

## 【航空管理与安全】

## 基于改进人工蜂群算法的无人机路径规划研究

李月华, 李广春, 孟 斌

(郑州航空工业管理学院 民航学院, 河南 郑州 450015)

**摘 要:**针对无人机在复杂环境下的三维路径规划问题,提出一种基于改进人工蜂群算法的方法,旨在提高算法效率及精度。基于传统人工蜂群算法,蜜源初始化阶段引入 Levy 飞行策略优化分布,提升初始搜索效能;采蜜蜂阶段嵌入天牛须搜索算法,动态调节步长与触须长度,避免陷入局部最优;跟随蜂阶段采用  $\epsilon$ -锦标赛选择策略,动态平衡随机搜索与贪心选择,增强高质量路径搜索的针对性,同时利用三次均匀 B 样条曲线平滑路径,提升算法实际应用可行性,并设置提前终止迭代条件,减少冗余运算,提升算法整体效能。实验结果表明,相较于 ABC 算法、ACO 算法和 PSO 算法,改进 BAS-ABC 算法在平均运行时间、平均路径长度、平均迭代次数和平均陷入局部最优次数等关键指标上较对比算法分别最多减少了 85.4%、29.4%、81.4%及 80.6%,充分验证了其快速收敛、精准避障、高效寻优的卓越性能,为无人机在实际场景中的应用提供了有力的技术支持。

**关键词:**无人机;路径规划;人工蜂群;天牛须搜索;Levy 飞行策略

**中图分类号:** V 279; V 249 **文献标识码:** A **DOI:**10.13486/j.issn.2097-4973.2025.06.005

## 0 引言

随着无人机技术的迅猛发展,其在军事侦察、测绘勘探、物流配送以及应急救援等众多领域的应用日益广泛<sup>[1]</sup>。然而,无人机在复杂环境下的三维路径规划问题仍然是一个亟待解决的挑战。三维路径规划不仅要考虑地形障碍物的规避,还需应对动态环境的不确定性,这对算法的鲁棒性、搜索效率和路径的安全性均提出了更高的要求。

近年来,国内外学者针对路径规划问题提出多种算法及改进策略以提高规划效率、鲁棒性和适应性。Zheng 等为优化粒子群算法在路径规划中路径过长、全局搜索能力差、局部展开能力差等问题,提出基于人工势场的粒子群算法,通过调整惯性权重参数、排序粒子位置向量生成路径,但未彻底弥补搜索能力缺陷<sup>[2]</sup>。Sun 等将改进 A\* 算法与动态窗口算法相融合,在全局规划中引入双向搜索与自适应启发式函数,通过节点过滤和跳点优化缩短路径,在局部规划中结合关键节点与动态窗口法实现动态避障,显著提升了移动机器人路径规划效率<sup>[3]</sup>。Wahab 等提出基于清除率概念线路图的增强型遗传算法解决移动机器人全局路径规划问题,通过环境适应度指导种群初始化优化路径质量,但在复杂环境中往往难以短时间内获得高质量路径<sup>[4]</sup>。章文俊等针对船舶冰区安全航行需求,提出基于改进灰狼算法的路径规划模型,通过引

收稿日期:2025-09-03

基金项目:河南省高等学校重点科研项目(25A590001)

第一作者简介:李月华(1999—),女,河南焦作人,硕士研究生,主要从事路径规划研究。E-mail:hhhualv@126.com

通信作者简介:李广春(1970—),男,河南西华人,教授,硕士,主要从事路径规划研究。E-mail:mhxyxkb@zua.edu.cn

入 Tent 混沌映射、Levy 飞行与随机游走策略,强化算法全局与局部寻优能力,但其研究未能在复杂三维场景中验证<sup>[5]</sup>。任鑫磊等基于改进人工蜂群算法处理复杂三维未知环境下无人飞行器路径规划问题,引入正态模型优化蜜源初始化分布,构建动态步长搜索因子的正弦扰动与柯西分布策略改进搜索方式,加快了算法的收敛速度,但其缺乏考虑全局搜索与局部搜索间的平衡关系<sup>[6]</sup>。

针对上述问题,本文提出了一种改进人工蜂群算法的无人机三维路径规划方法,通过对蜜源初始化、采蜜蜂和跟随蜂阶段的全面改进,以及运用三次均匀 B 样条曲线平滑路径和设置提前终止迭代条件,提高算法在复杂三维环境下的搜索效率、避免陷入局部最优,从而为无人机规划出安全、高效的飞行路径,推动无人机在实际应用中的进一步发展。

## 1 传统算法

### 1.1 人工蜂群算法

人工蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC)是一种基于群智能的元启发式优化算法,灵感源于蜜蜂群体在采集花蜜时的分工协作与信息交互行为,具有全局搜索能力强、鲁棒性佳且收敛速度快等特点<sup>[7]</sup>。

人工蜂群算法包括蜜源、采蜜蜂、跟随蜂和侦察蜂四个要素,以及种类转化、放弃蜜源和搜索新蜜源三种基本行为,蜜源对应待优化路径的可行解,蜜源收益率反映可行解的适应度,算法旨在寻找收益率最大的蜜源,即最优解<sup>[8]</sup>。人工蜂群算法的数学模型构建如下:

蜜源初始化阶段。设蜜源和采蜜蜂的数量均为  $N$ ,问题的解的维度为  $D$ ,由下式随机生成一组解代表蜜源的位置,每个蜜源为解空间的潜在解。

$$x_{i,j} = x_{i,j_{\min}} + rand(x_{i,j_{\max}} - x_{i,j_{\min}}), \quad (1)$$

式中: $i \in [1, N], j \in [1, D], x_{i,j_{\max}}$  和  $x_{i,j_{\min}}$  分别为解的第  $j$  个维度的上限和下限,  $rand$  为  $[0, 1]$  的随机数。

采蜜蜂阶段。采蜜蜂在当前蜜源周围依下式搜索新蜜源,通过比较新旧蜜源的适应度大小,基于贪婪准则保留更优质的蜜源,并决定是否将信息传递给跟随蜂。

$$z_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij} \times (x_{ij} - x_{dj}),$$

式中: $i \in [1, N]; j \in [1, D]; d \in [1, N],$  且  $d \neq i; \phi_{ij}$  为  $[-1, 1]$  的随机数。

跟随蜂阶段。跟随蜂根据采蜜蜂跳摆尾舞提供的蜜源位置和质量信息,采用轮盘赌选择策略挑选蜜源,并在其周围搜索<sup>[9]</sup>。蜜源选择的概率  $P_i$  由下式计算,若发现质量更高的蜜源则替换原有解。

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{i=1}^{N_p} fit_i},$$

式中: $fit_i$  为第  $i$  个解的适应度值,  $N_p$  表示蜜源个数。

侦察蜂阶段。若蜜源经多次搜索迭代陷入局部最优后仍未更新,则舍弃该蜜源,采蜜蜂转变为侦察蜂,按照式(1)重新随机搜索新蜜源。

### 1.2 天牛须搜索算法

天牛须搜索算法(Beetle Antennae Search, BAS)是一种模拟天牛通过左右触须感知周围环境,进而判断食物方向并移动的智能优化算法,其局部搜索能力强,仅需单个个体便可实现高效寻优<sup>[10]</sup>。

天牛须搜索算法是以天牛当前位置为中心,沿随机生成的方向向量分布触须,天牛通过感知两侧气味强度,向气味较强的一侧移动一定距离,并再次感知环境中的气味,循环往复,直至找到气味最浓处,即对应优化问题中的最优解<sup>[11]</sup>。天牛须搜索算法的数学模型构建如下:

假设优化问题为寻找目标函数  $f(x)$  的最小值,设天牛位置为  $x$ ,左触须位置为  $x_l$ ,右触须位置为  $x_r$ ,左右触须间距  $d_0$  与步长  $step$  满足  $step = c \times d_0$ ,其中  $c$  为常数。

每次迭代天牛头部朝向随机,因此右触须指向左触须的向量同样随机,在  $k$  维空间中,通过生成随机

向量并归一化处理,得到下一步移动方向 $\vec{dir}$ ,表达式如下:

$$\vec{dir} = \frac{dir\_rand(k,1)}{\|dir\_rand(k,1)\|},$$

$$\begin{cases} x_l = x_t + d_0 \times \vec{dir}/2, \\ x_r = x_t - d_0 \times \vec{dir}/2, \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} f_{left} = f(x_l), \\ f_{right} = f(x_r), \end{cases} \quad (3)$$

$$x_{t+1} = x_t - step \times \vec{dir} \times \text{sign}(f_{left} - f_{right}). \quad (4)$$

左右触须的位置由式(2)确定,将其代入目标函数得到左右触须的适应度值 $f_{left}$ 和 $f_{right}$ ,如式(3)所示。通过比较两者大小确定天牛下一步的搜索方向和位置 $x_{t+1}$ ,其中 $t$ 表示迭代次数。若 $f_{left} > f_{right}$ ,天牛向右触须方向行进;若 $f_{left} < f_{right}$ ,天牛向左触须方向行进;借助 $\text{sign}$ 符号函数可构建如式(4)所示的迭代模型。

迭代更新过程中,比较 $f(x_t)$ 和 $f(x_{t+1})$ 的大小,若更新后的适应度值优于上一次的适应度值,则更新天牛位置。当达到预设的最大迭代次数时,输出当前最优解,否则继续迭代搜索,以此在解空间中逐步逼近最优解,实现对目标函数的优化。

## 2 改进算法

人工蜂群算法以蜜源随机初始化的方式可能使算法在搜索空间中产生不必要的冗余搜索,降低算法的搜索效率,并且通过对当前蜜源位置周围的邻居蜜源进行比较,从而决定是否更新当前蜜源位置,此方式可能导致算法陷入局部最优解,尤其是在复杂环境下的优化问题中。因此,针对无人机的路径规划问题,改进后的人工蜂群算法在蜜蜂采蜜的各个阶段进行了关键的优化,提升了算法的搜索效率与可行性。

### 2.1 蜜源初始化阶段 Levy 飞行策略

莱维飞行(Levy Flight)是由法国数学家 Paul Pierre Levy 提出的一种随机行走策略,模拟自然界中某些生物迁徙行为,具有典型的“重尾”特性,即步长的概率密度函数遵循幂律衰减<sup>[12]</sup>。Levy 飞行的显著特点是短距离移动与长距离跳跃交替进行,使其在复杂搜索空间中具有更强的全局探索能力。

Levy 飞行是基于随机步长游走的模型,即短步长移动与长步长跳跃交替进行,前者可以不遗漏最优解,保证搜索的均匀性,后者则跳出距离搜索范围,保证搜索范围的多样性,采样目标的多元化。

Levy 飞行的步长通常采用曼特格纳(Mantegna)算法进行模拟,以实现计算简便性和理论准确性的结合,步长 $s$ 的表达式如下:

$$s = u / |v|^{1/\alpha}.$$

式中: $\alpha$ 是控制步长的参数,取值范围为(0,2);当 $\alpha$ 较小时,长距离步长的概率显著增加,从而增强算法的全局探索能力;当 $\alpha$ 较大时,短距离步长的概率增加,增强局部开发能力,一般取1.5较合适<sup>[13]</sup>。 $u$ 、 $v$ 是高斯分布随机值,服从正态分布,即 $u \sim N(0, \sigma_u^2)$ , $v \sim N(0, \sigma_v^2)$ , $\sigma_u$ 和 $\sigma_v$ 定义为

$$\begin{cases} \sigma_u = \left[ \frac{\Gamma(1+\alpha) \sin(\pi\alpha/2)}{\Gamma[(1+\alpha)/2] \alpha 2^{(\alpha-1)/2}} \right]^{1/\alpha}, \\ \sigma_v = 1. \end{cases}$$

式中: $\Gamma$ 是一个标准的伽马函数<sup>[14]</sup>。

在传统人工蜂群算法的蜜源初始化阶段,引入 Levy 飞行,增强蜂群在空间中的搜索能力,并且 Levy 飞行也能够增强采蜜蜂和蜜源的多样性,使更多的适应函数的最优解参与到寻优过程中。通过 Levy 飞行对种群初始化阶段蜜源位置更新的改进公式如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + \text{Levy}(\alpha)(x_{i,j}^{\max} - x_{i,j}^{\min}).$$

式中:  $x_{i,j_{min}}^t$  为第  $t$  次迭代时蜜源的位置,  $Levy(\alpha)$  为步长服从 Levy 分布的随机搜索的跳跃路径。

### 2.2 采蜜蜂阶段天牛须搜索算法

在采蜜蜂阶段引入天牛须搜索算法,旨在蜜源位置附近寻找新的蜜源、提高算法的搜索效能,其中步长  $step$  和触须长度  $d$  作为影响搜索行为的关键参数,在原始天牛须搜索算法中,通常采用固定值设置或简单的线性衰减策略。本文通过一种协同衰减机制,使天牛须的步长与触须长度均随迭代次数增加而递减,以实现从全局的粗略搜索到局部的精细搜索的平稳过渡,确保既能充分覆盖搜索空间,又能在收敛阶段高效定位最优解,有效平衡了全局探索与局部开发能力。

天牛步长在迭代过程中呈指数衰减,初期较大的步长有助于快速探索解空间,后期较小的步长则有利于对潜在最优区域进行精细搜索,从而提高收敛精度。设置最小步长  $step_{min}$ ,避免迭代后期步长过小导致算法探索能力丧失,进而减缓收敛速度,其值也不可过大,否则无法满足后期局部精细搜索需求,阻碍算法快速定位最优路径<sup>[15]</sup>。步长更新策略如下:

$$step(t) = \begin{cases} \eta^t step_{init}, & step \geq step_{min} \\ step_{min}, & step < step_{min} \end{cases}$$

式中:  $step_{init}$  表示初始步长(设定为 10),  $step_{min}$  表示最小步长,  $\eta$  表示步长衰减系数,  $t$  表示当前迭代次数。

天牛触须长度同样随着迭代衰减,初期较长的触须有利于感知更广的方向信息,引导搜索方向;后期较短的触须则使搜索行为更加集中,提升局部搜索的灵敏度与精度。触须长度更新策略如下:

$$d(t) = d_{min} + (d_{init} - d_{min}) \eta_d^t$$

式中:  $d_{init}$  表示初始触须长度(设定为 2),  $d_{min}$  表示最小触须长度,  $\eta_d$  表示触须长度衰减系数,  $t$  表示当前迭代次数。

天牛搜索方向的确定采用基于中心化导向和自适应权重调整的融合策略,既能借助全局最优解的信息引导搜索方向趋向更优区域,减少无效探索,又通过自适应调整的随机分量维持种群多样性,有效平衡算法的开采与勘探能力。确定搜索方向如下:

$$\begin{aligned} \alpha &= \alpha_{min} + (\alpha_{max} - \alpha_{min}) \times \left(1 - \frac{t}{t_{max}}\right)^2, \\ \vec{dir} &= \alpha \times \vec{dir}_{global} + (1 - \alpha) \times \vec{dir}_{random} \end{aligned}$$

式中:  $\alpha_{max}$  和  $\alpha_{min}$  分别表示最大和最小全局导向权重,  $\vec{dir}_{global}$  表示由当前蜜源中心位置指向全局最优解位置的归一化方向向量,  $\vec{dir}_{random}$  表示标准化后的随机方向向量,  $t$  表示当前迭代次数,  $t_{max}$  表示最大迭代次数。

中心化导向策略通过计算蜜源路径点的中心位置确定全局导向方向,保持路径结构的整体一致性。自适应权重调整策略采用全局导向权重随迭代进程动态变化规律,在迭代初期赋予较大的随机分量以增强全局探索能力,在迭代后期加强全局导向以加速收敛。同时,通过方向向量的归一化处理 and 随机分量的标准化预处理,确保搜索方向的数值稳定性,避免因随机数幅值差异导致的方向偏差。

### 2.3 跟随蜂阶段 $\epsilon$ -锦标赛选择策略

在跟随蜂选择蜜源时,传统人工蜂群算法通常采用轮盘赌(Roulette Wheel Selection)或锦标赛选择(Tournament Selection)等策略,此方法在维持种群多样性及提升搜索效率方面存在一定局限,本文采用的  $\epsilon$ -锦标赛选择( $\epsilon$ -Tournament Selection)机制是一种结合贪心策略和随机策略的选择方法<sup>[16]</sup>,旨在平衡算法的探索(Exploration)和开发(Exploitation)能力,通过显式控制关键参数  $\epsilon$ ,精准调节算法在探索未知解空间与深度挖掘现有优质解方向上的权重分配,最终在提升种群多样性、加快搜索效率以及保障解的质量等关键维度实现突破,为算法性能优化带来显著成效。

具体操作是设定参数  $\epsilon$  值(通常取 0.1~0.3),本文设为 0.2,首先通过计算机程序调用随机数生成函数在  $[0, 1]$  内生成一个均匀分布的随机数  $rand$ 。若  $rand < \epsilon$ ,则从种群中随机选择个体,反之,采用贪心策

略选择当前种群适应度最优的个体。通过单一参数  $\epsilon$  直接控制探索与开发的平衡,规避了传统方法中复杂的多候选个体比较环节,同时有效杜绝了早熟收敛现象。

#### 2.4 平滑路径及提前终止迭代

在路径规划领域,通过确定起点与终点,并引入若干控制点,以直线连接这些点,可构造出一条折线路径,但折线路径因自身特性缺乏光滑性,无法满足现实应用,故采用 B 样条曲线优化路径,将拟合曲线与原始路径偏差降至最小<sup>[17]</sup>。本文引入 3 次均匀 B 样条曲线,对改进后的算法以及其他对比算法生成的路径均实施平滑处理。

K 阶 B 样条曲线定义如下:

$$C(m) = \sum_{i=0}^n Z_{i,k}(m)Q_i。$$

式中: $m$  是归一化的非递减节点向量,长度为  $m+k+1$ ;  $Q_i (i=0,1,\dots,n)$  为 B 样条曲线的第  $i$  个控制点坐标;  $Z_{i,k}(m)$  为控制点  $Q_i$  的 B 样条基函数,通常采用 Cox-deBoor 递推公式计算。

$$\begin{cases} Z_{i,0}(m) = \begin{cases} 1, m_i \leq m \leq m_{i+1}, \\ 0, \text{其他}, \end{cases} \\ Z_{i,k}(m) = \frac{m - m_i}{m_{i+k} - m_i} Z_{i,k-1}(m) + \frac{m_{i+k+1} - m}{m_{i+k+1} - m_{i+1}} Z_{i+1,k-1}(m), \\ \text{define } \frac{0}{0} = 0. \end{cases}$$

式中: $i$  为节点序号; $k (k>0)$  为基函数的次数, $k$  值越大,曲线越平滑,但计算复杂度越高,为兼顾平滑度与复杂度,本文选取  $k=3$ ,即 3 次 B 样条曲线。

节点向量在 3 次 B 样条曲线构建中起着至关重要的作用。对于均匀 B 样条曲线,节点等间距分布,即对任意  $i$  恒有: $m_{i+1} - m_i = c (c$  为常数)。经推导,可得 3 次均匀 B 样条基函数<sup>[18]</sup>:

$$\begin{cases} Z_{0,3}(m) = \frac{(1-m)^3}{3!}, \\ Z_{1,3}(m) = \frac{3m^3 - 6m^2 + 4}{3!}, \\ Z_{2,3}(m) = \frac{-3m^3 + 3m^2 + 3m + 1}{3!}, \\ Z_{3,3}(m) = \frac{m^3}{3!}. \end{cases}$$

路径长度的精准量化是评估路径规划算法性能的核心环节,本文采用弦长近似法计算 3 次均匀 B 样条弧长,将曲线离散化为若干均匀采样点,计算相邻点三维欧式距离并累加,以折线长度近似弧长。该方法计算复杂度低、易于实现,适配效率需求场景。3 次均匀 B 样条曲线分段式,如下式所示:

$$C_{i,3}(m) = Q_i \times Z_{0,3}(m) + Q_{i+1} \times Z_{1,3}(m) + Q_{i+2} \times Z_{2,3}(m) + Q_{i+3} \times Z_{3,3}(m), m \in [0, 1]。$$

此外,为了避免算法在已经收敛的情况下继续进行不必要的迭代,引入了提前终止迭代机制,监控整个种群的收敛状态。当迭代次数等于 10 时,检查当前迭代的最优适应度与 10 次迭代之前的最优适应度的差值是否小于一个极小值( $1 \times 10^{-5}$ )。若满足条件,则认为算法已经收敛,提前终止迭代,以节省计算资源,提高算法的运行效率。

### 3 仿真与分析

#### 3.1 实验环境配置

为验证所提方法的有效性,本研究在 Matlab 软件的仿真环境中开展了大量实验,选用 Matlab R2022a 版本作为算法实现与分析的平台,在 Asus TUF 6 Pro 计算机上执行,搭载 i7-13650HX 中央处理

器,配备 16 GB 内存,运行 64 位操作系统,能有效支持复杂算法的开发与调试,确保实验结果的准确性与可靠性。

实验环境构建为 $[100 \times 100 \times 100]$ 的立体模型,用于模拟复杂的三维环境。该模型中明确设定了起始点与目标点,起始点以正方形表示,坐标为 $[1, 1, 1]$ ,目标点以五角星表示,坐标为 $[100, 100, 70]$ 。空间内随机分布着大小不一的山峰障碍物,通过模拟真实地形的空间复杂度,有效提升了路径规划问题的挑战性,增强了实验的工程实用价值。

为进一步量化分析算法性能,本文构建了 3 组具有不同复杂度的三维路径规划仿真环境,分别包含 10 个、20 个和 30 个随机分布的山峰障碍物。地形采用多峰高斯曲面合成方法构建,其数学模型定义如下:

$$R(x, y) = \sum_{i=1}^N h_i \cdot \exp\left[-\left(\frac{x-x_i}{\gamma_{x_i}}\right)^2 - \left(\frac{y-y_i}{\gamma_{y_i}}\right)^2\right]$$

式中: $R(x, y)$ 表示地形曲面函数,即位于水平坐标 $(x, y)$ 处的高程值; $N$ 代表山峰总数; $(x_i, y_i)$ 表示第  $i$  个山峰的中心坐标,在平面区域内服从均匀随机分布,具体分布于地图区域的 20%~100%,有效避免边缘聚集现象; $h_i$ 表示第  $i$  个山峰的峰值高度,在 50~250 m 随机生成; $\gamma_{x_i}$ 和  $\gamma_{y_i}$ 表示第  $i$  个山峰在  $x$  和  $y$  方向的影响范围参数,控制山峰的延展程度,并与山峰高度  $h_i$  建立正相关关系,符合真实山地地形中较高山体通常具有更广阔基部的形态特征。

该数学模型生成的曲面函数在整个定义域内连续可微,确保了地形表面的数学光滑性,有效避免了高程突变对算法评估的干扰。3 组实验环境按照障碍物密度递增设置,其空间复杂度指标呈现显著差异,为系统评估路径规划算法在不同复杂度地形中的适应性与鲁棒性提供了可靠的测试基准。

### 3.2 算法参数设置

为保证改进人工蜂群算法(改进 BAS-ABC)、人工蜂群算法(ABC)、蚁群算法(ACO)和粒子群算法(PSO)对比的公平性,对各算法设置相同的初始参数。其中,迭代次数统一设定为 100 次,为各算法提供足够的搜索代数,以充分探索解空间。

ABC 相关算法均采用精确的局部最优判断机制,确保每个蜜源都能有效探索解空间。当单个蜜源连续多次迭代适应度值变化小于阈值( $1 \times 10^{-6}$ )且未得到改善时,才判定为陷入局部最优。当连续 5 次迭代未能改善适应度,且当前适应度明显差于全局最优(超过 10%差距)时,触发侦查蜂机制,重新初始化该蜜源位置,避免过早或误触发全局搜索。四种算法的其余参数如表 1 所示。

表 1 四种算法参数设置

算法类型	变量	变量取值	算法类型	变量	变量取值
改进 BAS-ABC	蜜蜂总数	50	ACO	蚂蚁数量	50
	采蜜蜂数量	25		信息素重要程度因子	10
	侦查蜂数量	25		启发函数重要程度因子	1
	蜜源数量	25		信息素挥发因子	0.1
ABC	蜜蜂总数	50	PSO	粒子数量	50
	采蜜蜂数量	25		惯性权重	1.2
	侦查蜂数量	25		社会权重	2
	蜜源数量	25		认知权重	2

### 3.3 算法性能比较

为全面评估路径规划算法的综合性能,本文选取改进 BAS-ABC 作为研究对象,以 ABC、ACO 和 PSO

算法作为对比基准,通过最优路径长度、收敛速度、迭代次数和算法稳定性等关键指标予以量化分析,系统比较各算法在复杂地形环境中的性能表现。

图 1、图 2、图 3 分别展示了三种仿真环境(10 峰、20 峰、30 峰)下各算法的实验结果。其中,子图(a)呈现了 4 种算法在三维环境中的路径规划结果,右侧颜色栏的颜色梯度自下而上表示障碍物高度递增,图例中正方形标记代表路径起始点,五角星标记代表目标点,不同算法的路径采用显著区分的线型与颜色表示。各算法规划路径均从起始点向目标点延伸,在规避山峰障碍物的过程中呈现出不同的轨迹特征,子图(b)则记录了各算法的收敛曲线,直观反映了算法的收敛特性与求解效率。

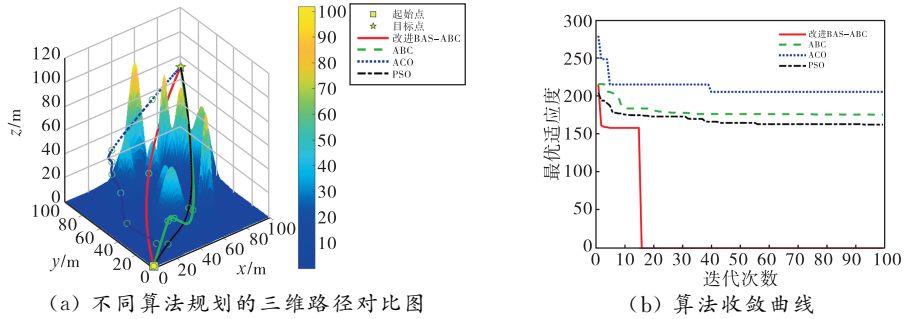


图 1 仿真环境 1 中四种算法运行结果

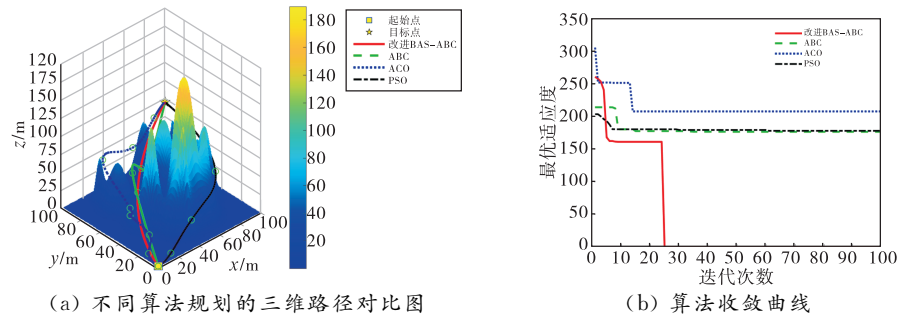


图 2 仿真环境 2 中四种算法运行结果

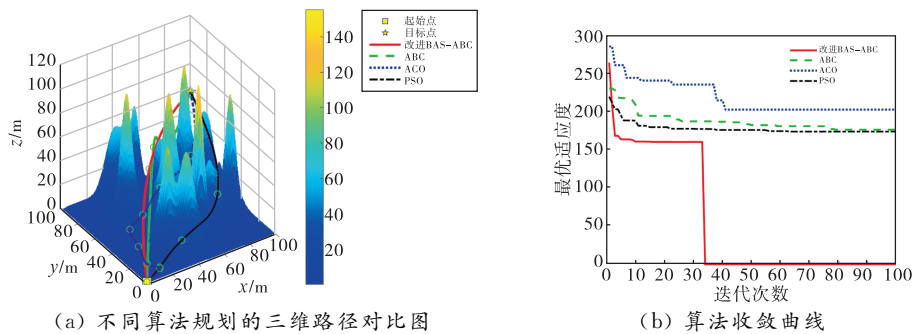


图 3 仿真环境 3 中四种算法运行结果

为评估算法性能的稳定性与可靠性,本文在每种仿真环境下均进行了 10 次独立重复实验。采用各次实验结果的平均值,有效降低了随机因素对性能评估的影响,确保数据结果的统计显著性。如表 2 所示,所有算法在三种仿真环境下的平均性能指标均基于 10 次独立实验的统计结果得出。

统计分析结果表明,在不同复杂度的障碍物环境中,改进 BAS-ABC 算法在各项关键性能指标上均表现出卓越的稳定性和环境适应性,验证了其改进策略的有效性。该算法通过创新的搜索机制,实现了探索与开发能力的有效平衡,展现出强大的全局探索能力,能够有效跳出局部最优解。特别是随着环境复杂度提升(障碍物数量从 10 个增加至 30 个),改进 BAS-ABC 算法在路径规划质量、收敛速度和求解稳定

性方面均保持了显著优势,体现了优异的算法鲁棒性。

表 2 算法性能分析表

算法类型		平均运行 时间/s	平均路径长 度(弧长)/m	平均迭 代次数	平均陷入局 部最优次数	理论最优路 径长度/m
仿真环境 1 (10 峰)	改进 BAS-ABC	14.654 9	157.173 7	18.6	1.2	156.086 5
	ABC	44.033 2	171.563 7	100.0	5.1	
	ACO	100.426 5	203.357 4	100.0	3.5	
	PSO	35.771 4	161.761 7	100.0	6.2	
仿真环境 2 (20 峰)	改进 BAS-ABC	16.810 9	160.556 4	24.7	1.7	156.086 5
	ABC	34.383 7	175.935 3	100.0	5.4	
	ACO	81.599 7	210.314 3	100.0	3.4	
	PSO	32.157 1	183.104 3	100.0	5.8	
仿真环境 3 (30 峰)	改进 BAS-ABC	14.428 4	165.302 7	25.4	2.0	156.086 5
	ABC	30.842 5	181.504 5	100.0	5.1	
	ACO	73.321 8	215.736 3	100.0	3.6	
	PSO	32.416 6	179.752 0	100.0	4.9	

根据以上三种仿真环境的实验数据对比分析,在三维复杂山峰环境下的路径规划任务中,改进 BAS-ABC 算法在平均运行时间、平均路径长度(弧长)、平均迭代次数和平均陷入局部最优次数等方面相较于 ABC 算法、ACO 算法和 PSO 算法展现出显著优势。

在平均运行时间方面,改进 BAS-ABC 算法在三种仿真环境中显著低于其他对比算法,最多可减少 85.4%,表明该算法能够快速收敛至较优解,减少不必要的计算开销,提升了算法的执行效率;在平均路径长度(弧长)方面,改进 BAS-ABC 算法在三种环境中最接近理论最优值,相较于对比算法最多可缩短 29.4%,且随环境复杂度增加,路径长度的增长幅度也最小,表明该算法能够更好地避开障碍物,规划出更接近理论最优路径的轨迹;在平均迭代次数方面,改进 BAS-ABC 算法相较于对比算法最多可减少 81.4%,表明该算法能够高效搜索解空间,快速锁定较优解,极大提升了收敛速度;在平均陷入局部最优次数方面,改进 BAS-ABC 算法相较于对比算法最多可减少 80.6%,表明该算法具有较强的全局搜索能力,能够有效避免陷入局部最优解,增强了算法在复杂环境下的鲁棒性。

综合可视化结果与量化数据分析表明,改进 BAS-ABC 算法通过引入的自适应搜索机制和优化策略,在路径规划任务的各个维度均表现出全面而稳定的优异性能,为复杂三维环境下的路径规划问题提供了有效的解决方案。

#### 4 结论

针对无人机在复杂环境中的三维路径规划等难题,本文提出了一种改进人工蜂群算法(改进 BAS-ABC),在蜜源初始化阶段,引入 Levy 飞行策略重构蜜源分布,加速初始搜索进程;采蜜蜂阶段,嵌入天牛须搜索算法,动态调整步长与触须长度,并以全局最优解为导向,实现前期广域搜索与后期局部精调的高效衔接,有效规避局部最优陷阱;跟随蜂阶段,采用  $\epsilon$ -锦标赛选择策略,平衡随机与贪心搜索,强化搜索的靶向性。同时,运用 3 次均匀 B 样条曲线平滑路径以提高实际可操作性,并设置提前终止迭代条件减少冗余计算,提升算法整体效能。

通过构建不同数量障碍物的山峰地图开展仿真实验,将改进 BAS-ABC 算法与 ABC、ACO、PSO 算法

进行对比验证。结果表明,改进 BAS-ABC 算法在平均运行时间、平均路径长度、平均迭代次数和平均陷入局部最优次数等关键指标上较对比算法分别最多减少了 85.4%、29.4%、81.4%及 80.6%,充分验证了其快速收敛、精准避障、高效寻优的卓越性能。

### 参考文献:

- [1] 甘福宝,王仲阳,连寅行,等.基于改进灰狼优化算法的移动机器人路径规划方法[J].传感器与微系统,2024,43(8):110-113.
- [2] ZHENG L, YU W J, LI G X, et al. Particle swarm algorithm path-planning method for mobile robots based on artificial potential fields[J]. Sensors, 2023, 23(13): 6082.
- [3] SUN Y, YUAN Q N, GAO Q Y, et al. A multiple environment available path planning based on an improved A\* algorithm[J]. International journal of computational intelligence systems, 2024, 17(1): 172.
- [4] WAHAB A N M, NAZIR A, KHALIL A, et al. Improved genetic algorithm for mobile robot path planning in static environments [J]. Expert systems with applications, 2024, 249: 123762.
- [5] 章文俊,林保瞳,孟祥坤,等.基于改进灰狼算法的北极冰区船舶路径规划研究[J].中国航海,2024,47(4):11-18.
- [6] 任鑫磊,胡燕海,丁智坚,等.基于改进人工蜂群算法的无人飞行器路径规划[J].机械设计与研究,2024,40(3):58-63.
- [7] 李铁骊,王文双,刘海洋,等.基于改进人工蜂群算法的船舶管路路径寻优算法分析[J].中国舰船研究,2024,19(2):1-12.
- [8] 王金强,于竞宇,张琼,等.基于概率最大覆盖的水上险情应急设施选址研究[J].中国安全生产科学技术,2025,21(4):182-188.
- [9] 陈帅华,赵洋.基于改进人工蜂群算法的 HOV 三维路径规划[J].舰船科学技术,2023,45(11):76-82.
- [10] 陆超,都海波.基于铁塔模型和双向天牛须的改进 RRT 轨迹规划方法[J].控制与决策,2025,40(3):955-962.
- [11] 叶坤涛,舒蕾蕾,李文,等.基于差分进化策略的天牛须搜索算法及其应用[J].计算机工程与科学,2023,45(5):920-930.
- [12] 陈鹤天,程文明,杜润,等.基于改进蜂群算法的湿喷机械臂逆解研究[J].机械传动,2025(1):74-80.
- [13] 邱少明,张博.基于改进沙猫群优化算法的无人机路径规划[J].兵器装备工程学报,2025,46(3):173-181.
- [14] 滕志军,付雨珊,谷梁岑,等.融合动态权重系数与 Levy 飞行的黏菌优化算法[J].陕西科技大学学报,2024,42(4):191-198.
- [15] 安紫琦,黄珍,孟星兆.基于天牛须搜索算法的 Q-learning 路径优化方法[J].计算机仿真,2024,41(11):437-442.
- [16] 王雅真,葛春涛,周志国,等.基于贪心算法的氢气探测器网格化优化布局方法[J].中国安全生产科学技术,2025,21(2):146-151.
- [17] 陈丽芳,杨火根,陈智超,等.B样条技术与遗传算法融合的全局路径规划[J].浙江大学学报(工学版),2024,58(12):2520-2530.
- [18] 戴阳,姚宇青,郑汉丰,等.基于三次 B 样条曲线与动态窗口算法的桁杆轨迹规划[J].南方水产科学,2023,19(2):116-123.

## Research on UAV path planning based on improved artificial bee colony algorithm

LI Yuehua, LI Guangchun, MENG Bin

(*School of Civil Aviation, Zhengzhou University of Aeronautics, Zhengzhou 450015, China*)

**Abstract:** For the challenge of 3D path planning for UAVs in complex environments, an innovative approach has been proposed that improves the artificial bee colony algorithm, aiming to enhance the efficiency and accuracy of the algorithm. Based on the traditional artificial bee colony algorithm, during the bee source initialization phase, a Levy flight strategy is introduced to optimize distribution to improve initial search efficiency, in the harvesting bee phase, an improved beetle antennae search algorithm is embedded to dynamically adjust the step length and antennae length to avoid getting stuck in local optima, and in the following bee phase, an  $\epsilon$ -tournament selection strategy is adopted to dynamically balance the random search and greedy selection to enhance the precision of high-quality path search. Simultaneously, the triple uniform B-spline curve smooths paths to enhance the algorithm's practical application, and the early termination of the iteration condition is set to reduce the redundant calculations and enhance the overall algorithmic performance. The experimental results demonstrate that compared to the ABC algorithm, ACO algorithm, and PSO algorithm, the improved BAS-ABC algorithm achieves reductions of up to 85.4%, 29.4%, 81.4%, and 80.6% respectively in key metrics such as runtime, path length, iteration count, and frequency of local optimums. This fully validates its exceptional performance in rapid convergence, precise obstacle avoidance, and efficient optimization, which provides robust technical support for the application of UAVs in real scenarios.

**Keywords:** UAV; path planning; artificial bee colony; beetle antennae search; Levy flight strategy

(责任编辑:唐立平)

**引用格式** 李月华,李广春,孟斌.基于改进人工蜂群算法的无人机路径规划研究[J].山东航空学院学报,2025,42(6):37-46.  
LI Y H, LI G C, MENG B. Research on UAV path planning based on improved artificial bee colony algorithm [J]. Journal of Shandong University of Aeronautics, 2025, 42(6): 37-46.