

改进蜘蛛黄蜂优化算法的无人机三维路径规划

贾鹤鸣, 陈丽珍, 吴佳琪, 蒲锐茜, 卢程浩

(三明学院 信息工程学院, 三明 365004)

摘要:针对无人机三维路径规划问题提出一种改进的蜘蛛黄蜂优化算法(Improved spider wasp optimization, ISWO)。在捕猎和筑巢阶段之后引入透镜成像反向学习策略扩大了种群搜索的范围,增强了算法探索能力以及提高了算法收敛精度。通过地形代价、航程代价和边界代价等约束条件模拟真实的三维地形环境进行建模。通过无人机三维路径规划仿真实验,表明改进的蜘蛛黄蜂优化算法规划的路径长度较原始的蜘蛛黄蜂算法减少了 7.4%,有效提升了算法的寻优性能。验证了改进的蜘蛛黄蜂优化算法在无人机三维路径规划问题中的适用性和有效性。

关键词:无人机三维路径规划;蜘蛛黄蜂优化算法;透镜成像反向学习策略

中图分类号:TP301.6 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4602(2025)01-0132-09

Improved spider wasp optimization algorithm for UAV three-dimensional path planning

JIA Heming, CHEN Lizhen, WU Jiaqi, PU Ruixi, LU Chenghao

(Department of Information Engineering, Sanming University, Sanming 365004, China)

Abstract: An improved spider wasp optimization (ISWO) algorithm is proposed in this study to deal with the problem of three-dimensional path planning of unmanned aerial vehicles (UAV). Firstly, a lens imaging reverse learning strategy is introduced after the hunting and nesting stages. It expands the scope of population search, enhances algorithm exploration ability and improves algorithm convergence accuracy. Secondly, the real 3D terrain environment is simulated for modelling through such constraints as terrain cost, voyage cost and boundary cost. Finally, through the simulation experiment of UAV 3D path planning, it is shown that the improved spider wasp optimization algorithm reduces the planned path length by 7.4% compared to the original spider wasp algorithm, thus effectively improving the optimization performance of the algorithm. The results of this study verifies the applicability and effectiveness of the improved spider wasp optimization algorithm in dealing with the problem of three-dimensional path planning of unmanned aerial vehicles.

Key words: UAV three-dimensional path planning; spider wasp optimization; lens imaging reverse learning strategy

收稿日期:2023-06-03

基金项目:福建省自然科学基金(2021J011128);三明市科技计划引导性项目(2023-G-5)

作者简介:贾鹤鸣(1983—),男,黑龙江哈尔滨人。博士,教授,主要从事群体智能优化算法及工程应用等方面的研究。

E-mail:jiaheminglucky99@126.com。

随着科学技术的发展,无人机技术大幅提升且广泛应用于灾难救援、电力巡检与新闻报道等领域^[1]。无人机在执行任务时,面对的主要挑战是如何在复杂的地形地势中巧妙地避开障碍物寻找到最短路径安全抵达目的地,提高无人机三维路径规划能力可以使无人机更好地面对和战胜该挑战,更出色地完成任任务。无人机三维路径规划是指在综合考虑无人机飞行环境、航程代价以及自身物理条件限制等因素的前提下,规划出从起始点到目标点的合理可飞路径^[2]。近年来,在如何提高无人机三维路径规划的航行效率方面,大量学者对其进行了研究,发现结合优化算法可使无人机在三维路径规划方面具有较强的规划能力和较高的航行效率。目前,应用于无人机路径规划问题的算法主要有 A* 算法^[3]、蜂群算法^[4]、蚁群算法^[5]和粒子群算法^[6]等,但这些算法都存在收敛精度低和易陷入局部最优等缺点。

蜘蛛黄蜂优化算法(Spider wasp optimization,SWO)是 2023 年提出的一种元启发式优化算法^[7],其灵感来源于蜘蛛黄蜂的狩猎、筑巢和交配行为。SWO 算法具有较强的探索和开发能力,但也存在收敛精度低及易陷入局部最优的缺点。透镜成像反向学习策略是基于透镜成像原理提出的一种改进策略^[8],可以扩大算法搜索范围,有效提高算法跳出局部最优的能力。因此,本文提出融合透镜成像反向学习的蜘蛛黄蜂优化算法(Improved spider wasp optimization,ISWO),在蜘蛛黄蜂优化算法的捕猎和筑巢阶段之后加入透镜成像反向学习策略,可以扩大蜘蛛黄蜂的搜索空间,降低算法陷入局部最优的概率,增强算法探索能力。

为进一步解决无人机三维路径规划问题,验证 ISWO 算法在无人机路径规划问题中的适用性,本文进行了无人机三维路径规划的仿真测试。实验结果表明 ISWO 算法较其他优化算法在无人机三维路径规划问题上具有更为突出的效果,验证了 ISWO 算法在无人机三维路径规划问题中的适用性和有效性。

1 模型建立

1.1 三维环境建模

灾情救援时,为了获取灾情信息,可以利用无人机的勘探功能,使无人机进入灾情区域将灾情信息通过影像处理及时精确地传达到救援队伍中,以实施精准救援。

路径规划是无人机执行勘探任务的关键,而无人机寻找到一条从起点到终点的可飞路径所需信息需从地形模型中提取,良好的地形建模能有效提高路径规划效率。因此,构建出合理的环境模型是无人机避开障碍物,完成飞行任务的关键。本文构建基准地形模型的公式如下^[9]:

$$Z_1(x,y) = \sin(y + a_1) + b_1 \cdot \sin(x) + c_1 \cdot \cos(d_1 \cdot \sqrt{x^2 + y^2}) + e_1 \cdot \cos(y) + f_1 \cdot \sin(g_1 \cdot \sqrt{x^2 + y^2}) \quad (1)$$

式中: x 、 y 为模型投影在水平面上的点坐标; Z_1 为水平面点对应的高程值; a_1 、 b_1 、 c_1 、 d_1 、 e_1 、 f_1 、 g_1 为常系数,用来控制数字地图中的基准地形起伏。

在飞行过程中无人机会被较高的天然山体影响,该天然山体用指数函数进行描述生成,数学模型表示如下:

$$Z_2(x,y) = \sum_{i=1}^H h_i \exp \left[-\left(\frac{x - x_i}{x_{si}} \right)^2 - \left(\frac{y - y_i}{y_{si}} \right)^2 \right] \quad (2)$$

式中: $Z_2(x,y)$ 为地形函数; H 为山体总数; h_i 为地形参数,控制山体的高度; x_i 、 y_i 为第 i 个模型投影在水平面上的点坐标; x_{si} 和 y_{si} 分别为第 i 个山体沿 x 轴和 y 轴方向的衰减量,用于控制坡度。

1.2 约束条件

约束条件是无人机规划出可行路径的重要保证。因此,本文提出 2 个约束条件,分别为地形约束和环境约束。

无人机在勘探现场完成飞行任务的过程中,为避免出现无人机与山体的碰撞,需使无人机的飞行高度始终高于山体高度,故地形约束建模如下:

$$Z_i > Z_2(x_i, y_i) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

式中: Z_i 为无人机当前的飞行高度; $Z_2(x_i, y_i)$ 为地形高度函数,表示点 (x_i, y_i) 所处位置的地形高度; n 为航点总数。

在执行勘探任务的过程中,规定无人机在固定区域内工作可以降低飞行代价、更好地完成飞行任务,故环境约束建模如下:

$$\begin{cases} 1 \leq x_i \leq x_{\max} \\ 1 \leq y_i \leq y_{\max} \\ 20 \leq z_i \leq z_{\max} \end{cases} \quad (i=1,2,\dots,n) \quad (4)$$

式中: x_i, y_i, z_i 分别为无人机在第 i 时刻投影在 x 轴、 y 轴和 z 轴上的点坐标; $x_{\max}, y_{\max}, z_{\max}$ 分别为三维地图中 x 轴、 y 轴和 z 轴的最大位置。

1.3 目标函数

合理的代价函数有利于无人机规划出更好的飞行路线。综合考虑无人机的飞行路线、地形与边缘界限,可得出无人机的综合代价函数,表达式如下:

$$\min(W) = \min(V_c + T_c + E_c) \quad (5)$$

式中: V_c 为航程代价; T_c 为地形代价; E_c 为边界代价。

航程代价 V_c 主要考虑无人机从起点到终点的航行距离,与距离 L 成正比,其表达式如下:

$$V_c = \sum_{i=1}^{n-1} L_i \quad (6)$$

地形代价 T_c 主要考虑无人机在勘探过程中山体对其的影响,通过该代价的约束,无人机可以有效避开飞行过程中的山体,表达式如下:

$$\begin{cases} T_{c_0} = 0 \\ T_c = \sum_{i=1}^n T_{c_i} \end{cases} \quad (7)$$

其中, T_{c_i} 的表达式如下:

$$T_{c_i} = \begin{cases} M, & z_i < z_2(x_i, y_i) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中: M 为算法得到的路径点集。

边界代价 E_c 用于保证无人机在指定范围内的飞行区域中工作,表达式如下:

$$\begin{cases} E_{c_0} = 0 \\ E_c = \sum_{i=1}^n E_{c_i} \end{cases} \quad (9)$$

其中, E_{c_i} 的表达式如下:

$$E_{c_i} = \begin{cases} M, & x_i \notin [0, x_{\max}] \text{ 或 } y_i \notin [0, y_{\max}] \text{ 或 } z_i \notin [0, z_{\max}] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

2 蜘蛛黄蜂优化算法

蜘蛛黄蜂优化算法主要模拟了蜘蛛黄蜂的繁育寄生行为。雌性蜘蛛黄蜂有独特的捕猎和筑巢行为,用来寻找猎物(蜘蛛)、觅食与产卵。根据雌蜂的繁育行为,将其分为捕猎和筑巢、交配、减少人口 3 个部分。

2.1 捕猎和筑巢

雌性蜘蛛黄蜂外出寻找能作为其幼虫寄主的蜘蛛,当找到最合适的蜘蛛时,雌性蜘蛛黄蜂就会通过扑杀的方式追赶并麻痹它,最后,雌性蜘蛛黄蜂会将瘫痪的蜘蛛拖进预先准备好的巢穴中。

2.1.1 搜寻阶段

雌性黄蜂外出搜寻适合的蜘蛛,其位置更新公式如下:

$$S_i^{t+1} = S_i^t + \mu_1 \times (S_a^t - S_b^t) \quad (11)$$

式中: S_i^{t+1} 为雌性黄蜂更新后的位置; S_i^t 为雌性黄蜂当前的位置; S_a^t 和 S_b^t 为种群中随机的 2 个雌性黄蜂

的位置; μ_1 用于确定通过当前方向的恒定运动,其计算公式如下:

$$\mu_1 = |r_n| \times r_1 \quad (12)$$

式中: r_n 为使用正态分布随机生成的一个随机数; r_1 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数。

在搜寻过程中,雌性黄蜂有时会失去从网中掉落的蜘蛛的踪迹,因此,它们在蜘蛛掉落的地方搜索周围区域。该行为的数学模型如下:

$$\mathbf{S}_i^{t+1} = \mathbf{S}_c^t + \mu_2 \times (\mathbf{L} + \mathbf{r} \times (\mathbf{H} - \mathbf{L})) \quad (13)$$

式中: \mathbf{S}_c^t 为掉落蜘蛛的位置; \mathbf{L} 为搜索空间下界; \mathbf{r} 为 $0 \sim 1$ 之间的随机向量; \mathbf{H} 为搜索空间上界; μ_2 用于确定通过当前方向的恒定运动,其计算公式如下:

$$\mu_2 = \frac{1}{1 + e^l} \times \cos(2\pi l) \quad (14)$$

式中: e 为指数常数; l 为 $-2 \sim 1$ 之间的随机数。

公式(11)和(13)相互补充,以探索搜索空间并定位最有可能的区域。在这 2 个公式之间产生雌性黄蜂新位置的概率是随机的,如下所示:

$$\mathbf{S}_i^{t+1} = \begin{cases} \text{公式(11)}, & r_3 < r_4 \\ \text{公式(13)}, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

式中: r_3 和 r_4 均为 $0 \sim 1$ 之间的随机数。

2.1.2 追捕与逃跑阶段

雌性蜘蛛黄蜂搜寻到蜘蛛后,蜘蛛会逃跑以躲避黄蜂的追捕,此行为模拟了 2 种趋势:

第 1 种是雌性黄蜂追捕蜘蛛。黄蜂与蜘蛛的距离最初很小,之后可能会随着黄蜂和蜘蛛速度的变化而变化。因此设置了距离控制因子 C 来模拟此情景,当 $C \geq 0.5$ 时,代表黄蜂的速度比蜘蛛快,当 $C < 0.5$ 时,代表蜘蛛的速度比黄蜂快,其数学模型如下:

$$\mathbf{S}_i^{t+1} = \mathbf{S}_i^t + C \times |2 \times \mathbf{r}_5 \times \mathbf{S}_a^t - \mathbf{S}_i^t| \quad (16)$$

式中: \mathbf{r}_5 为在区间 $[0, 1]$ 中随机生成的向量。

C 的初始值为 2,随后线性递减到 0,其计算公式如下:

$$C = \left[2 - 2 \times \left(\frac{t}{T} \right) \right] \times r_6 \quad (17)$$

式中: t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数; r_6 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数。

第 2 种是蜘蛛躲避雌性黄蜂的追捕。在这种情况下,雌性黄蜂和蜘蛛之间的距离逐渐增加,其数学模型如下:

$$\mathbf{S}_i^{t+1} = \mathbf{S}_i^t \times \mathbf{v}_c \quad (18)$$

式中: \mathbf{v}_c 是根据正态分布在 $[-k, k]$ 生成的向量; k 为用来逐步增加雌性黄蜂和蜘蛛之间距离的变量,其计算公式如下:

$$k = 1 - \left(\frac{t}{T} \right) \quad (19)$$

这 2 种趋势是随机实现的,如下所示:

$$\mathbf{S}_i^{t+1} = \begin{cases} \text{公式(16)}, & r_3 < r_4 \\ \text{公式(18)}, & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

在优化过程开始时,所有的雌性黄蜂都将应用搜索机制来全局搜索优化问题的区域,以找出可能包含接近最优解的区域;还将使用追捕与逃跑机制,在迭代过程中探索和开发当前黄蜂周围的区域,以避免陷入局部极小值;最后,根据以下公式实现搜寻阶段和追捕与逃跑机制之间的交换:

$$\mathbf{S}_i^{t+1} = \begin{cases} \text{公式(15)}, & p < k \\ \text{公式(20)}, & \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

式中: p 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数。

2.1.3 筑巢阶段

雌性黄蜂会将瘫痪的蜘蛛拖进预先准备好的巢穴中。雌性黄蜂有许多筑巢行为,如在土壤中挖掘和

建造巢穴或使用预先存在的巢穴或洞穴。因此使用2种模型对黄蜂的筑巢行为进行模拟。

第1个模型是将蜘蛛拖向最适合其的区域,并视该区域为最佳筑巢点,其数学模型如下:

$$\mathbf{S}_i^{t+1} = \mathbf{S}^* + \cos(2\pi l) \times (\mathbf{S}^* - \mathbf{S}_i^t) \quad (22)$$

式中: \mathbf{S}^* 为雌性黄蜂的历史最优位置。

第2个模型是在从种群中随机选择一个雌性蜘蛛的位置上筑巢,其数学模型如下:

$$\mathbf{S}_i^{t+1} = \mathbf{S}_a^t + r_3 \times |\gamma| \times (\mathbf{S}_a^t - \mathbf{S}_i^t) + (1 - r_3) \times \mathbf{U} \times (\mathbf{S}_b^t - \mathbf{S}_c^t) \quad (23)$$

式中: γ 为根据莱维飞行生成的数字; \mathbf{S}_c^t 为种群中随机的一个雌性黄蜂的位置; \mathbf{U} 为二进制矢量,用于避免雌蜂在同一位置建立2个巢穴,其计算公式如下:

$$\mathbf{U} = \begin{cases} 1, & r_4 > r_5 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (24)$$

2种筑巢方式是随机实现的,如下所示:

$$\mathbf{S}_i^{t+1} = \begin{cases} \text{公式(22)}, & r_3 < r_4 \\ \text{公式(23)}, & \text{其他} \end{cases} \quad (25)$$

捕猎和筑巢行为之间的交换通过如下等式实现:

$$\mathbf{S}_i^{t+1} = \begin{cases} \text{公式(21)}, & i < N \times k \\ \text{公式(25)}, & \text{其他} \end{cases} \quad (26)$$

式中: N 为蜘蛛黄蜂种群中个体的总数。

2.2 交配行为

雌性黄蜂会与雄性黄蜂进行交配并产下一个蜘蛛黄蜂卵。蜘蛛黄蜂卵生成公式如下:

$$\mathbf{S}_i^{t+1} = \text{Crossover}(\mathbf{S}_i^t, \mathbf{S}_m^t, C_R) \quad (27)$$

式中: Crossover 为均匀交叉算子,应用于 \mathbf{S}_i^t 和 \mathbf{S}_m^t 之间,其概率称为交叉率 (C_R); \mathbf{S}_m^t 为雄蜂的位置,其计算公式如下:

$$\mathbf{S}_m^{t+1} = \mathbf{S}_i^t + e^l \times |\beta| \times \mathbf{v}_1 + (1 - e^l) \times |\beta_1| \times \mathbf{v}_2 \quad (28)$$

式中: β 和 β_1 都是根据正态分布随机生成的; \mathbf{v}_1 为由当前位置和一个随机位置的差值生成的方向向量; \mathbf{v}_2 为由两个随机位置的差值生成的方向向量。

$$\mathbf{v}_1 = \begin{cases} \mathbf{x}_a - \mathbf{x}_i, & f(\mathbf{x}_a) < f(\mathbf{x}_i) \\ \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_a, & \text{其他} \end{cases} \quad (29)$$

$$\mathbf{v}_2 = \begin{cases} \mathbf{x}_b - \mathbf{x}_c, & f(\mathbf{x}_b) < f(\mathbf{x}_c) \\ \mathbf{x}_c - \mathbf{x}_b, & \text{其他} \end{cases} \quad (30)$$

式中: \mathbf{x}_a 为种群中随机的一个雌性黄蜂的位置; \mathbf{x}_i 为当前雌性黄蜂的位置; $f(\mathbf{x}_a)$ 、 $f(\mathbf{x}_i)$ 分别为 \mathbf{x}_a 、 \mathbf{x}_i 的适应度值; \mathbf{x}_b 和 \mathbf{x}_c 为种群中随机的2个雌性蜘蛛黄蜂的位置; $f(\mathbf{x}_b)$ 、 $f(\mathbf{x}_c)$ 分别为 \mathbf{x}_b 、 \mathbf{x}_c 的适应度值。

捕猎筑巢和交配行为之间的交换通过如下等式实现:

$$\mathbf{S}_i^{t+1} = \begin{cases} \text{公式(26)}, & R < 0.3 \\ \text{公式(27)}, & \text{其他} \end{cases} \quad (31)$$

式中: R 为0~1之间的随机数。

2.3 减少人口

雌性蜘蛛黄蜂在寄主的腹部产卵后,就会关闭巢穴,让巢点不显眼,该行为意味着,这只雌蜂在优化过程中的作用已经完成。更新种群数量公式如下:

$$N = N_{\min} + (N - N_{\min}) \times k \quad (32)$$

式中: N_{\min} 为最小种群数量。

3 改进的蜘蛛黄蜂优化算法

3.1 基于透镜成像原理的反向学习策略

反向学习策略(Opposition-based learning, OBL)^[10]是一个通过计算当前位置的反向解,以扩大搜索范围进而避免算法陷入局部最优的改进策略。但 OBL 策略也有一些缺点,例如在迭代后期对称解相等,可能导致算法收敛精度不足。基于透镜成像原理的反向学习策略可以通过其缩放因子有效解决上述问题。

透镜成像反向学习策略如图 1 所示,以二维空间为例, $[a, b]$ 为搜索空间,在基点 o 处放置凸透镜,基点 o 为点 a, b 的中点。假设一个高度为 h 的物体 P 在 x 轴的投影为 x ,该物体通过凸透镜成像呈现出一个高度为 h^* 的实像 P^* , P^* 在 x 轴的投影为 x^* 。

在图 1 中,个体 x 以 o 为基点在 x 轴上找到对应的反向点 x^* ,由透镜成像原理得出以下公式:

$$\frac{(a+b)/2-x}{x^*-(a+b)/2} = \frac{h}{h^*} \quad (33)$$

令缩放因子 $m=h/h^*$,将透镜成像原理的反向学习策略拓展到每个维度,可以得出以下公式:

$$x_j^* = \frac{a_j+b_j}{2} + \frac{a_j+b_j}{2m} - \frac{x_j}{m} \quad (34)$$

式中: x_j 为个体在第 j 维的分量; x_j^* 为 x_j 通过透镜成像生成的反向解; a_j 和 b_j 分别为搜索空间中第 j 维的上边界和下边界。

由上述可知,通过对 m 值的调整,可以在透镜成像反向学习中获得动态变化的反向解,进一步增强算法的寻优能力。本文中采用的 m 值计算公式如下:

$$m = \left[1 + \left(\frac{3 \times t}{T} \right)^{0.5} \right]^8 \quad (35)$$

式中: t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数。

3.2 ISWO 流程图

ISWO 算法流程如图 2 所示。

4 实验仿真与结果分析

本次实验操作系统为 Windows11 系统,11th Gen Intel(R) Core(TM) i7-11700 2.50GHz,16.00 GB 内存,实验仿真过程在 Matlab 2021a 中实现。

4.1 各算法参数设置

为验证 ISWO 算法的性能,本文选取 5 个算法进行对比,分别为蜘蛛黄蜂优化算法(Spider wasp optimization, SWO)、正余弦优化算法(Sine cosine algorithm, SCA)^[11]、乌燕鸥优化算法(Sooty tern optimization algorithm, STOA)^[12]、斑点鬣狗优化算法(Spotted hyena optimizer, SHO)^[13]和爬行动物搜索算法(Reptile search algorithm, RSA)^[14]。为了更准确地验证 ISWO 算法与对比算法的优劣性,统一设定种群规模 $N=20$,维度 $D=3$,迭代次数 $I=100$ 次,起点 $P_{\text{start}}=[15, 9, 2]$,终点 $P_{\text{end}}=[84, 96, 4]$ 。表 1 为各对比算法的参数设置。

4.2 各算法的仿真与比较

ISWO 算法与其对比算法在迭代次数 $I=100$ 、种群规模 $N=20$ 、维度 $D=3$ 时独立运行 10 次的数据统计如表 2 所示, Best 为最佳路径长度, Mean 为平均路径长度, Std 为路径长度标准差。ISWO 算法的最佳路径长度较 SWO 算法减少了 7.4%, 路径长度标准差降低了 37.7%, 寻优性能与稳定性都得到有效提高。SCA 算法的最佳路径长度较 ISWO 算法增加了 12.8%, 寻优性能较差于 ISWO 算法。STOA 算法

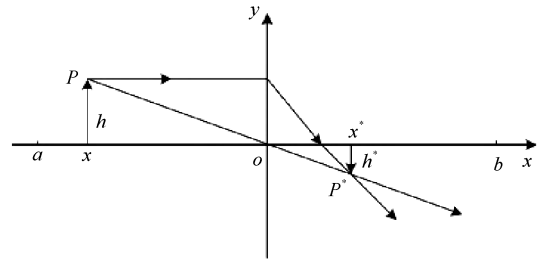


图 1 透镜成像反向学习策略示意

的最佳路径长度较 ISWO 算法仅增加了 1.1%，表明该算法寻优性能较强，但其平均路径长度和路径长度标准差均明显高于 ISWO 算法，表明该算法稳定性较差。SHO 算法的最佳路径长度、平均路径长度以及路径长度标准差均明显高于 ISWO 算法。RSA 算法的最佳路径长度较 ISWO 算法增加了 1.6%，路径长度标准差提高了 16.8%。综上所述，ISWO 算法在无人机三维路径规划中较其他算法具有良好的寻优性能和稳定性。

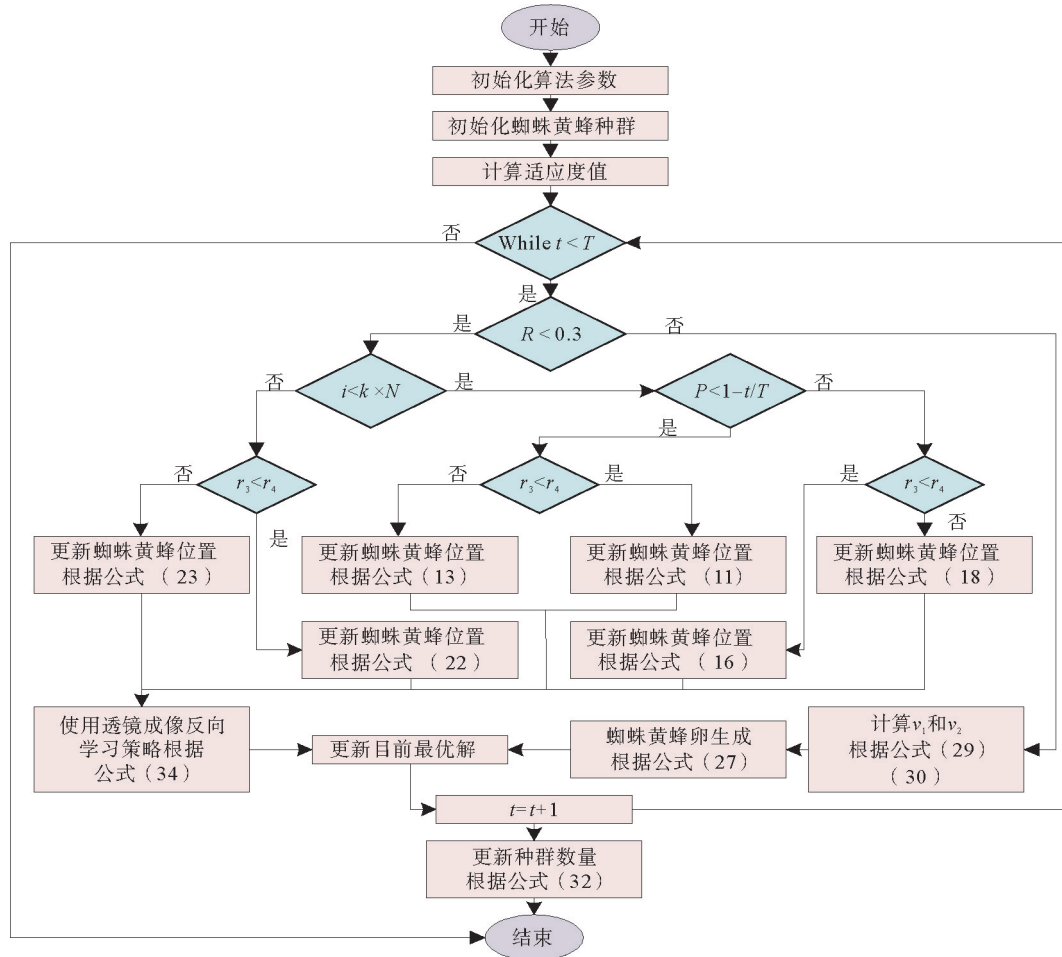


图2 ISWO算法流程

表1 算法参数设置

算法	参数设置
ISWO	$r_1 \in [0,1], m = \left[1 + \left(\frac{3 \times t}{T}\right)^{0.5}\right]^8$
SWO	$r_1 \in [0,1]$
SCA	$r_1 \in [0,2], r_2 \in [0,2\pi], r_3 \in [0,2], r_4 \in [0,1]$
STOA	$\alpha \in [0,2]$
SHO	$r_1 \in [0,2], c_1, c_2 \in [0,1], m \in [0.2,1]$
RSA	$c_1 = 0.5, c_2 = 0.05, c_3 = 2$

注： α 为避免碰撞的线性递减因子。

表2 各个优化算法的数据

算法	Best	Mean	Std
ISWO	141.7621	157.2484	10.5661
SWO	153.1403	174.7777	16.9691
SCA	159.9095	180.3132	24.5126
STOA	143.3191	188.4161	39.5951
SHO	162.2805	198.2812	22.9361
RSA	144.0282	162.1279	12.3378

图3为各算法在同一个三维地形的仿真规划路径，图4为各算法的收敛曲线。从三维地形的仿真规划路径可看出，ISWO算法所规划的路径距离最短且巧妙地避开了起点与终点之间的山峰。从收敛曲线可看出ISWO算法的适应度值是最佳的且具有较强的跳出局部最优的能力，ISWO算法所规划的路径长度较SWO算法减少了41.6%，效果显著。SWO算法的仿真路径在开始阶段向右寻找到较远位置，之后

才返回寻找到更优的航行路线;从其收敛曲线可看出 SWO 算法收敛精度低且在 40 次左右就陷入了局部最优,跳出局部最优的能力较弱。SCA 算法的仿真路径从左侧绕过一较高山体抵达终点,航行路线不如 ISWO 算法;SCA 算法在迭代 45 次左右才找到可飞路径并且其所规划路径的长度较 ISWO 算法增加了 24.7%,寻优性能较差。STOA 算法的收敛曲线具有较好的适应度值,但其收敛速度较 ISWO 算法慢了 8.6%,收敛速度较慢。SHO 算法所规划的路径是“W”型路径,路线曲折,多无效路径且其收敛曲线在迭代初期便陷入局部最优,跳出局部最优的能力较弱。RSA 算法的仿真路径在开始阶段往终点反方向寻找了一小段距离后才寻找到更优路径,航行路径不如 ISWO 算法且其路径长度较 ISWO 算法增加了 7.4%。综上所述,ISWO 算法在无人机三维路径规划中较其他算法具有较好的寻优性能和较强的鲁棒性。

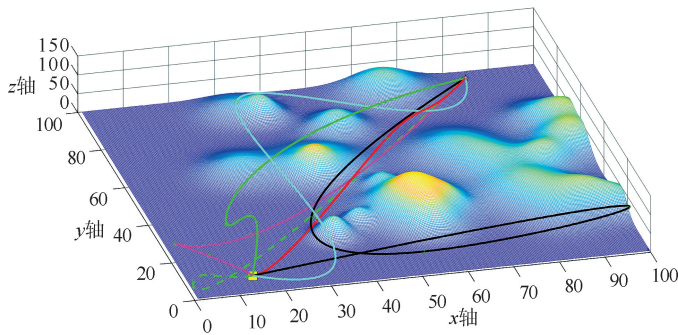


图 3 各算法在相同三维环境的航迹路线

■ 起点; * 终点; — ISWO; — SWO; — SCA;
— STOA; — SHO; - - - RSA

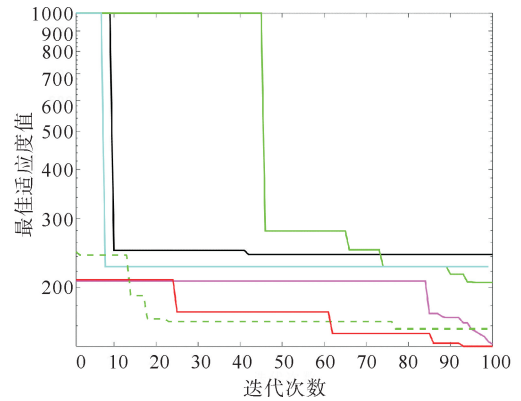


图 4 各算法收敛曲线

— ISWO; — SWO; — SCA; — STOA;
— SHO; - - - RSA

4.3 各算法的仿真与比较

通过改变地形中山峰的数量、位置、坡度等因素生成不同的地形,以验证 ISWO 算法在应对不同地形时的路径规划能力。本文建立了 4 个不同且具有代表性的地形,其地形及 ISWO 算法的仿真路径规划分别如图 5—图 8 所示。

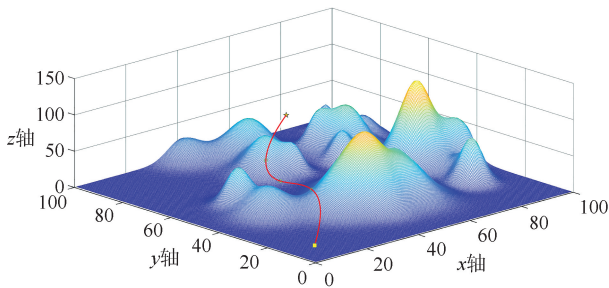


图5 多低峰阻挡地形

■ 起点; * 终点; — ISWO

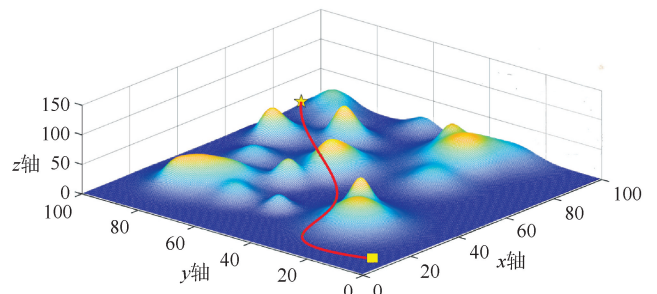


图6 多较高山峰阻挡地形

■ 起点; * 终点; — ISWO

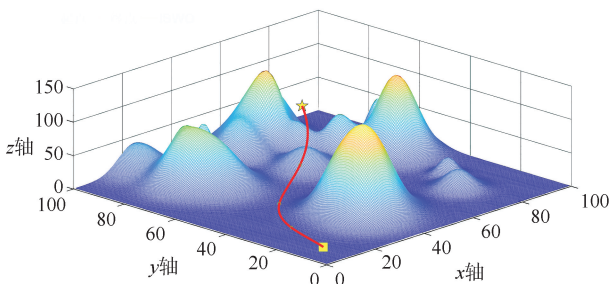


图7 单高峰双低峰阻挡地形

■ 起点; * 终点; — ISWO

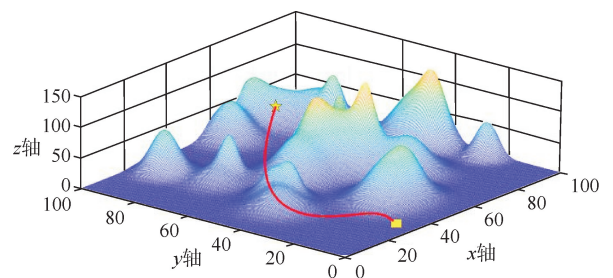


图8 多低峰多高峰阻挡地形

■ 起点; * 终点; — ISWO

图5是多低峰阻挡地形,从图中可看出 ISWO 算法所规划的路径先经过两山之间的鞍部,后又选择从较低的山峰上方通过,避开了较高的山峰,具有较好的路径规划能力。图6是多较高山峰阻挡地形,从图中可看出 ISWO 算法所规划的路径先从左侧绕过前2个山峰,后选择从第3个山峰较缓的一侧经过,顺利抵达终点,具有较好的寻优性能。图7是单高峰双低峰阻挡地形,从图中可看出 ISWO 算法所规划的路径选择了从距终点较近的高峰左侧绕行,该路径贴合实际应用。图8是多低峰多高峰阻挡地形,从图中可看出 ISWO 算法所规划的路径未选择从第1阻挡山峰的左侧通过,而是选择向左从第2阻挡山峰的左侧通过,避开了第1阻挡山峰,选择从地形较开阔的地方通行。综合上述,ISWO 算法在应对不同地形时会采取不同的路径规划策略,且具备一定的合理性,具有较好的综合路径规划能力。

5 结束语

本文为有效提高无人机三维路径规划能力,提出了一种改进的蜘蛛黄蜂优化算法。在原始蜘蛛黄蜂优化算法的基础上引入了透镜成像反向学习策略,降低了算法陷入局部最优的概率,增强了算法的探索能力。无人机三维路径规划仿真实验表明 ISWO 算法在无人机路径规划问题中优于其他算法且适用于不同的复杂地形。

参考文献(References):

- [1] 黄书召,田军委,乔路,等.基于改进遗传算法的无人机路径规划[J].计算机应用,2021,41(2):390-397.
HUANG Shuzhao,TIAN Junwei,QIAO Lu,et al. Unmanned aerial vehicle path planning based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Computer Applications,2021,41(2):390-397.
- [2] 葛超,马朋贺,王蕾,等.基于改进蛇优化算法的无人机三维路径规划[J].计算机仿真,2024,41(7):80-84.
GE Chao,MA Penghe,WANG Lei,et al. Three-dimensional path planning for UAV based on improved snake optimizer algorithm[J]. Computer Simulation,2024,41(7):80-84.
- [3] 卞强,孙齐,童余德.一种新的改进A*算法无人机三维路径规划[J].武汉理工大学学报,2022,44(7):80-88.
BIAN Qiang,SUN Qi,TONG Yude. A new improved A* algorithm for UAV 3D path planning[J]. Journal of Wuhan University of Technology,2022,44(7):80-88.
- [4] 华珊珊.无人机航路自动规划优化方法研究与仿真[J].计算机仿真,2013,30(4):45-48.
HUA Shanshan. Research and simulation of UAV route planning optimization method[J]. Computer Simulation,2013,30(4):45-48.
- [5] 宋阿妮,包贤哲.精英扩散蚁群优化算法求解运输无人机三维路径规划[J].计算机工程与科学,2021,43(10):1891-1900.
SONG Ani,BAO Xianzhe. An elite diffusion ant colony optimization algorithm for solving 3D path planning of transportation UAV[J]. Computer Engineering & Science,2021,43(10):1891-1900.
- [6] 陈明强,李奇峰,冯树娟,等.基于改进粒子群算法的无人机三维航迹规划[J].无线电工程,2023,53(2):394-400.
CHEN Mingqiang,LI Qifeng,FENG Shujuan,et al. Three-dimensional trajectory planning of UAV based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Radio Engineering,2023,53(2):394-400.
- [7] ABDEL-BASSET M,MOHAMED R,JAMEEL M,et al. Spider wasp optimizer:A novel meta-heuristic optimization algorithm[J]. Artificial Intelligence Review,2023,56(1):11675-11738.
- [8] 陈功,曾国辉,黄勃,等.融合互利共生和透镜成像学习的HHO优化算法[J].计算机工程与应用,2022,58(10):76-86.
CHEN Gong,ZENG Guohui,HUANG Bo,et al. HHO algorithm combining mutualism and lens imaging learning[J]. Computer Engineering and Applications,2022,58(10):76-86.
- [9] QI Z,SHAO Z H,PING Y S,et al. An improved heuristic algorithm for UAV path planning in 3D environment[C]//Proceedings of the 2nd Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics. Piscataway:IEEE,2010:258-261.
- [10] TIZHOOSH R H. Opposition-based learning:A new scheme for machine intelligence[J]. IEEE,2005,1:695-701.
- [11] MIRJALILI S. SCA:A sine cosine algorithm for solving optimization problems[J]. Knowledge-Based Systems,2016,96:1-14.
- [12] DHIMAN G,KAUR A. STOA:A bio-inspired based optimization algorithm for industrial engineering problems[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence,2019,82:148-174.
- [13] DHIMAN G,KUMAR V. Spotted hyena optimizer:A novel bio-inspired based metaheuristic technique for engineering applications[J]. Advances in Engineering Software,2017,114:48-70.
- [14] ABUALIGAH L,ELAZIZ M A,SUMARI P,et al. Reptile search algorithm(RSA):A nature-inspired meta-heuristic optimizer[J]. Expert Systems with Applications,2022,191:116158.

(责任编辑 张晓靖;英文校审 程文华)