robot path planning method integrating A* and DWA algorithms[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(4): 95-103.

[5] WANG W CH, ZHANG P CH, WANG H R. Research on robot path planning based on simulated annealing algorithm [J]. Journal of Artificial Intelligence Practice, 2023, 6(7): 29-36.

[6] BAO Y Y, LIU Y, WANG J SH, et al. Genetic

- algorithm based on grid maps for solving robot path planning problem [J]. *Engineering Letters*, 2023, 31(4):1635-1648.
- [7] 朱敏, 胡若海, 卞京. 基于改进蚁群算法的机器人路径规划[J]. *现代制造工程*, 2024, (3):38-44.
ZHU M, HU R H, BIAN J. Mobile robot path planning based on improved ant colony algorithm[J]. *Modern Manufacturing Engineering*, 2024, (3): 38-44.
- [8] LU CH Y, YANG J M, LEIRA J B, et al. Three-dimensional path planning of deep-sea mining vehicle based on improved particle swarm optimization [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(9):1797.
- [9] 甯洋, 郑波, 龙足腾, 等. 基于CMPSO算法的无人机复杂三维路径规划[J]. *电光与控制*, 2024, 31(4): 35-42.
NING Y, ZHENG B, LONG Z T, et al. Complex three-dimensional path planning for UAV based on CMPSO algorithm [J]. *Electro-Optics & Control*, 2024, 31(4): 35-42.
- [10] 侯平静, 刘姜, 倪枫, 等. 基于改进海鸥优化算法的多场景多障碍无人机三维路径规划[J]. *软件导刊*, 2024, 23(5):44-51.
HOU P J, LIU J, NI F, et al. Three-dimensional path planning of multi-scenario and multi-obstacle UAV based on improved seagull optimization algorithm[J]. *Software Guide*, 2024, 23(5): 44-51.
- [11] 杨鑫, 王维, 王燮. 基于改进蚁群算法的无人机三维路径规划[J]. *电子元器件与信息技术*, 2023, 7(9): 103-107.
YANG X, WANG W, WANG X. Three-dimensional path planning of unmanned aerial vehicle based on improved ant colony algorithm [J]. *Electronic Components and Information Technology*, 2023, 7(9): 103-107.
- [12] 张涛, 李少波, 张安思, 等. 基于改进人工鱼群算法的复杂地貌无人机三维路径规划[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(10):4433-4439.
ZHANG T, LI SH B, ZHANG AN S, et al. Three-dimensional path planning of UAV in complex terrain based on improved artificial fish swarm algorithm[J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(10): 4433-4439.
- [13] 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.
- [14] FANG X W, ZHANG J S, ZHAO X L, et al. Mazie kernel damage dynamic prediction in threshing through PSO-LSTM and discrete element modelling [J]. *Biosystems Engineering*, 2024, 242: 179-195.
- [15] 马青宇, 邵松帅, 刘博旭, 等. 基于改进麻雀搜索算法的冷链物流路径优化[J]. *计算机技术与发展*, 2024, 34(3):125-132.
MA Q Y, SHAO S SH, LIU B X, et al. Cold chain logistics path optimization based on improved sparrow search algorithm [J]. *Computer Technology and Development*, 2024, 34(3): 125-132.
- [16] ZHANG L W, YANG H, YANG CH, et al. Optimal design of mixed dielectric coaxial-annular TSV using GWO algorithm based on artificial neural network[J]. *Integration*, 2024, 97:102205.
- [17] LUO Q K, ZHAO Z N, CHEN X J, et al. Design and implementation of facility intelligent carbon dioxide incubator control system based on POA optimized fuzzy PID[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2024, 2720(1):012036.

作者简介

蒋翱徽(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为信号处理及应用。

E-mail: 1138556886@qq.com

刘文红, 博士, 教授, 主要研究方向为信号与信息处理。

E-mail: 420375509@qq.com