

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415876

基于改进蜘蛛蜂算法的无人机三维路径规划^{*}

张颖 姜文刚 陈一鸣 管文瑞

(江苏科技大学自动化学院 镇江 212000)

摘要: 为了提高无人机路径规划在复杂环境中的收敛速度和收敛精度,避免陷入局部最优,提出了一种基于改进蜘蛛蜂算法的无人机三维路径规划方法。本文在传统 SWO 算法中引入自适应 t 分布扰动变异和 Cubic 映射策略更新搜索阶段位置,避免局部早熟收敛;然后,引入周期性随机振幅动态调整追逐和逃逸阶段搜索方向,帮助算法跳出局部最优,并结合螺旋更新机制和 Levy 飞行策略增强算法全局寻优能力,提高算法收敛精度;最后,将 ISWO 算法在 8 个测试函数中进行性能验证并实验仿真,结果表明,复杂地形环境中 ISWO 算法执行时间相比传统 SWO 算法减少了 26.86%,并且较 CPO、COA、GOOSE、PSO、GWO 算法执行时间减少了 13.80%~28.27%不等。同时,ISWO 算法最小适应度值较传统 SWO 算法减小 49.76%,较其他算法至少减小 27.73%。由此得出,本文所提改进算法能够在复杂地形环境中快速得到一条更短且更安全的路径。

关键词: 路径规划;蜘蛛蜂算法;自适应 t 分布扰动;周期性随机振幅;螺旋更新机制

中图分类号: TN929;V279;TP18 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

UAV 3D path planning based on improved spider wasp optimization algorithm

Zhang Ying Jiang Wengang Chen Yiming Guan Wenrui

(College of Automation, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212000, China)

Abstract: In order to enhance the convergence speed and accuracy of UAV path planning in complex environments, and to avoid falling into local optima, a novel three-dimensional UAV path planning method based on the improved spider wasp optimizer algorithm is proposed. This paper introduces an adaptive t-distribution disturbance mutation and cubic mapping strategy for updating the search stage positions within the traditional SWO algorithm, which helps to prevent premature convergence to local optima. Furthermore, a periodically random amplitude dynamic adjustment for the pursuit and escape phases is incorporated to assist the algorithm in escaping local optima. The spiral update mechanism and Levy flight strategy are combined to enhance the global optimization capability of the algorithm, thereby improving its convergence precision. Finally, the performance of the ISWO algorithm is validated through experiments on eight test functions, and simulation results indicate that the execution time of the ISWO algorithm in complex terrain environments is reduced by 26.86% compared to the traditional SWO algorithm, and by 13.80% to 28.27% compared to other algorithms such as CPO, COA, GOOSE, PSO, and GWO. Additionally, the minimum fitness value achieved by the ISWO algorithm is 49.76% lower than that of the traditional SWO algorithm, and at least 27.73% lower than that of other algorithms. Consequently, it is concluded that the proposed improved algorithm can efficiently obtain a shorter and safer path in complex terrain environments.

Keywords: path planning; spider wasp optimizer algorithm; adaptive t-distribution disturbance; periodic random amplitude; spiral update mechanism

0 引言

作为通用航空的重要组成部分,无人机(unmanned

aerial vehicle, UAV)“井喷式”发展,多元化、交叉融合发展的无人机产业将有力推动低空经济发展。无人机应用领域的不断深入,要求有效避障完成任务的无人机路径规划也

收稿日期:2024-04-18

* 基金项目:国家自然科学基金青年基金(61903163)项目资助

成为了研究热点。

作为复杂的约束优化问题,国内外学者提出了一些路径规划算法和改进研究。目前,路径规划算法主要分为传统算法和智能算法两类。传统算法包括快速扩展随机树算法^[1]、A 星算法^[2]和人工势场法^[3]等,智能算法包括粒子群 (particle swarm optimization, PSO) 算法^[4]、蚁群算法^[5]、麻雀搜索算法^[6]等。相较于传统算法而言,智能算法具有鲁棒性强、寻优性能高等优点。文献[7]考虑传统 PSO 算法在路径规划中存在容易陷入局部最优等问题,引入遗传算法的思想,并结合细菌觅食算法,提高了算法收敛速度和能力,但在时间规划上有待改进。文献[8]在传统 PSO 算法中加入信息素与启发函数,结合滚动策略增强算法全局搜索能力并实现实时避障,不过环境设置不够理想。文献[9]利用正弦-余弦算法改进哈里斯鹰算法,增强算法鲁棒性,可是无法预估复杂环境下算法收敛速度。文献[10]基于人工鱼群算法步长不随鱼群探索深度变化陷入局部最优问题,提出了动态自适应步长和视野机制,跳出局部最优,但是全局勘探能力不够。文献[11]将动态更新调节策略融合进蝴蝶优化算法中提高规划效率,然而文中威胁源数量设置不够理想,容易出现全局探索和局部开发不平衡问题。文献[12]在蚁群算法中通过增加引导函数提高最优路径选择率,加快算法收敛速度,但也存在算法收敛精度不高的问题。

基于此,本文提出一种基于改进蜘蛛蜂算法的无人机三维路径规划方法。蜘蛛蜂 (spider wasp optimizer, SWO)^[13]算法作为新提出的智能算法,通过模拟雌性蜘蛛蜂物种繁衍行为获取最优解,目前在无人机路径规划领域应用较少。但传统 SWO 算法存在容易陷入局部最优、收敛性能欠佳的缺点,需要进一步改进。因此,本文提出 3 种策略,分别为:自适应 t 分布扰动变异和 Cubic 映射结合的策略、周期性随机振幅更新策略、螺旋更新机制和 Levy 飞行结合的策略。本文将 3 种策略分别融合进 SWO 算法中,利用 MATLAB 仿真软件对所提改进算法进行测试函数性能验证,并应用于复杂地形环境的路径规划,以展现其实际应用效果。

1 无人机路径规划模型构建和目标函数

1.1 无人机路径规划模型构建

复杂三维环境下,本文选取长方体近似模拟城市中高低错落的建筑物,构建地图模型。通常情况下,无人机在飞行过程中需要绕过这些建筑物,即障碍物,并考虑障碍物周围环境划分了碰撞区和威胁区。

如图 1 所示,将长方体中心设为 C ,其坐标为 (C_x, C_y, C_z) ,长度、宽度和高度分别用 C_l, C_w 和 C_h 表示。其中,碰撞区是长方体在每个维度均匀扩展最小安全距离 D_s 形成的区域,当无人机与障碍物距离小于 D_s 时发生碰撞。威胁区是碰撞区在每个维度均匀扩展一定距离形成的区域,此

时与障碍物形成最大威胁距离 D_t ,当无人机与障碍物距离小于 D_t 有碰撞风险。

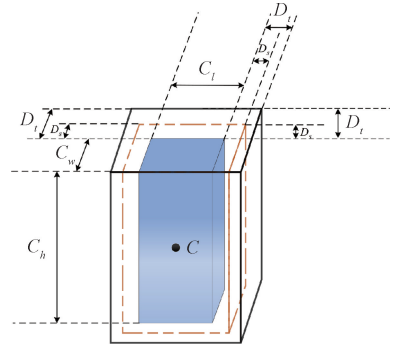


图 1 障碍物三维模型示意图

Fig. 1 Schematic diagram of three-dimensional obstacle model

1.2 无人机路径规划目标函数

无人机三维路径规划需要在安全避障飞行基础上对路径质量进行评价。因此,本文提出了综合路径长度、飞行高度、转弯角度、飞行安全性多方面的目标函数。假设无人机路径由 m 个路径点组成,其中 (x_i, y_i, z_i) 表示第 i 个路径点 P_i 位置。

1) 路径长度

鉴于无人机的续航时间有限,优化路径以缩短飞行长度成为提高效率的关键方式。本文利用欧氏距离判断路径长度,目标函数可表示为式(1):

$$G_l = \sum_{i=0}^m \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2} \quad (1)$$

2) 飞行高度

无人机安全飞行离不开在一定区域内对其飞行高度的限制。同时,对飞行高度的稳定控制,能够最小化飞行过程中由高度变化产生的能量消耗和操控复杂性。故选择飞行高度作为目标函数,如式(2)所示。

$$G_h = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\max(0, z_i - h_{\max})^2 + \max(0, h_{\min} - z_i)^2)} \quad (2)$$

式中: h_{\min} 和 h_{\max} 分别为无人机三维路径规划的最低飞行高度和最高飞行高度。

3) 路径光滑度

无人机三维路径规划在一定速度下应该合理看作水平方向和垂直方向的叠加,即根据式(3)和(5)考虑转弯角 θ_i (水平方向)和爬升角 γ_i (垂直方向)的限制。尤其在复杂城市环境下,尽量采用渐进转弯和平缓升降,能够保持路径的光滑度,目标函数可以定义为式(6):

$$\theta_i = \arccos\left(\frac{\mathbf{D}_{i-1} \cdot \mathbf{D}_i}{\|\mathbf{D}_{i-1}\| \|\mathbf{D}_i\|}\right) \quad (3)$$

$$\mathbf{D}_i = (x_{i+1} - x_i, y_{i+1} - y_i) \quad (4)$$

$$\gamma_i = \arctan\left(\frac{z_{i+1} - z_i}{\sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}}\right) \quad (5)$$

$$G_t = \sum_{i=2}^m \omega_{\theta} \cdot \theta_i + \sum_{i=1}^{m-1} \omega_{\gamma} \cdot \gamma_i \quad (6)$$

式中: ω_{θ} 和 ω_{γ} 分别为无人机三维路径规划的转弯角 θ_i 和爬升角 γ_i 的权重。

4) 飞行安全性

无人机在飞行过程中,为了保证自身的安全,需要和障碍物保持一定的距离。假设空间中以无人机质心为中心设置球形安全区,中心坐标为 $O(O_x, O_y, O_z)$ 。障碍物半径为 R ,数量为 T ,具体如图2所示。

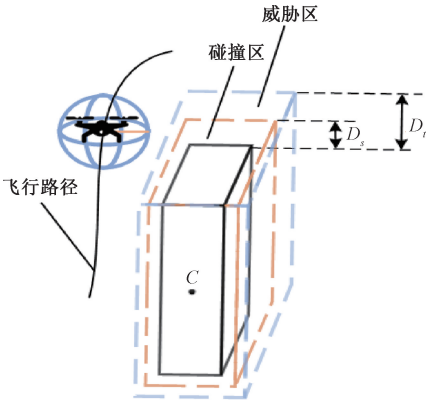


图2 飞行安全性模型示意图

Fig.2 Schematic diagram of flight safety model

文中,满足无人机到障碍物边界的距离 d_{ij} 大于最小安全距离和最大威胁距离之和,才能保证无人机安全飞行,目标函数表示为式(13):

$$d_x = |O_{ix} - C_{jx}| - \frac{C_j}{2} \quad (7)$$

$$d_y = |O_{iy} - C_{jy}| - \frac{C_w}{2} \quad (8)$$

$$d_z = |O_{iz} - C_{jz}| - \frac{C_h}{2} \quad (9)$$

$$d_{ij} = \sqrt{\max(d_x, 0)^2 + \max(d_y, 0)^2 + \max(d_z, 0)^2} \quad (10)$$

$$R = \frac{1}{2} \sqrt{\left(\frac{C_{jt}}{2}\right)^2 + \left(\frac{C_{jw}}{2}\right)^2 + \left(\frac{C_{jh}}{2}\right)^2} \quad (11)$$

$$f_{ij} = \begin{cases} 0, & d_{ij} > R + D_s + D_t \\ (R + D_s + D_t) - d_{ij}, & R + D_s < d_{ij} < R + D_s + D_t \\ \infty, & d_{ij} < R + D_s \end{cases} \quad (12)$$

$$G_s = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^T f_{ij} \quad (13)$$

式中: d_x , d_y 和 d_z 分别表示无人机第 i 个路径点到第 j 个障碍物在 x 轴, y 轴和 z 轴方向的最小非负间隔距离; f_{ij} 表示无人机到单个障碍物的成本函数。

5) 路径总目标函数

本文对无人机三维路径质量评估采取多目标函数的加权综合方法,根据无人机飞行状态、任务要求等进行权重的

动态调整,总目标函数表示为:

$$G = \omega_1 G_t + \omega_2 G_h + \omega_3 G_t + \omega_4 G_s \quad (14)$$

$$\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 + \omega_4 = 1 \quad (15)$$

式中: $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 和 ω_4 分别表示各目标函数的权重系数。

2 改进蜘蛛蜂算法

2.1 原始蜘蛛蜂算法

蜘蛛蜂算法作为一种新颖的群体智能启发式算法,通过模拟雌性蜘蛛蜂为保证物种繁衍而采取的狩猎、筑巢和交配行为来更新搜索位置,在解空间中定位最优解。其中,狩猎行为被细化为搜索、追逐和逃逸行为。

1) 搜索行为

该阶段模拟雌性蜘蛛蜂在空间内随机寻找最合适的蜘蛛来喂养其幼虫的行为。蜘蛛蜂在搜索行为中会引入随机性增加全局搜索来更新位置,如式(16);一旦失去猎物轨迹,会采用较小步长的局部搜索,位置更新如式(17)。

$$\mathbf{SW}_i^{t+1} = \mathbf{SW}_i^t + \mu_1 \times (\mathbf{SW}_a^t - \mathbf{SW}_b^t) \quad (16)$$

$$\mathbf{SW}_i^{t+1} = \mathbf{SW}_c^t + \mu_2 \times (\mathbf{L} + r_2 * (\mathbf{H} - \mathbf{L})) \quad (17)$$

$$\mu_1 = |rn| \times r_1 \quad (18)$$

$$\mu_2 = B \times \cos(2\pi l) \quad (19)$$

$$B = \frac{1}{1 + e^l} \quad (20)$$

式中: \mathbf{SW}_i^t 和 \mathbf{SW}_i^{t+1} 表示第 i 个蜘蛛蜂当前和下次迭代的位置; a, b 和 c 表示总体中随机选择的指数,其中, a 和 b 确定探索方向; μ_1 和 μ_2 表示调整步长的系数; r_1 和 r_2 是 $(0, 1)$ 之间的随机数; l 属于 $(-2, 1)$ 之间的随机数; B 表示控制 μ_2 振幅的系数,随 l 值增大而减小。

2) 追逐和逃逸行为

该阶段模拟雌性蜘蛛蜂追逐被攻击后逃逸的猎物并麻痹将其拖到预先准备好的巢穴的行为。当蜘蛛蜂诱捕蜘蛛时,位置更新如式(21)。一旦猎物产生逃逸行为,蜘蛛蜂追逐过程会因彼此之前距离过大产生式(22)的位置更新方式。

$$\mathbf{SW}_i^{t+1} = \mathbf{SW}_i^t + C \times |2 \times r_5 \times \mathbf{SW}_a^t - \mathbf{SW}_i^t| \quad (21)$$

$$\mathbf{SW}_i^{t+1} = \mathbf{SW}_i^t \times \mathbf{vc} \quad (22)$$

$$C = (2 - 2 \times \left(\frac{t}{t_{\max}}\right)) \times r_6 \quad (23)$$

$$k = 1 - \left(\frac{t}{t_{\max}}\right) \quad (24)$$

式中: r_5 和 r_6 是 $(0, 1)$ 之间的随机数; \mathbf{vc} 表示 $[-k, k]$ 内根据正态分布生成的向量; C 表示控制蜘蛛蜂速度变化的因子。

3) 筑巢行为

该阶段模拟雌性蜘蛛蜂筑造巢穴的行为,有两种选择。一种是将猎物拖拽至其最合适位置并选择此位置进行筑巢,如式(25)所示,另一种是在从种群中随机选择的蜘蛛位置上筑巢即式(26),使用额外步长以避免同位置筑巢。

$$SW_i^{t+1} = SW^* + \cos(2\pi l) \times (SW^* - SW_i^t) \quad (25)$$

$$SW_i^{t+1} = SW_a^t + r_3 \times |\gamma| \times (SW_a^t - SW_i^t) + (1 - r_3) \times U \times (SW_b^t - SW_i^t) \quad (26)$$

$$U = \begin{cases} 1, & r_4 < r_5 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (27)$$

式中： SW^* 表示当前生成的最优解； γ 表示由 Levy 飞行分布生成的引导搜索大小和方向的数； r_3 和 r_4 是(0,1)之间的随机数； U 表示决定是否应用步长以避免同位置筑巢的二进制向量。

4) 交配行为

该阶段模拟了通过雌性蜘蛛蜂和雄性蜘蛛蜂均匀交换算子孵化卵来产生子代的行为。蜘蛛蜂的卵代表新的潜在解,如式(28)所示,为了表征性别差异,选择式(29)来生成不同于雌性蜘蛛蜂的雄性蜘蛛蜂。

$$SW_i^{t+1} = Crossover(SW_i^t, SW_m^t, CR) \quad (28)$$

$$SW_m^{t+1} = SW_i^t + e^t \times |\beta| \times v_1 + (1 - e^t) \times |\beta_1| \times v_2 \quad (29)$$

$$v_1 = \begin{cases} x_a - x_i, & f(x_a) < f(x_i) \\ x_i - x_a, & \text{其他} \end{cases} \quad (30)$$

$$v_2 = \begin{cases} x_b - x_c, & f(x_b) < f(x_c) \\ x_c - x_b, & \text{其他} \end{cases} \quad (31)$$

式中： SW_m^t 是代表雄性蜘蛛蜂的向量； $Crossover$ 表示均匀交叉算子； CR 表示说明子代来自父方和母方特征比例的交叉率； β 和 β_1 表示根据正态分布生成的随机数,用于调节子代解特征； e^t 表示决定种群中其他解信息 v_1 和 v_2 在新解中的特征； a, b 和 c 分别表示随机选择三个解 x 的索引,其中 $i \neq a \neq b \neq c$ 。选择狩猎还是交配行为由交易率 TR 决定。

2.2 蜘蛛蜂算法改进

在原始蜘蛛蜂算法中,4 种行为虽然具有探索随机性高、动态性强等优点,但也存在局部收敛易早熟、全局勘探和局部开发不平衡、收敛性能不高等问题。针对以上缺点,采用多策略融合改进方法,具体如下。

1) 改进的自适应 t 分布扰动变异和 Cubic 映射策略

自适应 t 分布扰动变异利用其重尾特性和自适应调整能力,动态增强算法的全局搜索能力,并提高算法初期的鲁棒性。自由度 df 的调整如式(32)所示。Cubic 映射作为一种非线性动态系统,能产生从周期性到混沌的复杂动态行为。它通过生成非线性和不可预测的序列,帮助避免因随机参数和较小步长而导致的局部过早收敛。具体的 Cubic 映射函数如式(33)。因此,为了改变 SWO 算法中搜索行为原位置更新时采用的结合线性与非线性更新规则,本文采用自适应 t 分布扰动变异和 Cubic 映射策略作为新的位置更新规则,使搜索阶段具有更强的全局搜索能力和更高的解质量。

$$df = df_{\min} + (df_{\max} - df_{\min}) \times \left(\frac{t}{t_{\max}}\right) \quad (32)$$

$$\varphi_{i+1} = \alpha \varphi_i (1 - \varphi_i^2) \quad (33)$$

$$\zeta = t_disturbance \times \varphi_i \times (H - L) \quad (34)$$

式中： φ_i 和 α 分别表示当前迭代的映射值及其参数； ζ 和 $t_disturbance$ 分别表示扰动幅度和 t 分布扰动值。

改进后的位置更新公式为：

$$\begin{cases} SW_i^{t+1} = SW_i^t + \mu_1 \times \zeta \times (SW_a^t - SW_b^t), & r_1 < r_2 \\ SW_i^{t+1} = SW_i^t + (B + \zeta) \times (\cos(2\pi l)) \times (L + r_2 \times (H - L)), & r_1 \geq r_2 \end{cases} \quad (35)$$

针对算法对搜索行为的探索有限的问题,当 $r_1 < r_2$ 时,在 t 分布扰动下,引入扰动幅度以提升随机性,加速蜘蛛蜂向猎物方向的收敛,提高种群多样性;当 $r_1 \geq r_2$ 时,结合 Sigmoid 函数和扰动幅度,能够在蜘蛛蜂丢失猎物轨迹时,增强历史搜索信息在位置更新中的作用,实现在已发现的优质解区域内更精确的搜索,从而避免在搜索阶段算法容易发生的局部早熟收敛问题。

2) 改进的周期性随机振幅更新策略

在特定周期内,利用随机振幅更新策略,以非线性方式随机调整位置向量的各分量,能够有效调节解空间范围,帮助算法跳出局部最优,平衡算法的全局探索和局部开发能力。SWO 算法在追逐和逃逸阶段时,频繁选择当前或接近最优的个体进行更新,强化种群遗传特征,但减少了解空间的多样性。为此,本文采用周期性随机振幅改进策略,引入随机振幅如式(36)。

$$A_{rand} = 1 + \rho(0.5 - r_3) \quad (36)$$

其中, ρ 表示振幅系数。

随机振幅的波动方式保证了不破坏位置向量原有规模,引入位置更新公式为：

$$\begin{cases} SW_i^{t+1} = SW_i^t + C \times A_{rand} \times |2 \times r_5 \times SW_a^t - SW_i^t|, & r_1 < r_2 \\ SW_i^{t+1} = SW_i^t + vc \times A_{rand}, & r_1 \geq r_2 \end{cases} \quad (37)$$

针对算法追逐和逃逸行为在多样性和避免局部最优方面的不足,当 $r_1 < r_2$ 时,引入随机振幅,促使蜘蛛蜂在不同位置之间进行路径随机更新,从而提升解空间的多样性;当 $r_1 \geq r_2$ 时,通过动态调整搜索方向和幅度,增强算法跳出局部最优的能力,提升搜索效率。

3) 改进的螺旋更新机制和 Levy 飞行策略

在鲸鱼优化算法(whale optimizer algorithm, WOA)^[14]中,算法模拟个体鲸鱼通过螺旋更新机制围捕猎物,增强了算法的全局探索能力,具体如式(38)所示。Levy 飞行通过采用非均匀步长来探索解空间,从而增强算法适应性,获取步长如式(41)。由于蜘蛛蜂筑巢行为在探索过程中受限于当前位置与最优解之间的相对位置,并且缺乏有效的搜索方向,本文采用螺旋更新机制和 Levy 飞行策略。

$$X_{t+1} = D \times e^{xl} \times \cos(2\pi l) + X_t^* \quad (38)$$

$$D = |X_t^* - X_t| \quad (39)$$

$$\lambda = \min(2, 2 \times (\frac{t}{t_{\max}})) \quad (40)$$

$$\mathbf{u} = rn \times \left(\frac{\Gamma(1+\tau) \times \sin(\frac{\pi\tau}{2})}{\Gamma(\frac{1+\tau}{2}) \times \tau \times 2^{\frac{\tau-1}{2}}} \right)^{\frac{1}{\tau}} \quad (41)$$

$$S = \epsilon \times \frac{\mathbf{u}}{|rn|^{\frac{1}{\tau}}} \quad (42)$$

式中: \mathbf{X}_i^* 表示当前全局最优位置; \mathbf{u} 表示采用正态分布产生的随机向量; τ 表示 Levy 分布的形状参数; S 和 ϵ 分别表示 Levy 飞行步长和其缩放因子。

为了利用随机性让蜘蛛蜂在筑巢过程中探索解空间新区域并优化搜索方向,更新位置如下:

$$\begin{cases} \mathbf{SW}_i^{t+1} = \mathbf{SW}^* + S + \cos(2\pi l) \times (\mathbf{SW}^* - \mathbf{SW}_i^t), & r_1 < r_2 \\ \mathbf{SW}_i^{t+1} = \mathbf{SW}_a^t + r_3 \times |\gamma| \times (\mathbf{SW}_a^t - \mathbf{SW}_i^t) + (1-r_3) \times U \times B \times e^{l'} \times \cos(2\pi l), & r_1 \geq r_2 \end{cases} \quad (43)$$

当 $r_1 < r_2$ 时,由于蜘蛛蜂算法在拖拽猎物至最合适位置时的位置更新方式直接依赖于最优解,因此在算法初期无法充分探索区域。算法利用 Levy 飞行可以执行大步长跳跃增强全局探索;当 $r_1 \geq r_2$ 时,由于蜘蛛蜂在随机选择蜘蛛并于原位置进行筑巢时的行为随机性过高,使得算法效率变低,利用螺旋更新机制可以实现更精细的搜索方向优化,增强算法适应性并提高其收敛精度。

4) 改进蜘蛛蜂算法流程

ISWO 算法用于无人机三维路径规划的具体流程如下:

(1) 初始化种群数量 N , 交叉率 CR , 交易率 TR 等参数。

(2) 评估解适应度值,记录最佳适应度对应解。

(3) 更新蜘蛛蜂位置。判断 $r_6 < TR$, r_6 表示 $[0, 1]$ 之间的一个随机数。如果满足条件判断则继续执行“狩猎与筑巢行为”,否则根据式(28)~(31)执行“交配行为”,更新解位置。

(4) 选择执行“狩猎”还是“筑巢”。判断 $i < k \times N$, 如果满足判断条件则增加判断 $P < (1 - \frac{t}{t_{\max}})$, 满足新增判断条件则根据式(32)~(35)执行“搜索行为”,否则根据式(36)和(37)执行“追逐和逃逸行为”,更新其位置。如果不满足初始判断条件,则根据式(38)~(43)执行“筑巢行为”更新解位置。

(5) 更新当前最优解及适应度值。

(6) 重复步骤(3)~(5),直到满足最大迭代次数,输出最终全局路径。

(7) 三次 B 样条平滑曲线,计算算法下无人机三维路径规划的目标函数值。

3 实验仿真与结果分析

3.1 算法测试

本文实验的硬件环境为 Windows10 64 bit 操作系统,其中 RAM 为 8 GB, CPU 为 Interl(R) Core(TM) i5-7300HQ 2.50 GHz,仿真软件为 MATLAB R2022b。

为了测试 ISWO 算法的性能,本文选择 CEC-2005 测试集中部分函数作为测试函数,其中包括单峰函数 2 个、复杂多峰函数 3 个、固定维度多峰函数 3 个,具体如表 1 所示。

1) 不同算法下测试函数结果比较

本文改进算法选择和冠豪猪优化(Crested porcupine optimizer, CPO)算法^[15]、小龙虾优化算法(Crayfish optimization algorithm, COA)^[16]、鹅优化算法(Goose algorithm, GOOSE)^[17]、传统 PSO 算法、传统灰狼优化(Grey wolf optimizer, GWO)算法、传统 SWO 算法作对比。测试中,选择标准差、平均值作为评价标准,算法各执行 30 次,种群规模均为 100,最大迭代次数均为 500,如表 2 所示。其中,单峰测试函数用于评估算法收敛能力,复杂多峰测试函数用于评估算法全局探索能力和避免局部最优策略,固定维度多峰测试函数用于评估算法处理一定规模问题时的性能。通过这 3 种测试函数进行验证,能够进一步分析算法寻优能力。

根据表 2 结果,挑选 Rosenbrock 函数 F1 和阶跃函数 F2 用于探索算法局部开发力以及算法收敛度,虽然 F1 基于函数本身性质很难使算法收敛到最优解,但是 ISWO 算法在众多算法对比中收敛速度和精度均为最高,且 ISWO 在 F2 测试函数中能稳定收敛到最优解。对于单峰测试函数而言,ISWO 算法寻优能力最好。

其中,对于 F3~F8 六个测试函数,由于多峰测试函数具有多个局部最优解,因此在求解时容易陷入局部最优,可以利用其测试算法全局勘探能力。F6~F8 相较于 F3~F5 可以优化测试性能。F3、F4 中,ISWO 算法能稳定收敛到最优解;F5 中,ISWO 寻优效果优于 GOOSE 算法;F6 中,五种算法收敛效果相似,但 ISWO 算法收敛稳定性更高;F7 中,ISWO 算法和 SWO 算法最优水平相当,但改进后算法更加稳定;F8 中,五种算法最优水平相当,ISWO 算法标准差优于 CPO、COA、GWO 和 SWO。

综上,改进蜘蛛蜂算法寻求能力整体优于其余四种算法。对测试结果进行先平均值后标准差的排序,求得算法寻优能力排序如表 3。根据综合排名,可以见得针对测试函数,优化算法的寻优能力从高到低依次为:ISWO、CPO、PSO、GOOSE、COA、SWO、GWO。

2) 迭代收敛曲线分析

为有效验证 ISWO 算法的性能,直观显示上述算法在不同测试函数下的迭代收敛曲线图,如图 3 所示。其中,利用单峰测试函数可以凸出改进蜘蛛蜂算法收敛速度和收敛

表 1 测试函数
Table 1 Test function

函数表达式	维度	范围	最优值
$F_1(x) = \sum_{i=1}^n [100(x_i + 1 - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	30	$[-30, 30]$	0
$F_2(x) = \sum_{i=1}^n (x_i + 0.5)^2$	30	$[-100, 100]$	0
$F_3(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x) + 10]$	30	$[-5.12, 5.12]$	0
$F_4(x) = \frac{1}{4\,000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	$[-600, 600]$	0
$F_5(x) = \frac{\pi}{n} \{10\sin(\pi y_1) + \sum_{i=1}^{n-1} (y_i - 1)^2 [1 + 10\sin(\pi y_{i+1})] + (y_n - 1)^2\} + \sum_{i=1}^{n-1} u(x_i, 10, 100, 4)$	30	$[-50, 50]$	0
$y_i = 1 + \frac{x_i + 1}{4}, u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m, & x_i > a \\ 0, & -a < x_i < a \\ k(-x_i - a)^m, & x_i < -a \end{cases}$			
$F_6(x) = \left[\frac{1}{500} + \sum_{j=1}^{25} (j + \sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})^6)^{-1} \right]^{-1}$	2	$[-65.53, 65.53]$	0.998
$F_7(x) = \sum_{i=1}^{11} \left[a_i - \frac{x_1(b^2 + b_i x_2)}{b_i^2 + b_i x_3 + x_4} \right]^2$	4	$[-5, 5]$	0.000 3
$F_8(x) = -\sum_{i=1}^4 c_i \exp\left(-\sum_{j=1}^3 a_{ij} (x_j - p_{ij})^2\right)$	3	$[0, 1]$	-3.862

表 2 各算法测试结果对比

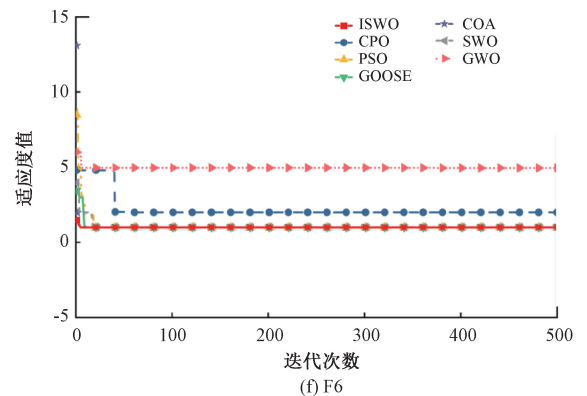
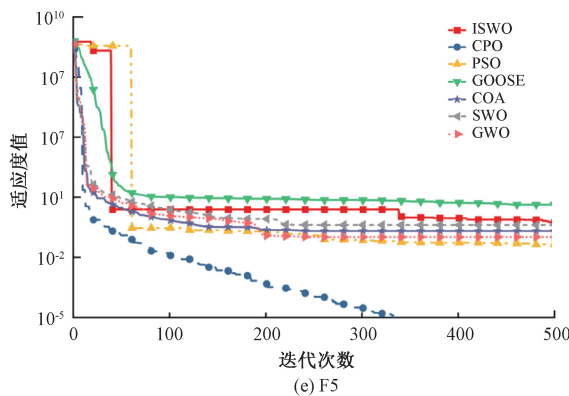
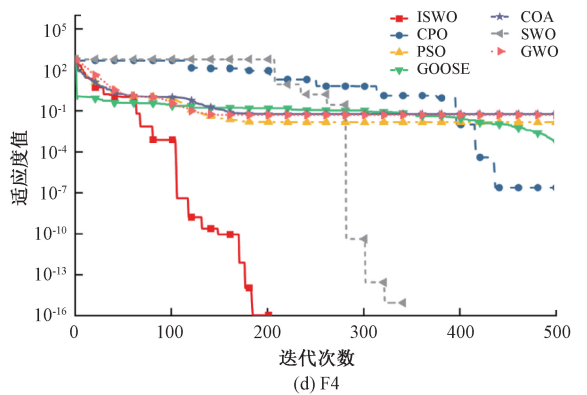
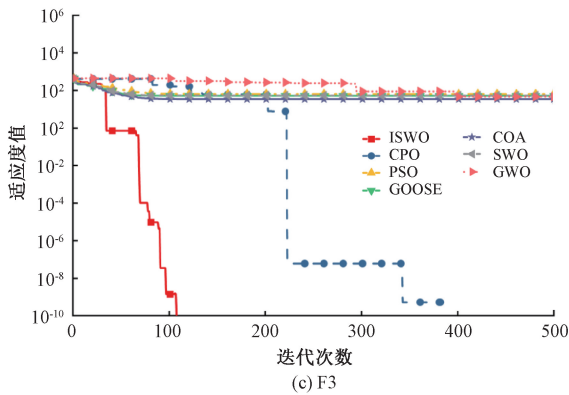
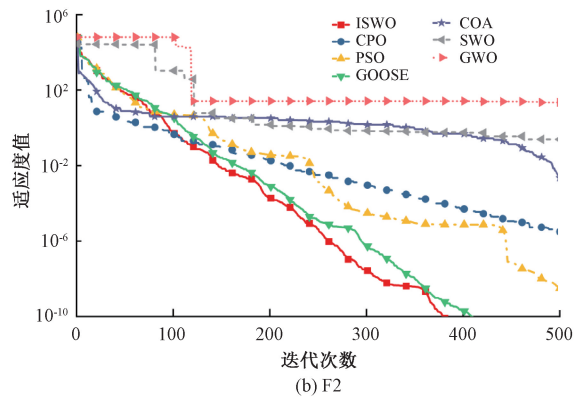
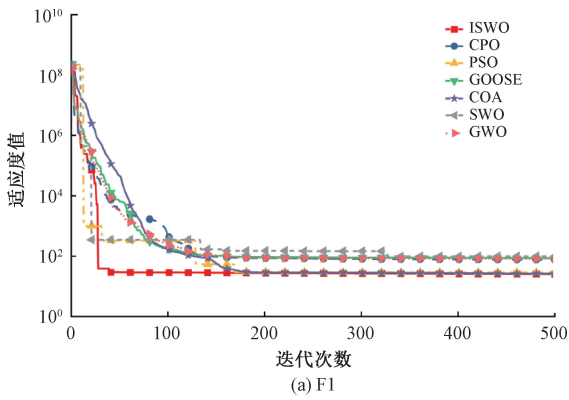
Table 2 Comparison of test results for various algorithms

测试函数	统计值	CPO	COA	GOOSE	PSO	GWO	SWO	ISWO
F1	平均值	8.25×10^0	5.99×10^0	6.16×10^0	4.37×10^0	5.99×10^0	4.46×10^2	2.78×10^0
	标准差	1.96×10^0	4.77×10^{-1}	1.46×10^0	3.02×10^0	4.77×10^{-1}	1.91×10^3	3.29×10^{-1}
F2	平均值	0.00×10^0	2.01×10^{-6}	0.00×10^0	0.00×10^0	4.70×10^2	1.79×10^{-6}	0.00×10^0
	标准差	0.00×10^0	4.54×10^{-7}	0.00×10^0	0.00×10^0	1.33×10^3	4.79×10^{-7}	0.00×10^0
F3	平均值	1.22×10^{-1}	2.03×10^{-1}	4.31×10^{-1}	2.79×10^0	3.13×10^{-1}	1.58×10^1	0.00×10^0
	标准差	6.44×10^{-1}	7.76×10^{-1}	7.24×10^{-1}	1.64×10^0	1.26×10^0	2.40×10^1	0.00×10^0
F4	平均值	1.89×10^{-2}	1.72×10^0	8.13×10^{-2}	9.03×10^{-2}	1.72×10^0	1.50×10^{-2}	0.00×10^0
	标准差	2.09×10^{-2}	4.74×10^0	5.21×10^{-2}	3.56×10^{-2}	4.74×10^0	5.01×10^{-2}	0.00×10^0
F5	平均值	1.11×10^{-13}	6.64×10^{-4}	2.63×10^0	3.07×10^{-8}	1.31×10^{-7}	8.83×10^{-2}	1.55×10^{-1}
	标准差	1.22×10^{-13}	3.64×10^{-3}	6.41×10^0	5.79×10^{-8}	3.81×10^{-7}	1.56×10^{-1}	3.72×10^{-1}
F6	平均值	3.95×10^0	2.18×10^0	9.98×10^{-1}	2.11×10^0	6.72×10^0	1.29×10^0	9.98×10^{-1}
	标准差	3.41×10^0	2.49×10^0	0.00×10^0	2.50×10^0	4.25×10^0	9.40×10^{-1}	0.00×10^0
F7	平均值	2.64×10^0	1.68×10^0	3.25×10^0	5.91×10^0	3.78×10^0	9.98×10^{-1}	9.98×10^{-1}
	标准差	2.91×10^0	5.08×10^0	6.83×10^0	3.78×10^0	3.32×10^0	4.12×10^{-17}	0.00×10^0
F8	平均值	-3.86×10^0	-3.86×10^0	-3.86×10^0	-3.86×10^0	-3.86×10^0	-3.83×10^0	-3.86×10^0
	标准差	9.10×10^{-14}	1.44×10^{-3}	2.71×10^{-15}	2.71×10^{-15}	1.06×10^{-3}	3.16×10^{-2}	2.71×10^{-14}

表3 各算法在测试函数中寻优效果排序

Table 3 Sorting of optimization results of each algorithm in the test function

测试函数	CPO	COA	GOOSE	PSO	GWO	SWO	ISWO
F1	6	3	5	2	3	7	1
F2	1	6	1	1	7	5	1
F3	2	3	5	6	4	7	1
F4	3	6	4	5	6	2	1
F5	1	4	7	2	3	5	6
F6	6	5	1	4	7	3	1
F7	4	3	5	7	6	2	1
F8	4	6	1	1	5	7	3
平均排序	3.375	4.500	3.625	3.5	5.125	4.750	1.875
综合排名	2	5	4	3	7	6	1



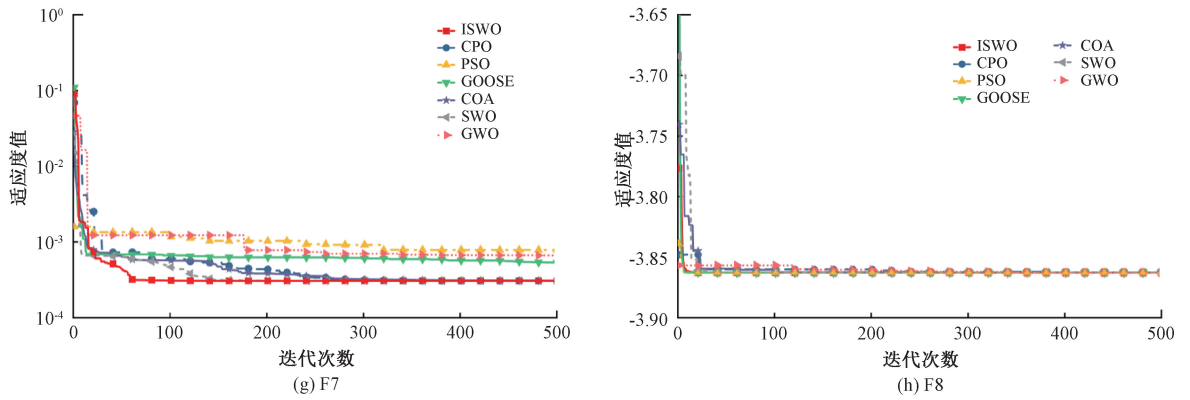


图 3 各算法迭代收敛曲线分析图

Fig. 3 Analysis of convergence curves for each algorithm iteration

精度的显著性,利用多峰测试函数可以凸出改进蜘蛛蜂算法全局搜索能力的显著性。

其中,F1和F2作为单峰测试函数,图3(a)和(b)有力地说明了ISWO算法的收敛速度和精度优于其他算法。在F3~F8中,即图3(c)~(h),除F5和F8外,ISWO算法均能在最小迭代次数内达到最优。另F8中,ISWO算法后期收敛精度仅次于PSO和GOOSE算法,证明ISWO算法具有良好的全局勘探能力。同时,ISWO算法在8个测试函数中均体现了稳定的收敛效果,说明ISWO算法处理一定规模问题时鲁棒性更强。

3.2 无人机路径规划仿真与结果分析

仿真实验中,解决无人机三维路径规划问题,实际上是利用不同算法依次求解目标函数并寻求最佳解。为了验证ISWO算法在不同规划问题中的性能,本文选择两种障碍模型环境作为仿真实验的任务环境。其中,环境1和环境2的显著区别在障碍物的数量设置上。ISWO算法种群数量 $N=20$,最大迭代次数 $T_{max}=1000$,进行30次仿真实验。目标函数的相关参数设置如下: $h_{max}=300\text{ m}$, $h_{min}=20\text{ m}$, $\omega_{\theta}=0.5$, $\omega_{\gamma}=0.5$, $T=30$, $D_s=20\text{ m}$,

$D_r=20\text{ m}$ 。同时, $\omega_1=0.5$, $\omega_2=0.1$, $\omega_3=0.3$, $\omega_4=0.1$ 。

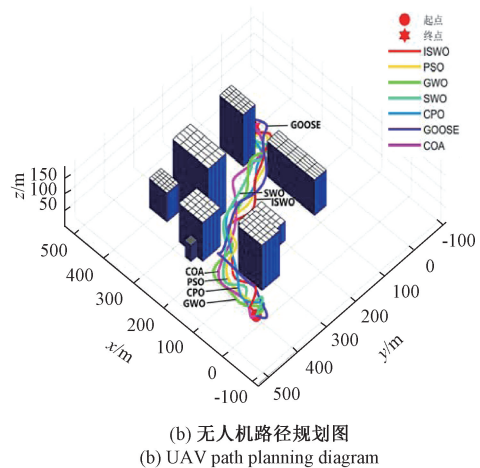
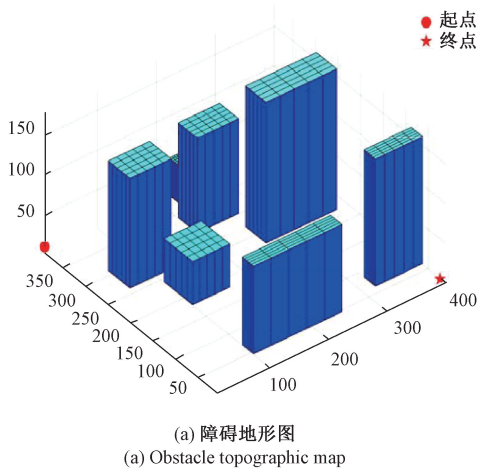
1) 环境1仿真与结果分析

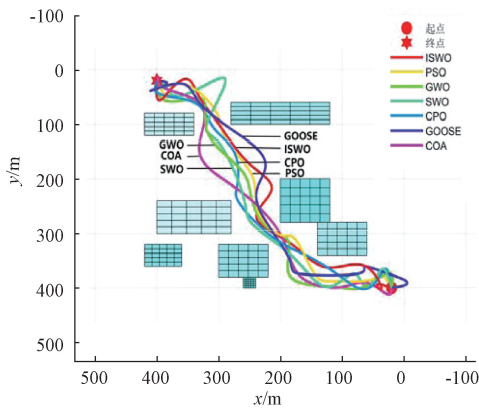
对环境1的基本参数设置如下:环境区域为 $400\text{ m}\times 400\text{ m}$,高度为 200 m 。无人机起点坐标为 $(10,390,10)\text{ m}$,终点坐标为 $(390,10,10)\text{ m}$,选择在环境中投放大小不一的障碍物建筑共8个。环境1中,各算法的运行效率如表4所示,无人机路径仿真结果如图4所示。

表 4 各算法在环境 1 下的运行效率

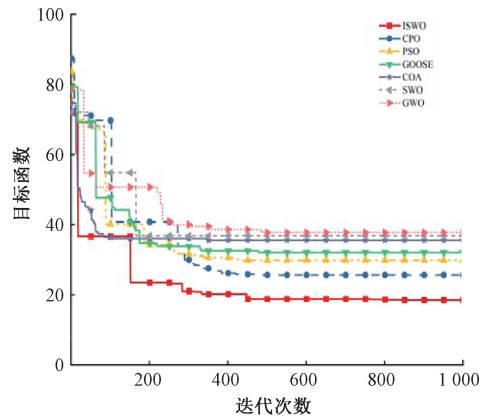
Table 4 Operational efficiency of each algorithm under environment 1

算法	平均适应度值	最小适应度值	用时/s
CPO	27.46	23.19	102.47
PSO	29.34	24.97	108.65
GOOSE	30.56	25.87	112.54
COA	34.71	27.92	123.67
SWO	41.69	28.77	139.13
GWO	44.33	40.18	146.26
ISWO	20.85	16.02	86.57





(c) 无人机路径投影图
(c) UAV path projection diagram



(d) 各算法目标函数图
(d) Objective function diagrams for each algorithm

图 4 环境 1 无人机三维路径规划仿真结果

Fig. 4 Simulation results of three-dimensional path planning for UAV in environment 1

图 4(a)~(c)结果表明,ISWO 算法在环境 1 中运行的路径长度要明显比其他算法运行的路径长度更短,同时还能减少大幅度的波动,使路径更加平滑。图 4(d)和表 4 结果表明,ISWO 算法虽然在第 175 代左右才开始收敛,收敛性能不如 CPO 算法,但 ISWO 算法的收敛能够更加稳定且快速地到达最优值,寻迹的成功率也为最高。由此说明 ISWO 算法在性能上相较于其他算法而言有了很大的提高。

2) 环境 2 仿真与结果分析

对环境 2 的基本参数设置如下:环境区域为 1 500 m × 1 500 m,高度为 750 m。无人机起点坐标为(100,900,10)m,终点坐标为(900,100,10)m,选择在环境中投放大小不一的障碍物建筑共 30 个。环境 2 中,各算法的运行效率如表 5 所示,无人机路径仿真结果如图 5 所示。

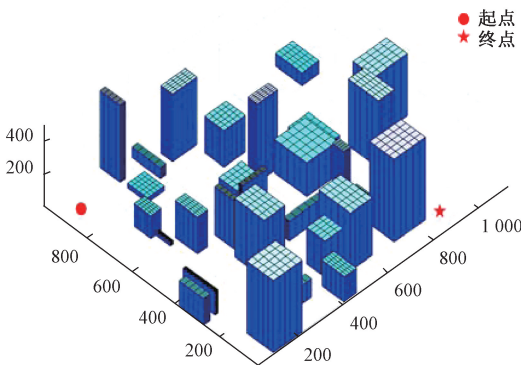
图 5(a)~(c)结果表明,虽然 5 种算法都可以避免环境 2 中障碍物形成的避碰区,但是除 ISWO 算法外其余的算法飞行波动都比较大。只有 ISWO 算法飞行路径相对稳定,跳出了局部最优寻找全局下的最优解。图 5(d)和

表 5 各算法在环境 2 下的运行效率

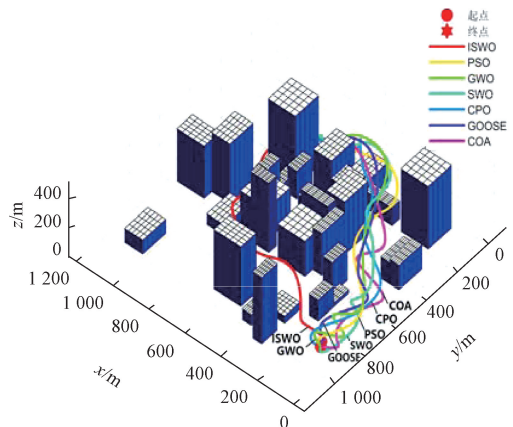
Table 5 Operational efficiency of each algorithm under environment 2

算法	平均适应度值	最小适应度值	用时/s
CPO	33.29	25.57	194.76
PSO	34.85	29.84	201.23
GOOSE	36.30	32.03	212.45
COA	36.74	35.55	214.11
SWO	41.06	36.78	229.53
GWO	42.10	37.73	234.06
ISWO	22.87	18.48	167.88

表 5 结果表明,CPO、PSO 和 GWO 算法收敛速度不如其他算法。COA、SWO 和 GOOSE 算法虽然分别在第 100 次、第 175 次和第 200 次迭代寻优后就快速收敛,但后期均陷入了局部最优。相较而言,ISWO 算法能够实现前期快速收敛到最优值。由此证明,ISWO 算法能够快速找到最佳路径,且路径规划的总代价也为最小。



(a) 障碍地形图
(a) Obstacle topographic map



(b) 无人机路径规划图
(b) UAV path planning diagram

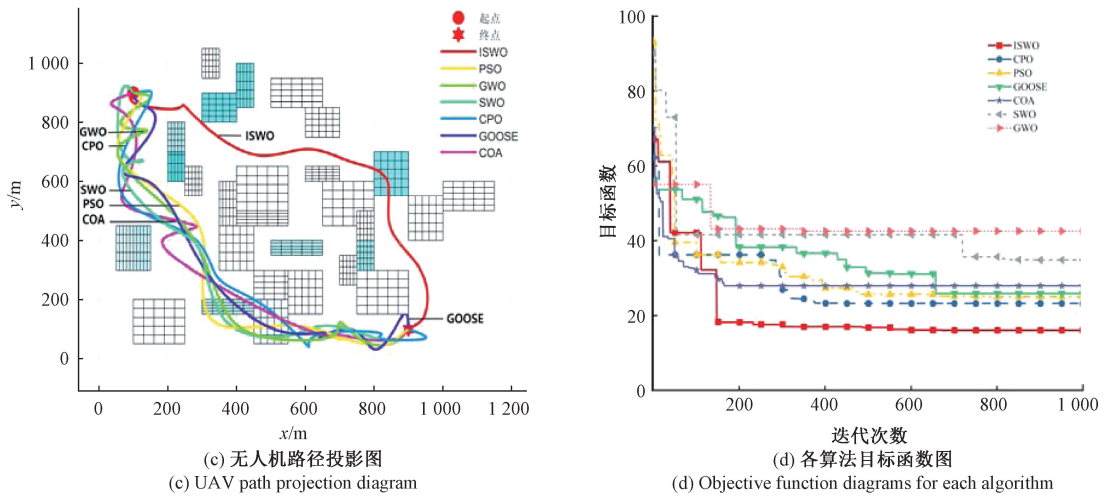


图 5 环境 2 无人机三维路径规划仿真结果

Fig. 5 Simulation results of three-dimensional path planning for UAV in environment 2

4 结 论

本文提出利用改进蜘蛛蜂算法来解决复杂环境下无人机三维路径规划问题。针对原始蜘蛛蜂算法存在的局部搜索容易早熟收敛、算法收敛性能不佳等问题,在搜索行为中引入自适应 t 分布扰动变异和 Cubic 映射策略加快算法收敛速度,避免局部早熟收敛同时提高种群多样性,在追逐和逃逸行为中引入周期性随机振幅更新策略帮助算法跳出局部最优解,维持局部开发和全局探索间的平衡,在筑巢行为中引入螺旋位置更新机制和 Levy 飞行策略提高算法收敛精度,增强全局探索能力。通过实验表明,改进蜘蛛蜂算法在复杂环境下的执行时间相较于其他算法减少了 13.80%~28.27% 不等,能够迅速找到最优路径且减少相关代价损失,有实际应用价值。下一步需要考虑更加复杂的地形环境,实现有效的路径规划。

参考文献

- [1] 成龙,行鸿彦,王水璋,等.融合三步平滑与改进 RRT 算法的无人机路径规划[J].电子测量技术,2023,46(23):43-49.
CHENG L, XING H Y, WANG SH Z, et al. UAV path planning combing three-step smoothing and improved RRT algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(23): 43-49.
- [2] 高九州,徐威峰.基于改进 A 星算法的无人机自主避障路径规划[J].技术与市场,2024,31(1):38-43.
GAO J Z, XU W F. Autonomous obstacle avoidance path planning for UAV based on improved A-star algorithm[J]. Technology and Market, 2024, 31(1): 38-43.
- [3] 刘涛,贾立校,曹翔.动态人工势场法的无人船避障路径规划[J].舰船科学技术,2023,45(5):89-92.
- [4] LIU T, JIA L X, CAO X. Research on obstacle avoidance path planning of unmanned vehicle based on dynamic artificial potential field method [J]. Ship Science and Technology, 2023, 45(5): 89-92.
- [5] 杨教,陆安江,彭熙舜,等.基于改进粒子群算法的三维路径规划研究[J].电子测量技术,2023,46(12):92-97.
YANG J, LU A J, PENG X SH, et al. Research on 3D path planning based on improved particle swarm optimization [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(12): 92-97.
- [6] 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.
GUO Q, ZHENG Q X. Multi-strategy improved dung beetle optimizer and its application [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2024, 18(4): 930-946.
- [7] 柴岩,孙笑笑,任生.融合多向学习的混沌麻雀搜索算法[J].计算机工程与应用,2023,59(6):81-91.
CHAI Y, SUN X X, REN SH. Chaotic sparrow search algorithm based on Multi-directional learning [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(6): 81-91.
- [8] 孙雪莹,易军凯.无人机三维路径规划的粒子群混合算法[J].电讯技术,2023,63(3):335-341.
SUN X Y, YI J K. A hybrid particle swarm optimization algorithm for 3D path planning of UAV [J]. Telecommunication Engineering, 2023, 63(3): 335-341.
- [9] 袁建华,李尚.无人机三维路径规划及避障方法[J].信息与控制,2021,50(1):95-101.
YUAN J H, LI SH. UAV 3D Path planning and obstacle avoidance method [J]. Information and

- Control, 2021, 50(1): 95-101.
- [9] ZHANG R, LI S, DING Y, et al. UAV path planning algorithm based on improved Harris Hawks optimization[J]. Sensors, 2022, 22(14): 5232.
- [10] 苏雯嘉,高敏,高欣宝,等. 基于改进人工鱼群算法的无人机三维航迹规划[J]. 电光与控制, 2023, 30(12): 59-65.
- SU W J, GAO M, GAO X B, et al. Path planning of UAVs in three-dimensional space based on improved artificial fish swarm algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2023, 30(12): 59-65.
- [11] 丁敏,夏兴宇,邹永杰,等. 基于改进蝴蝶优化算法的无人机3-D航迹规划方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2023, 55(5): 851-858.
- DING M, XIA X Y, ZOU Y J, et al. 3-D track planning method of UAV based on improved butterfly optimization algorithm [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2023, 55(5): 851-858.
- [12] 董志洋,李慧,葛靖宇,等. 改进蚁群算法的无人机三维环境路径规划[J]. 测绘通报, 2023, (5): 153-157.
- DONG Z Y, LI H, GE J Y, et al. Path planning of UAV 3D environment based on improved ant colony algorithm[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2023, (5): 153-157.
- [13] ABDELBASSET M, MOHAMED R, JAMEEL M, et al. Spider wasp optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm [J]. Artificial Intelligence Review, 2023, 56(10): 11675-11738.
- [14] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [15] ABDELBASSET M, MOHAMED R, ABOUHAWWASH M. Crested porcupine optimizer: A new nature-inspired metaheuristic[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 284: 111257.
- [16] JIA H, RAO H, WEN C, et al. Crayfish optimization algorithm [J]. Artificial Intelligence Review, 2023, 56(Suppl 2): 1919-1979.
- [17] HANAD R K, RASHID T A. GOOSE algorithm: A powerful optimization tool for real-world engineering challenges and beyond[J]. Evolving Systems, 2024: 1-26.

作者简介

张颖, 硕士研究生, 主要研究方向为无人机任务分配、路径规划等。

E-mail: zzying0521@163.com

姜文刚(通信作者), 博士, 教授, 研究生导师, 主要研究方向为综合电力系统、网络控制、伺服控制等。

E-mail: a_1_2_3@163.com

陈一鸣, 硕士研究生, 主要研究方向为智能控制、深度学习等。

E-mail: yzwdcym9@163.com

管文瑞, 硕士研究生, 主要研究方向为智能控制、深度学习等。

E-mail: gwr0615@163.com