

DOI:10.16356/j.1005-2615.2023.05.011

基于改进蝴蝶优化算法的无人机 3-D 航迹规划方法

丁敏, 夏兴宇, 邹永杰, 张乐, 刘正堂

(中国人民解放军 63893 部队, 洛阳 471000)

摘要: 针对基本蝴蝶优化算法 (Butterfly optimization algorithm, BOA) 在进行无人机 (Unmanned aerial vehicle, UAV) 三维航迹规划时存在的搜索速度慢、搜索精度低以及易陷入局部最优等问题, 提出一种改进的蝴蝶优化算法 (Improved butterfly optimization algorithm, IBOA)。在全局搜索阶段提出对数自适应惯性权重策略和动态更新调节策略, 提高了算法全局搜索能力和搜索精度。同时, 在局部搜索阶段, 提出一种动态概率余弦选择策略, 增加位置更新多样性, 避免陷入局部最优。首先, 为检验改进算法与基本算法的寻优性能, 在部分标准多元函数上进行仿真对比。对比结果表明, 改进算法对复杂函数具有较强的寻优能力, 能在更短时间内找到全局最优解。然后, 在二维路径规划仿真中对比了改进算法与 PSO 算法性能, 从对比结果看, IBOA 具有更优的规划效果。接着, 利用山峰模拟函数对 UAV 三维航迹规划进行建模, 将改进算法应用到航迹规划中, 利用 MATLAB 仿真对比了不同复杂度环境下的航迹规划效果。仿真实验表明: 相同实验条件下, 该优化算法较 BOA 综合适应度值减小 21.9%, 具有搜索速度快、搜索精度高等优点, 能够有效地指导 UAV 在三维环境中完成自主导航避障任务。

关键词: 无人机; 三维航迹规划; 改进蝴蝶优化算法; 自主导航

中图分类号: V279; V249

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2023)05-0851-08

3-D Track Planning Method of UAV Based on Improved Butterfly Optimization Algorithm

DING Min, XIA Xingyu, ZOU Yongjie, ZHANG Le, LIU Zhengtang

(Unit 63893 of the Chinese People's Liberation Army, Luoyang 471000, China)

Abstract: An improved butterfly optimization algorithm (IBOA) is proposed to solve the problems of slow search speed, low search accuracy and easy to fall into local optimization when the basic butterfly optimization algorithm (BOA) is used in the 3-D path planning of unmanned aerial vehicle (UAV). In the global search phase, a logarithmic adaptive inertia weight strategy and a dynamic update adjustment strategy are proposed to improve the global search ability and search accuracy of the algorithm. At the same time, in the local search phase, a dynamic probability cosine selection strategy is proposed to increase the diversity of location updates and avoid falling into local optimization. Firstly, in order to test the optimization performance of the improved algorithm and the basic algorithm, the simulation comparison is carried out on some standard multivariate functions. The comparison results show that the improved algorithm has strong optimization ability for complex functions and can find the global optimal solution in a shorter time. Then, the peak simulation function is used to model the three-dimensional path planning of UAV, and the improved algorithm is applied to the path planning. The track planning effects under different complexity environments are compared by MATLAB simulation. The simulation experiments show that under the same experimental conditions, the

收稿日期: 2022-10-09; 修订日期: 2023-05-02

通信作者: 邹永杰, 男, 高级工程师, E-mail: 33764715@qq.com。

引用格式: 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 Min, XIA Xingyu, ZOU Yongjie, 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.

comprehensive fitness value of the optimization algorithm is reduced by 21.9% compared with the basic butterfly algorithm, which has the advantages of fast search speed and high search accuracy. It can effectively guide the UAV to complete the task of autonomous navigation and obstacle avoidance in a 3-D environment.

Key words: unmanned aerial vehicle (UAV); 3-D track planning; improved butterfly optimization algorithm (IBOA); autonomous navigation

航迹规划是为运动物体从起点到终点找到一条避开各类威胁的最优飞行路径关键技术之一,可为复杂环境下的任务执行提供有效保障,被广泛应用于军民领域。如无人空中投递救灾物资、无人蜂群作战和无人空中探测等^[1-3]。无人机(Unmanned aerial vehicle, UAV)作战作为智能化战争的重要组成部分,在完成自主导航过程中,航迹规划显得至关重要,能否安全避开自然障碍物、雷达探测和火力等软硬杀伤威胁,对UAV战场生存能力起着决定性作用。

目前航迹规划方法多样,可分为诸如人工势场法、Dijkstra算法和A*算法等的传统经典算法和诸如遗传算法、粒子群算法和蚁群算法等的智能群体算法两大类。相较于经典算法,群智能算法具有规划速度快、收敛性好的特点,在UAV航迹规划和机器人路径规划中得到了广泛的应用。文献[4]针对三维航迹规划问题,从局部和全局规划两方面出发,针对两种不同规划方法对搜索速度和精度的不同需求,提出一种改进粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)算法的UAV三维航迹规划方法,有效提高了规划效率,但存在集中式计算负担过大时规划有效性较低的问题。为解决经典粒子群算法在航迹规划中收敛速度慢、易陷入局部最优的问题,文献[5]借助指数惯性权重和柯西变异步长调整策略,提出一种改进的PSO算法,使基本粒子群算法性能得到了改善,但文中只给出了低复杂度的三维环境模型下的仿真结果,对于复杂环境没有给出实验分析,文献[6]在经典粒子群算法基础上,改进了状态转移函数和信息素更新规则,避免算法陷入局部最优,但没有解决搜索速度慢的问题。文献[7]采用几何优化方法增强蚂蚁搜索的引导性,将三维航迹规划进行了二维平面规划和高度规划的拆分,有效提高了规划能力,但容易出现个体迷失现象。文献[8]和文献[9]对蚁狮算法进行了相应改进,并运用到UAV三维航迹规划问题,通过与原算法对比,有效提高了局部规划能力,但全局搜索效果不佳。文献[10]通过引入航偏角,对基本蚁群的启发信息策略进行了调整,解决了算法存在停滞现象的问题,提出一种改进蚁群算法的UAV低空突防三维航迹规划方法,在7个山峰威胁情况下,迭代60次就收敛到最小值,相对于基本蚁群算法,速度提高了50%。

从上述关于航迹规划问题的近年文献来看,群体智能寻优算法在航迹规划中应用较多,尤其是粒子群算法及其改进算法、融合算法较多,但仍存在一些缺点,针对上述文献中所提方法的不足,提出一种基于改进蝴蝶优化算法(Improved butterfly optimization algorithm, IBOA)的UAV三维航迹规划方法。蝴蝶优化算法(Butterfly optimization algorithm, BOA)是将蝴蝶觅食行为进行抽象建模提出的一种新型群体智能搜索算法,具有良好的收敛速度和简单的数学表述,但是,目前在航迹规划中应用较少,其改进算法也较少,为了提高规划速度和精度,鉴于BOA算法的优良性能,将其应用于UAV航迹规划问题。

本文以基本BOA模型为基础,针对其缺点,提出对数自适应惯性权重调整策略、动态更新调节策略和动态概率余弦选择策略,并将3种策略应用到BOA的改进方案中,利用MATLAB仿真软件对所提IBOA算法和BOA算法模型进行了测试函数的性能对比验证,并将IBOA应用到UAV二维和三维航迹规划问题,仿真结果表明,IBOA所规划出来的航迹有效且可行,相比于BOA,规划效率更高。

1 模型构建

1.1 航迹规划问题

航迹规划是UAV完成某项任务的重要环节,任务完成情况与航迹规划优劣息息相关。进行规划的目的就是在众多的路径中找出一条避开障碍区且满足约束的最优或次优可行路径,如图1所示。

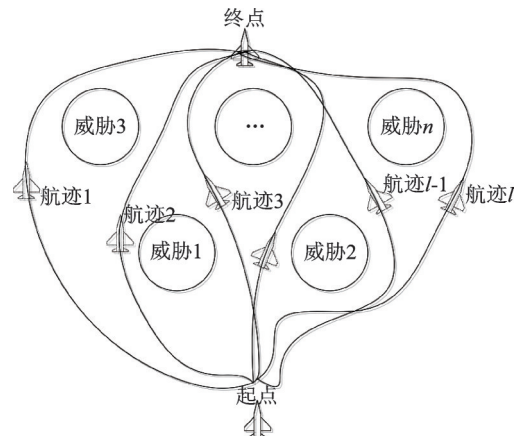


图1 UAV避障路径

Fig.1 UAV avoidance path

1.2 威胁空间模型

从上述航迹规划问题中可以看出,航迹规划时需要知道障碍物信息,将 UAV 面临的软硬杀伤等威胁均采用地形等效模拟,借鉴文献[10]中的山峰模拟算法来模拟空间威胁,其数学模型为

$$z(x, y) = \sum_{k=1}^n \left[h_k \times \exp \left(- \left(\frac{x - x_k}{x_{sk}} \right)^2 - \left(\frac{y - y_k}{y_{sk}} \right)^2 \right) \right] \quad (1)$$

式中: n 为山峰总个数; (x_k, y_k) 代表第 k 个山峰的中心坐标; h_k 为高度控制参数,控制威胁源的空间高度; x_{sk} 和 y_{sk} 分别为第 k 个山峰沿 x 轴和 y 轴方向的衰减量,控制山峰坡度。

图 2 给出了 $n=15$ 时,通过 MATLAB 随机生成的三维空间威胁模型,模型中的控制参数可根据需求进行设置。

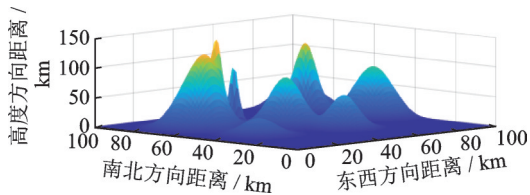


图 2 三维空间威胁模型

Fig.2 3-D spatial threat model

1.3 基本蝴蝶优化算法

蝴蝶觅食过程可描述为:每只蝴蝶在觅食过程中会产生并感应一定的香味浓度,并朝着区域内浓度更高的蝴蝶位置靠近,以此获得最佳食物。BOA 即是对该过程进行数学建模并解决目标函数的最优化问题。每只蝴蝶产生的香味浓度数学模型可描述为

$$f_i^t = c(I_{im}^{t-1})^\alpha \quad (2)$$

式中: f_i^t 为第 t 次迭代过程中第 i 只蝴蝶产生的香味浓度; c 为蝴蝶的感官模态因子; α 为蝴蝶幂指数; (I_{im}^{t-1}) 为第 $(t-1)$ 次迭代过程中第 i 只蝴蝶在 m 个位置点($m \geq 1$ 且 $m \in N^+$)产生的刺激强度,刺激强度与目标函数的适应度值等价, m 为单只蝴蝶的位置点总个数。

BOA 通过比较随机数 r 与开关转换概率 P 之间的大小关系来决定跳转方向,当 $r \geq P$ (其中, $P = (t/\text{Maxiter})^2$)时,蝴蝶采取全局搜索行动,此时蝴蝶将向全局最优解移动,其数学模型可表述为

$$x_i^{t+1} = x_i^t + (r^2 \cdot g_{\text{best}} - x_i^t) f_i^t \quad (3)$$

式中: x_i^t 为当前迭代次数时第 i 只蝴蝶的位置向量; g_{best} 为上次迭代中蝴蝶最优位置。

当 $r < P$ 时,蝴蝶将进行局部搜索,其数学模型

可描述为

$$x_i^{t+1} = x_i^t + (r^2 \cdot x_j^t - x_k^t) f_i^t \quad (4)$$

式中: x_j^t 和 x_k^t 为第 j 只蝴蝶和第 k 只蝴蝶在第 t 次迭代过程中的位置向量。

在位置更新完之后,还需要更新感官模态因子 c ,更新方式为

$$c^{t+1} = c^t + \frac{0.025}{c^t \cdot \text{Maxiter}} \quad (5)$$

式中: c^t 为第 t 次迭代过程中的感官模态因子;Maxiter为最大迭代次数。

1.4 改进蝴蝶优化算法

BOA 具有拓扑简单、收敛速度快等优点,在简单低维问题求解中具有良好的优势,但在进行多维复杂问题求解过程中,BOA 算法易陷入局部最优,且搜索速度慢、寻优精度差,针对上述 BOA 在三维航迹规划中存在的问题,本文提出了 IBOA。

1.4.1 对数型自适应惯性权重调整策略

惯性权重系数能够有效调节算法全局勘测与局部开采能力^[11]。为了提高 BOA 在多维复杂问题求解过程的收敛速度和精度,引入对数型自适应惯性权重调整策略。该策略中,惯性权重系数随迭代次数的增加呈现波动式递减,在提高收敛速度的同时,增加了调整策略的随机性,有效调节算法寻优能力,所提对数型自适应惯性权重调整策略的数学表达为

$$\omega = \tau\beta + \log_2 \left(\frac{(\text{Maxiter} - t)^2}{\text{Maxiter}} \right) \quad (6)$$

式中: τ 和 β 分别为 $[0, 1]$ 、 $[-1, 1]$ 之间的均匀分布随机数; t 为当前迭代次数。

图 3 为自适应惯性权重系数与进化代数关系曲线图。从图 3 中可以看出,随着进化代数的增加,自适应惯性权重系数波动性减小,且后期下降速度快,说明后期收敛性较好,有助于提高 BOA 的收敛性能。

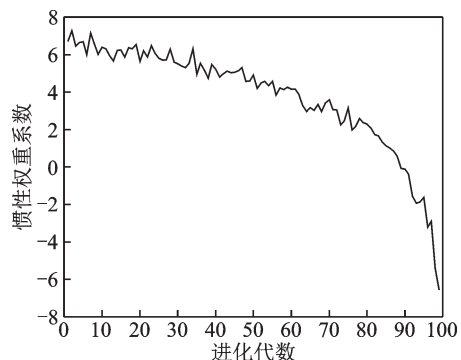


图 3 自适应惯性权重系数与进化代数关系曲线图

Fig.3 Relationship between adaptive inertia weight coefficient and evolutionary algebra

加入对数型自适应惯性权重调整策略之后的全局位置搜索方法更新为

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = w \cdot \mathbf{x}_i^t + (r^2 \cdot \mathbf{g}_{\text{best}} - \mathbf{x}_i^t) f_i^t \quad (7)$$

1.4.2 全局动态更新调节策略

为了提高全局搜索能力,借鉴局部搜索过程中所使用的随机位置差分更新策略,在加入惯性权重之后引入动态调节策略 ε ,其数学表达式为

$$\varepsilon = \text{betarnd} \times \sin\left(\frac{\pi}{2} \times \frac{t}{\text{Maxiter}}\right) \quad (8)$$

式中 betarnd 为呈 beta 分布的随机数。

调整之后的全局搜索策略为

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = w \cdot \mathbf{x}_i^t + (r^2 \cdot \mathbf{g}_{\text{best}} - \mathbf{x}_i^t + \varepsilon \cdot (\mathbf{x}_j^t - \mathbf{x}_i^t)) f_i^t \quad (9)$$

1.4.3 动态余弦概率选择策略

为了防止算法陷入局部最优,在局部搜索阶段引入动态余弦概率选择策略,增强局部搜索过程中位置更新多样性,所提动态选择概率数学模型为

$$p_i = \mu \times \cos\left(\text{rand} \times \frac{\pi}{2}\right) \quad (10)$$

式中: $\mu \in [0.85, 0.95]$; $\text{rand} \in [0, 1]$ 的均匀分布随机数。

当第 i 只蝴蝶对应的随机数 $r_i \geq p_i$ 时,位置更新遵从式(3),否则,按如下方式进行位置更新

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \varphi \times \mathbf{g}_{\text{best}} + \frac{(\sqrt{5}-1) \times (\mathbf{x}_j^t - \mathbf{x}_i^t) \times f_i^t}{2} \quad (11)$$

式中: $\varphi = 1 + \Gamma_{\text{rand}} \times \tan[\pi \times (\text{rand} - 0.5)]$, Γ_{rand} 为呈伽马分布的随机数。

综上所述,IBOA 的算法流程如图4所示。算法具体步骤如下:

Step 1 对算法参数进行初始化。

Step 2 初始化蝴蝶种群位置向量并计算相应位置。

Step 3 记录初始化种群中的最优适应度值及其对应的蝴蝶位置。

Step 4 根据式(2)计算蝴蝶的香味浓度。

Step 5 判断计算机生成的均匀分布随机数 r 与全局/局部位置更新转换概率 p 之间的大小,若 $r < p$,则执行步骤6~8,否则执行步骤9~11。

Step 6 根据式(6)计算自适应惯性权重系数 w 。

Step 7 根据式(8)计算动态调节因子 ε 。

Step 8 根据式(9)更新蝴蝶位置。

Step 9 根据式(10)计算动态选择概率 p_i ,并判断产生的均匀分布随机数 r_i 与 p_i 之间的大小关系,若 $r_i > p_i$,则执行步骤10,否则执行步骤11。

Step 10 根据式(4)更新蝴蝶位置。

Step 11 根据式(11)更新蝴蝶位置。

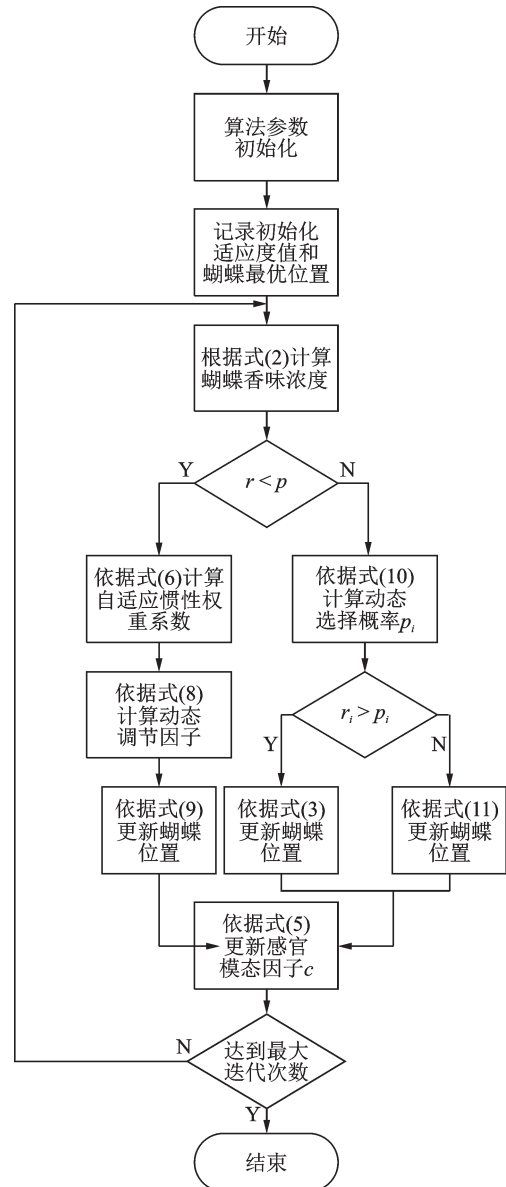


图4 改进蝴蝶优化算法流程图

Fig.4 Flow chart of IBOA

Step 12 在选择完位置更新方式后,按照式(5)进行感官模态因子 c 的更新。

Step 13 判断当前迭代次数是否超出最大迭代次数限制,若超出则跳出循环,并输出待寻优函数的函数值;若未超出则重复执行步骤4~12,直到循环结束。

1.5 最优航迹选择

UAV 最优航迹是指在多条可行航迹中全局跟随能力最强或次强的航迹。因此,本文设计了一种多目标融合的评估函数,用以选取 UAV 自主导航中的最优航迹。评估函数综合考虑了航迹长度约束函数 f_r , 最小转弯半径约束函数 f_d 和碰撞风险函数 f_i 。多目标融合后的代价评估函数表示为

$$I_{im}^{t-1} = \min(U_i^d (w_1 \times f_{ri}^{t-1} + w_2 \times f_{di}^{t-1} + w_3 \times f_{ii}^{t-1})) \quad (12)$$

式中: U_i^d 表示 d 只蝴蝶组成的适应度函数集合; f_{ri}^{l-1} 为航迹长度向量; f_{di}^{l-1} 为转弯半径向量; f_{ci}^{l-1} 为碰撞风险向量; w_1 、 w_2 和 w_3 分别为航迹长度向量、转弯半径向量和碰撞风险向量所对应的比例系数。

1.5.1 航迹长度与高度约束函数的设计

在飞行速度一定时,航迹长度与油耗、作战反应时间均呈正比关系,为了简述方便,本文采取欧拉距离来综合反映油耗与反应时间^[12],其约束函数可表示为

$$f_{ri}^{l-1} = \sum_{j=1}^{m-1} \sqrt{(x_{j+1} - x_j)_i^2 + (y_{j+1} - y_j)_i^2 + (z_{j+1} - z_j)_i^2} \quad (13)$$

式中: j 为当前航点编号; m 为总航点数,即单只蝴蝶位置点总个数; (x_j, y_j, z_j) 为航点坐标。

从安全角度出发,UAV 在一定区域内飞行时高度不易过高或过低,高度约束为

$$Z_{\min} \leq Z_j \leq Z_{\max} \quad j=1,2,3,\dots,m \quad (14)$$

式中: Z_j 为第 j 个航迹点位置时的飞行高度; Z_{\min} 、 Z_{\max} 分别为航迹规划的最低飞行高度和最高飞行高度,当为二维航迹规划时, $Z_{\min} = Z_{\max} = 0$ 。

1.5.2 转弯半径约束函数的设计

UAV 在执行飞行任务时,很少仅沿直线飞行,因此需要考虑转弯半径约束。其目的是使 UAV 沿着规划的最优航迹飞行,并形成可飞的平滑航迹。通常,UAV 飞行的转弯半径主要受以下约束:

(1) 不超出 UAV 飞行的物理边界,比如速度、俯仰角等的变化范围。

(2) 不超出 UAV 工作负荷极限^[13],如最大法向过载。

本文基于上述两点约束,利用式(14)对每个转折点处的曲率进行过载限制,得到 UAV 最小转弯半径为

$$f_d = \frac{V_{\min}^2}{g \times \sqrt{n_{y\max}^2 - 1}} \quad (15)$$

式中 V_{\min} 和 $n_{y\max}$ 分别为 UAV 的最小飞行速度及最大法向过载。

1.5.3 安全性代价函数

UAV 执行飞行任务时最重要的一点是需要避开航迹上的威胁^[14],安全性代价函数即是用来评估搜索航迹受到的威胁程度,安全性代价函数表示为

$$f_i = \frac{L_{pq}}{\exp[\min(d_p, d_q, d_{pq})/L_{pq}] - 1} \quad (16)$$

式中: L_{pq} 为该段的航路直线距离; d_p 、 d_q 为航点 P_p 、 P_q 到所有威胁源的最短距离; d_{pq} 为航点 P_p 到航点 P_q 连线线段到所有威胁源的最短距离。当 d_p 、 d_q 和

d_{pq} 的最小值趋近于 0 时,说明该段航路段即将与威胁区域相碰,此时安全代价函数值趋于无穷大。

因此,航迹规划问题转化为在满足式(13~16)约束条件下的一组航迹点,且使得式(12)最小。

1.5.4 轨迹平滑处理

生成出来的航迹点连线呈直线,航迹上存在不可导的点,容易使航迹发散^[15]。为了让航迹平滑,采用圆弧拟合方法,对参考的航迹进行修正,使得拟合后的航迹曲线满足 UAV 最小转弯半径限制,如图 5 所示。图中, A 、 B 、 C 分别表示航迹段上端点; R 表示转弯半径; O 为 $\angle ABC$ 角平分线上的一点; P_1 、 P_2 为以 O 为原点, R 为半径作弧,与线段 AB 、 BC 相切的两个切点。

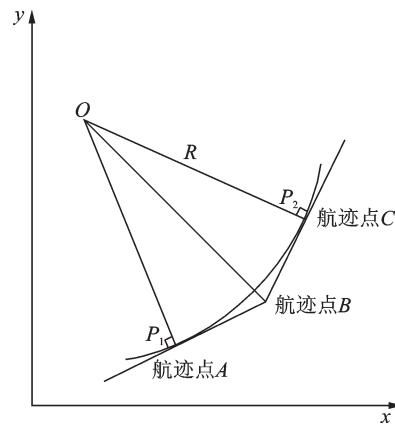


图 5 航迹拟合示意图

Fig.5 Schematic diagram of track fitting

2 仿真实验

本仿真实验的硬件环境为 Inter (R) Core (TM) i7-9750H CPU 2.60 GHz, RAM 16 GB, Win10 操作系统,仿真软件为 MATLAB R2022a。

基于上述仿真环境,采用上述算法模型,本文首先选取了 4 种多元复杂函数对 IBOA 算法与 BOA 算法的收敛速度、收敛精度等进行对比测试,并将改进算法应用到 UAV 航迹规划,分析了 2 种算法下航迹规划效果。

2.1 复杂多元函数仿真分析

本文仿真分析了感官模态因子 c 为 0.01,幂指数 α 为 0.3,转换概率 p 为 0.5,种群数量 M 为 50,最大迭代次数 Martix 为 100 时,典型算法测试函数 F_1 — F_4 的最优解、最差解和解方差。表 1 中给出了 4 种典型 CEC 测试函数的最优解及其对应的搜索范围,其中 F_1 — F_2 用来测试寻优算法跳出局部最优的能力; F_3 — F_4 用来测试算法收敛速度。表 2 中列出了两种寻优算法各自进行 10 次独立仿真实验的结果,从结果中可以看出,改进蝴蝶优化算法较 BOA 算法收敛精度更高,且稳定性较好。

表1 CEC测试函数
Table 1 CEC test functions

序号	函数	最优值	寻优范围
F_1	Alpine	0	$[-10, 10]$
F_2	Ackely	0	$[-10, 10]$
F_3	Zakharov	0	$[-10, 10]$
F_4	Sum of different power	0	$[-10, 10]$

表2 CEC函数10次寻优精度情况分析
Table 2 Analysis of 10 times of optimization accuracy of CEC function

函数	算法	最差解	最优解	解方差
F_1	IBOA	0	0	0
	BOA	1.4027×10^{-2}	1.4936×10^{-3}	1.6557×10^{-5}
F_2	IBOA	4.4409×10^{-16}	4.4409×10^{-16}	0
	BOA	3.2169×10^{-2}	4.8951×10^{-3}	8.1868×10^{-5}
F_3	IBOA	0	0	0
	BOA	1.0207×10^{-2}	1.3644×10^{-5}	1.0571×10^{-5}
F_4	IBOA	0	0	0
	BOA	2.1353×10^{-3}	1.3697×10^{-6}	5.7459×10^{-7}

图6为不同测试函数的收敛速度曲线图。可以看出,在相同仿真实验条件下,IBOA算法较BOA算法收敛曲线具有更大的下降斜率,小于10次迭代即可搜索到最优解,说明所提改进蝴蝶优化算法收敛速度更快。

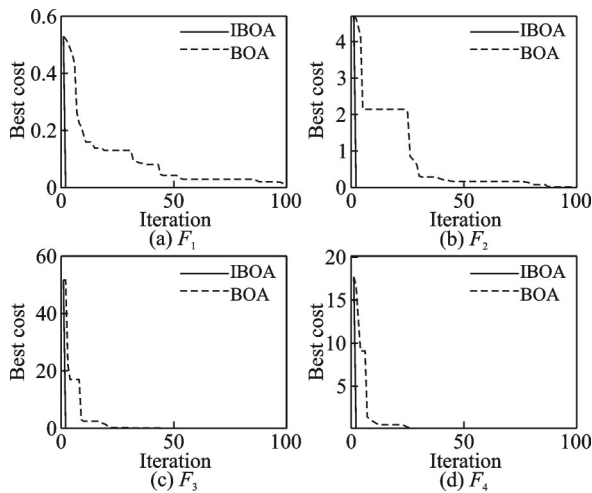


图6 不同测试函数下的算法收敛速度曲线图
Fig.6 Algorithm convergence speed plot under different test functions

通过对比可以看出,引入的对数型自适应惯性权重调整策略、全局动态更新调节策略和动态余弦概率选择策略使得基本蝴蝶优化算法性能得到明显提升。

2.2 二维路径规划仿真

为了对比所提IBOA算法与PSO算法在二维路径规划中的性能,设定规划区域为 $6 \text{ km} \times 6 \text{ km}$,

起点坐标设置为 $(0,0)$,终点坐标设置为 $(6,6)$,威胁点坐标如表3所示,具体实验结果如图7所示。

表3 二维仿真威胁点坐标
Table 3 Coordinates of 2-D simulated threat points

威胁	坐标	威胁半径/km
1	(1.2,1.2)	0.9
2	(0,3)	0.8
3	(1.8,4.5)	0.5
4	(4,0.5)	0.5
5	(4,2.8)	0.8
6	(4.5,4.5)	0.5
7	(2.2,6.5)	0.3
8	(3.5,5.5)	0.3
9	(5.5,1.8)	0.2
10	(6,3)	0.3

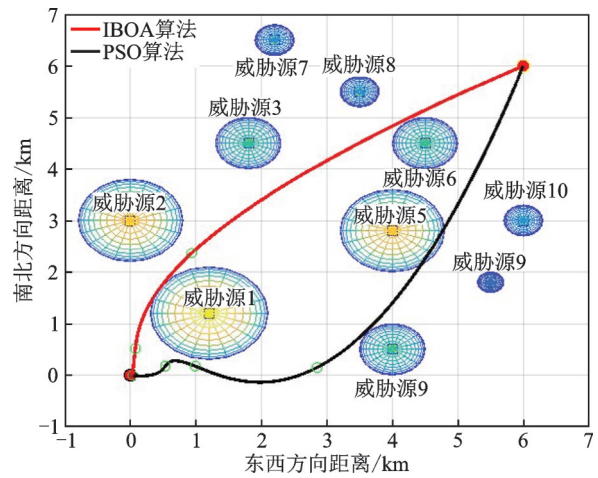


图7 两种算法路径规划对比图
Fig.7 Comparison chart of path planning of two algorithms

从图7中可以看出,本文所提的IBOA算法所规划的二维路径比PSO算法规划路径更短,说明IBOA算法规划效果更明显,这是因为在局部和全局搜索阶段引入的调节策略随机性和收敛性更强。

表4是上述两种算法每个算法独立运行20次所求解的路径长度,从表中可以看出,所提的IBOA算法在相同条件下较PSO算法具有更强的规划能力,最优路径短1.1511 km,最差路径短3.111 km。

表4 2种算法路径长度对比
Table 4 Comparison of path lengths of the two algorithms

算法	最优路径	最差路径	平均路径
PSO	10.024 0	12.036 0	10.667 0
IBOA	8.872 9	8.925 0	8.890 1

2.3 UAV 三维航迹规划仿真

设定规划区域为 100 km×100 km×50 km,分辨力为 1 km,起点坐标设置为(1,1,1),终点坐标设置为(100,100,20),最低飞行高度 $Z_{min} \geq 1$ km,最大飞行高度 $Z_{max} \leq 20$ km,图 8、9 分别为通过式(1)随机生成的不同数量威胁源时的 UAV 三维仿真航迹和迭代曲线图,其威胁源数分别为 15、25。从图中可以看出,威胁源的数量对航迹规划影响较大,威胁源越多,规划难度越高。

图 8 为 15 个威胁源时 BOA 与 IBOA 算法航迹搜索结果。图 8(a)为三维航迹效果图,图 8(b)为规划俯视图,从图中可以看出 BOA 算法规划的航迹存在越界风险,规划有效率较 IBOA 算法低,图 8(c)为迭代曲线,IBOA 算法与 BOA 算法所对应的适应度值分别为 147.316 2、215.011 3,从结果来看,IBOA 具有更高的搜索进度。

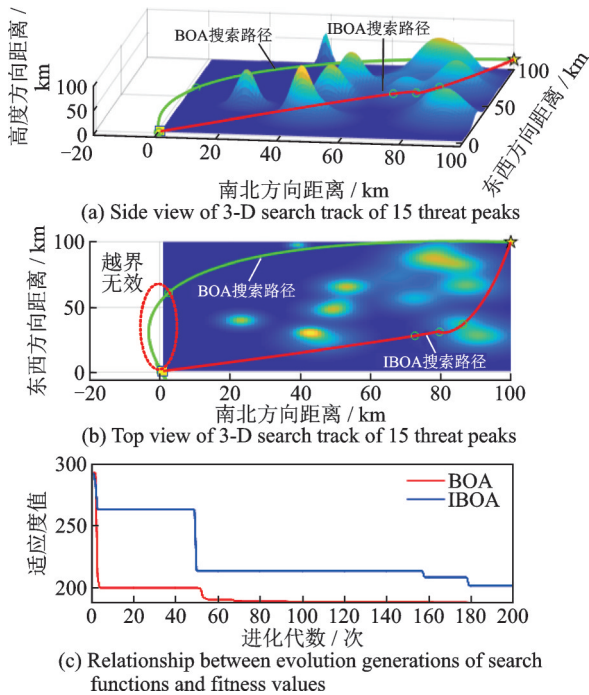


图 8 15 个威胁山峰搜索航迹图

Fig.8 Map of 15 threat mountain search tracks

图 9 为 25 个威胁源时 BOA 与 IBOA 算法航迹搜索结果。图 9(a)为三维航迹效果图,图 9(b)为规划俯视图,从图中可以看出 BOA 算法规划的航迹也存在越界风险,图 9(c)为迭代曲线,IBOA 算法与 BOA 算法所对应的适应度值分别为 165.041 7、211.383 1,从结果来看,IBOA 具有更高的搜索进度。

上述两种三维航迹规划仿真情景下,不同算法的耗时情况如表 5 所示。从表中可以看出,在相同仿真情景下,IBOA 算法具有耗时短的特点,说明改进蝴蝶优化算法搜索速度快、搜索效率高。

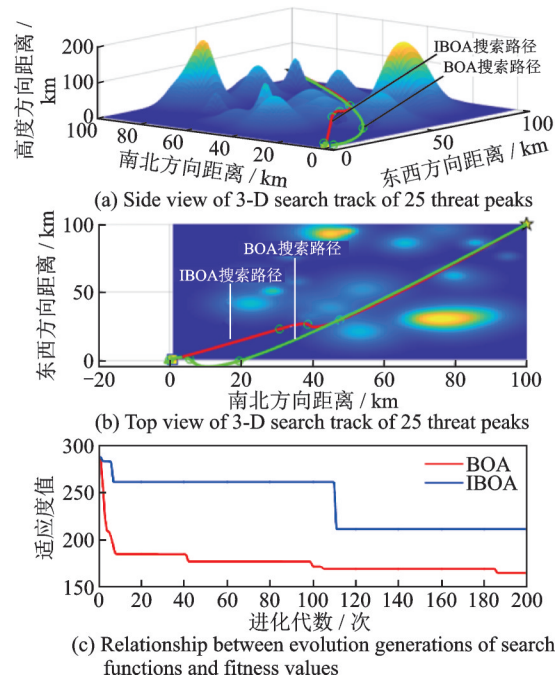


图 9 25 个威胁山峰搜索航迹图

Fig.9 Map of 25 threat mountain search tracks

表 5 2 种算法在不同仿真情景下的耗时情况

Table 5 Time consumption of the two algorithms under different simulation scenarios

算法	15 个威胁源	25 个威胁源
BOA	20.252	26.577
IBOA	14.637	22.842

3 结 论

为了提高 UAV 执行任务时的自主导航能力,本文以基本蝴蝶优化算法模型为基础,针对 BOA 算法现存缺点,引入对数自适应惯性权重调整策略、动态更新调节策略和动态概率余弦选择策略,提出了一种改进蝴蝶优化算法,得到结论如下:

(1) 相较于 BOA 算法,文中所提的 IBOA 算法性能更优,具有搜索速度快、搜索精度高的特点,更加适合应用于多维复杂目标函数寻优问题。

(2) 所提 IBOA 算法可提高航迹规划搜索效率,对二维或三维 UAV、机器人等应用领域的航迹规划具有良好的指导作用。

参 考 文 献:

[1] 陈侠,李光耀.基于改进算法的无人机航迹规划[J].科学技术与工程,2018,18(3): 79-84.
CHEN Xia, LI Guangyao. Path planing for unmanned aerial vehicles using improved evolutionary algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18 (3): 79-84.

[2] 任鹏,高晓光.有限干预下 UAV 低空突防航迹规划 [J].系统工程与电子技术,2014,36(4): 679-684.

- REN Peng, GAO Xiaoguang. Human intervention flight path planning for UAV low-altitude penetration [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2014, 36(4): 679-684.
- [3] 李琳,李双霖,高佩忻.基于DDPG的无人机航迹规划[J].*兵器装备工程学报*,2022,43(2): 176-180.
LI Lin, LI Shuanglin, GAO Pixin. Path planning of UAV based on DDPG[J]. *Journal of Ordnance Equipment Engineering*, 2022, 43(2): 176-180.
- [4] 熊华捷,蔚保国,何成龙.基于改进粒子群算法的UAV航迹规划方法[J].*计算机测量与控制*,2020,28(2): 144-147.
XIONG Huajie, YU Baoguo, HE Chenglong. UAV path planning method based on improved PSO[J]. *Computer Measurement & Control*, 2020, 28(2): 144-147.
- [5] 巫茜,罗金彪,顾晓群,等.基于改进PSO的无人机三维航迹规划优化算法[J].*兵器装备工程学报*,2021,42(8): 233-238.
WU Qian, LUO Jinbiao, GU Xiaoqun, et al. Optimization algorithm for UAV 3D track planning based on improved PSO method[J]. *Journal of Ordnance Equipment Engineering*, 2021,42(8): 233-238.
- [6] 黄龙杨,徐文辉,屈文秋.基于改进蚁群算法的无人机城市低空航迹规划[J].*航空计算技术*,2020,50(3): 11-14.
HUANG Longyang, XU Wenhui, QU Wenqiu. UAV-route planning in urban low altitude based on improved ant colony algorithm[J]. *Aeronautical Computing Technique*, 2020,50(3): 11-14.
- [7] 陈侠,艾宇迪,梁红利.基于改进蚁群算法的无人机三维航迹规划研究[J].*战术导弹技术*,2019,2: 59-105.
CHEN Xia, AI Yudi, LIANG Hongli. Research on three-dimensional path planning of UAV based on improved ant colony algorithm [J]. *Tactical Missile Technology*, 2019, 2: 59-105.
- [8] 黄长强,赵克新.基于改进蚁狮算法的无人机三维航迹规划[J].*电子与信息学报*,2018,40(7): 1532-1538.
HUANG Changqiang, ZHAO Kexin. Three dimensional path planning of UAV with improved ant lion optimizer[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(7): 1532-1538.
- [9] 赵克新,黄长强,王渊,等.基于混沌蚁狮算法的无人机航迹规划[J].*飞行力学*,2018,36(1): 93-96.
ZHAO Kexin, HUANG Changqiang, WANG Yuan, et al. UAV path planning based on chaos ant lion algorithm [J]. *Flight Dynamics*, 2018, 36(1): 93-96.
- [10] 熊自明,万刚,吴本材.基于改进蚁群算法的无人机低空突防三维航迹规划[J].*电光与控制*,2011,18(12): 44-48.
XIONG Ziming, WAN Gang, WU Bencai. Improved ant colony algorithm based 3D route planning for UAVs in low-altitude penetration[J]. *Electronics Optics & Control*, 2011, 18(12): 44-48.
- [11] 刘景森,马义想,李煜.改进蝴蝶算法求解多维复杂函数优化问题[J].*电子学报*,2021,49(6): 1068-1076.
LIU Jingsen, MA Yixiang, LI Yu. Improved butterfly algorithm for multi-dimensional complex function optimization problem [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2021,49(6): 1068-1076.
- [12] 陈涛,李由之,黄湘松.基于改进MOGOA的无人机群航迹规划研究[J].*天津大学学报(自然科学版)*,2020,53(9): 967-975.
CHEN Tao, LI Youzhi, HUANG Xiangsong. UAVs path planning base on improved multi-objective grasshopper optimization algorithm[J]. *Journal of Tianjian University(Science and Technology)*, 2020, 53(9): 967-975.
- [13] 任新惠,武彤.基于配送模式的无人机城市配送航迹规划[J].*科学技术与工程*,2021,21(32): 13638-13649.
REN Xinhui, WU Tong. Urban distribution route planning of unmanned aerial vehicle based on distribution mode[J]. *Science Technology and Engineering*, 2021,21(32): 13638-13649.
- [14] 鱼佳欣,李刚,李东涛,等.改进量子遗传算法在无人机航迹规划中的应用[J].*计算机仿真*,2015,32(5): 106-109.
YU Jiaxin, LI Gang, LI Dongtao, et al. Improved quantum genetic algorithm for UAV route planning and simulation[J]. *Computer Simulation*, 2015, 32(5): 106-109.
- [15] 周伟,李五洲,王旭东,等.多无人机协同控制技术[M].北京:北京大学出版社,2019: 133-134.
ZHOU Wei, LI Wuzhou, WANG Xudong, et al. Multi-UAV collaborative control technology[M]. Beijing: Peking University Press, 2019: 133-134.

(编辑:孙静)