

doi: 10.7690/bgzdh.2025.04.022

# 基于粒子群和蜂群算法的无人机路径规划

刘晓芬<sup>1</sup>, 吴传淑<sup>1</sup>, 张紫瑞<sup>1</sup>, 陈珏先<sup>2</sup>

(1. 武警后勤学院基础部, 天津 300309; 2. 武警后勤学院装备保障系, 天津 300309)

**摘要:** 针对无人机在有威胁战场环境下的 2 维和 3 维路径规划问题, 提出一种基于粒子群(particle swarm optimization, PSO)和人工蜂群(artificial bee colony, ABC)混合算法。根据 B 样条可以修改局部飞行轨迹的特点, 引入非均匀 B 样条曲线优化拐点处的路径, 使得到的路径更加平滑, 无人机机动转弯相对更少。结果表明: 该研究提高了无人机飞行的安全性和高效性, 便于无人机的飞行控制跟踪实现。

**关键词:** 路径规划; B 样条; 粒子群算法; 人工蜂群算法; 飞行控制

中图分类号: V279 文献标志码: A

## UAV Path Planning Based on Particle Swarm Optimization and Artificial Bee Colony Algorithm

Liu Xiaofen<sup>1</sup>, Wu Chuanshu<sup>1</sup>, Zhang Zirui<sup>1</sup>, Chen Juexian<sup>2</sup>

(1. Department of Basic Course, Logistics University of PAP, Tianjin 300309, China;

2. Equipment Support Department, Logistics University of PAP, Tianjin 300309, China)

**Abstract:** A hybrid algorithm based on particle swarm optimization (PSO) and artificial bee colony (ABC) is proposed for 2D and 3D path planning of unmanned aerial vehicle (UAV) in threatening battlefield environment. According to the characteristic that B-spline can modify the local flight trajectory, the non-uniform B-spline curve is introduced to optimize the path at the inflection point, so that the obtained path is smoother and the UAV maneuvers are relatively less. The results show that the research improves the safety and efficiency of UAV flight, and is convenient for the realization of UAV flight control and tracking.

**Keywords:** path planning; B-spline; particle swarm optimization; artificial bee colony algorithm; flight control

## 0 引言

随着科学技术飞速发展, 无人机等智能装备在遂行任务中发挥的作用越来越重要, 在战场上的军事价值越来越凸显。无人机路径规划是无人机自主飞行和协同作战的关键技术之一。无人机路径规划问题是指在满足某些约束条件下寻找起止位置之间的最优飞行路径, 而且符合无人机动力学约束条件<sup>[1]</sup>; 因此, 设计一条合理可行的飞行路径对无人机尤为重要。一般情况下, 无人机的飞行路径是通过优化算法生成由一系列线段连接的最佳路径, 然后对该路径进行光滑处理得到可飞行的路径<sup>[2-3]</sup>。文献[4-7]中无人机的航迹规划采用 Dubins 曲线、Clothoid 曲线以及 B 样条曲线, 但规划的无人机轨迹的最大曲率约束不满足。针对现有航迹规划算法中的不足, 根据 B 样条曲线可以修改局部曲线特点, 笔者考虑在有地形、天气和雷达等威胁环境下, 提出一种基于粒子群-人工蜂群算法搜索无人机可飞行路径, 采用 B 样条曲线对得到航迹路线进行平

滑处理, 便于无人机的飞行控制跟踪实现。

## 1 相关算法简介

### 1.1 非均匀 B 样条曲线光滑

通过优化算法生成的航迹最优路径不够平滑, 部分路径中还存在尖锐拐点  $P_1$ 、 $P_2$ , 非均匀 B 样条曲线<sup>[7]</sup>会与控制折线的首尾控制点  $P_0$ 、 $P_3$  接触并与首、尾边接触、相切,  $M_1$ 、 $M_2$  分别为  $P_0P_2$ 、 $P_1P_3$  中点(图 1)。因此, 引入非均匀 B 样条曲线平滑优化拐点处的路径。

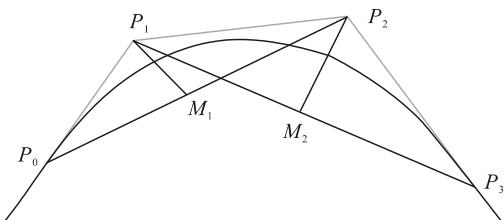


图 1 边界问题处理

设有  $n+1$  个控制节点  $d_0, d_1, \dots, d_n$ , 节点向量  $\mathbf{u} = \{u_0, u_1, \dots, u_n\}$ , 则 B 样条曲线定义如下<sup>[8]</sup>:

收稿日期: 2024-08-13; 修回日期: 2024-09-15

基金项目: 武警后勤学院理论研究项目(WHL202307)

第一作者: 刘晓芬(1986—), 女, 山西人, 硕士。

$$p(\mathbf{u}) = \sum_{i=0}^n d_i N_{i,k}(\mathbf{u}) . \quad (1)$$

式中  $N_{i,k}(\mathbf{u}) (i=0, 1, \dots, n)$  为  $k$  次  $B$  样条基函数, 且满足:

$$N_{i,0}(\mathbf{u}) = \begin{cases} 1, & u_i \leq \mathbf{u} \leq u_{i+1}; \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$N_{i,k}(\mathbf{u}) = \frac{\mathbf{u} - u_i}{u_{i+k} - u_i} N_{i,k-1}(\mathbf{u}) + \frac{u_{i+k+1} - \mathbf{u}}{u_{i+k+1} - u_{i+1}} N_{i+1,k-1}(\mathbf{u}) . \quad (3)$$

由递推公式可得  $B$  样条曲线为:

$$p(\mathbf{u}) = \sum_{j=i-k}^i d_j N_{j,k}(\mathbf{u}), \quad u_i \leq \mathbf{u} \leq u_{i+1} . \quad (4)$$

为保证插值点与  $B$  样条控制顶点重合, 采用哈特利-贾德法<sup>[9]</sup>计算  $n-k$  个内节点如下:

$$u_i - u_{i-1} = \frac{\sum_{j=i-k}^{i-1} l_j}{\sum_{j=k+1}^{n+1} \sum_{l=i-k}^{i-1} l_j}, \quad i = k+1, k+2, \dots, n+1 . \quad (5)$$

式中:  $u_0 = u_1 = \dots = u_k = 0$ ;  $u_{n+1} = u_{n+2} = \dots = u_{n+k+1} = 1$ 。

$k$  次非均匀  $B$  样条曲线  $r$  阶导矢量计算如下:

$$p^r(\mathbf{u}) = \sum_{j=i-k+r}^i d_j^r N_{j,k-r}(\mathbf{u}), \quad u_i \leq \mathbf{u} \leq u_{i+1} ; \quad (6)$$

$$d_j^r = \begin{cases} d_j, & l=0 \\ (k+1-l)(d_j^{i-1} - d_{j-1}^{i-1}) / (u_{j+k+1-l} - u_j) . & l=1, 2, \dots, r; \quad j=i-k+l, \dots, i \end{cases} \quad (7)$$

由式(7)可知:  $k$  次  $B$  样条曲线的  $r$  阶导矢量可表示成  $k-r$  次的  $B$  样条曲线, 并求得它的控制顶点。

## 1.2 粒子群算法

Eberhart 和 Kennedy 于 1995 年提出粒子群算法 (PSO) 是一种全局优化的智能算法。在路径规划中, 将每条路径规划为一个粒子, 假设粒子群有  $N$  个粒子, 即有  $N$  条路径, 则每个粒子位置表示  $D$  维搜索空间中的一个可行解  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ,  $i=1, 2, \dots, N$ , 第  $i$  个粒子的飞行速度是一个  $D$  维向量  $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ ,  $i=1, 2, \dots, N$ , 记第  $i$  个粒子搜索的个体极值:

$$p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}), \quad i=1, 2, \dots, N .$$

粒子群搜索到的全局最优值:

$$p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}), \quad g=1, 2, \dots, N .$$

粒子群算法速度  $v_{ij}$  和位置  $x_{ij}$  采用下列公式更新:

$$v_{ij} = \omega v_{ij} + c_1 r_1 (p_{ij} - x_{ij}) + c_2 r_2 (p_g - x_{ij}); \quad (8)$$

$$x_{ij} = x_{ij} + v_{ij} . \quad (9)$$

式中:  $i=1, 2, \dots, N$ ;  $j=1, 2, \dots, D$ ;  $\omega$  为惯性因子;  $c_1, c_2$  为学习因子;  $r_1, r_2$  为区间  $[0, 1]$  随机数。

假设粒子群有  $N$  个粒子, 粒子群优化算法是通过适应度函数值引导 PSO 向最优解逼近的, 适应度函数选择的好坏, 将直接影响算法的性能。适应度函数值公式:

$$\text{fit} = 1 / (\text{dist} * \text{collision}) . \quad (10)$$

式中:  $\text{dist}$  为每个路径距离;  $\text{collision}$  为碰撞系数, 如果路径与障碍物碰撞则取 0, 如果未碰撞则取 1。

**碰撞检测:** 为检测路径是否与障碍物碰撞, 需要定义一个检测每段路径是否与障碍物相交函数 `iscoll()` 和一个判断每条路径是否与障碍物碰撞 `iscollision()`, 原理如下: 传入障碍物边界的匿名函数和线段的 2 个端点, 在线段上等分点, 判断是否落在障碍物内, 最后再判断整个路径是否与障碍物碰撞。

引入粒子群优化算法进行路径规划时, 并未考虑过多的路径拐点对无人机性能的要求。若将规划出来的路径直接作为航行路径, 无疑会使无人机在航行时经常改变航向, 所以需要对该算法再引入路径平滑优化处理方法, 使得算法得到最优解的耗时缩短、需转弯的次数减少。环境中障碍物数目多少, 决定着每个粒子的维度, 为解决计算耗时和最优路径之间的矛盾, 可通过对优化后的路径多次进行优化, 设置合适节点数和粒子群迭代次数和粒子数, 得到最优路径。

## 1.3 人工蜂群算法

人工蜂群算法 (ABC) 是 Karaboga 于 2005 年提出一种模仿蜜蜂行为群体智能全局优化算法。蜂群由引领蜂、跟随蜂和侦察蜂 3 部分构成。引领蜂利用已有的蜜源信息在其附近寻找较优蜜源, 采蜜行为结束后, 返回蜂巢与跟随蜂分享蜜源信息; 跟随蜂根据收益率选择引领蜂代表的蜜源, 蜜源被选择的概率与其收益率成正比; 侦查蜂在有限次数内若未寻到更优蜜源, 则此蜜源被舍弃, 引领蜂变成侦察蜂, 在蜂房附近随机地寻找新蜜源。将人工蜂群算法结合无人机路径规划问题对应关系如表 1 所示。

表 1 基于 ABC 算法的路径规划问题对应关系

| 人工蜂群算法     | 路径规划问题    |
|------------|-----------|
| 采蜂行为       | 无人机代价优化函数 |
| 蜜源位置       | 选取节点的坐标值  |
| 蜜源收益率大小    | 节点坐标的质量   |
| 寻找蜜源与采蜜的速度 | 代价函数的求解速度 |

对于路径节点数的确定笔者采用动态选取的方式, 通过对起点和终点的连线求得路径长度, 采用调试节点数目或者相邻节点之间的长度, 得到最合适的节点距离。

假设在 ABC 算法中, 引领蜂和跟随蜂各有  $SN$  个, 用  $D$  维向量  $X_{ij}(i=1, 2, \dots, SN, j=1, 2, \dots, D)$  表示第  $i$  个蜜源的位置, 引领蜂和跟随蜂按照下式进行更新:

$$V_{ij} = X_{ij} + \varphi_{ij}(X_{ij} - X_{ki}) \quad (11)$$

式中:  $V_{ij}$  为新位置;  $k \in \{1, 2, \dots, SN\}$  且  $k \neq i$ ;  $\varphi_{ij}$  为区间  $[-1, 1]$  的随机数。

蜜源的优劣由如下适应度函数来判定:

$$\text{fit}_i = \begin{cases} 1/(1+f_i), & f_i \geq 0 \\ 1+\text{abs}(f_i), & f_i < 0 \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $\text{fit}_i$  为第  $i$  个解的适应度值;  $f_i$  为第  $i$  个解目标函数值;  $\text{abs}()$  为绝对值函数。跟随蜂按概率  $p_i$  选择更新:

$$p_i = \text{fit}_i / \sum_{n=1}^N \text{fit}_n \quad (13)$$

侦察蜂按照下式进行更新:

$$X_{ij} = X_{\min, j} + \text{rand}(0, 1)(X_{\max, j} - X_{\min, j}) \quad (14)$$

式中  $X_{\min, j}, X_{\max, j}$  分别为第  $j$  维最小和最大边界。

#### 1.4 粒子群和人工蜂群混合算法

PSO 以其原理简单易操作、独特搜索机理、出色的收敛性能, 在优化领域被广泛应用, 但存在计算复杂度高、通用性低、群体多样性丧失较快等问题, 因而容易“早熟”现象。ABC 具有较少的控制参数和鲁棒性, 和其他的智能优化算法, 不易陷入局部最优<sup>[10-11]</sup>。笔者结合 PSO 算法和 ABC 算法各自的优势, 提出了一种粒子群-蜂群混合算法 (PSO-ABC), 把种群划分为 2 个子种群, 迭代过程中, 一个子种群使用 ABC 算法寻优, 找出最优解, 另一个子种群使用 PSO 算法寻优, 找出最优解, 分别比较 2 次最优解, 选出全局最优解, 该最优解即为此次迭代中的全局最优解。该算法主要包括粒子群的全局搜索阶段、雇佣蜂阶段、粒子群的局部搜索阶段、跟随蜂阶段和侦察蜂阶段, PSO-ABC 混合算法流程如图 2 所示, 主要步骤如下:

步骤 1: 构建任务区域和威胁模型, 设置无人机的起始点和终点;

步骤 2: 参数初始化, 设置粒子群数目  $N$ , 最大迭代次数  $\text{iter}$ , 循环次数  $\text{limit}$ , 学习因子  $c_1$  和  $c_2$ , 惯性权重的初始值  $\omega_1$  和终值  $\omega_2$ ;

步骤 3: 将群体等分为 2 个种群, 种群 1 中的个体按照 PSO 操作进化, 种群 2 中的个体按照 ABC 操作进化;

步骤 4: 设置迭代计数器  $t=0$ , 判断是否满足信息交流条件, 若满足则进行信息交流;

步骤 5: 种群 1 和种群 2 分别按式(8)、(11)和(14)产生新解, 并计算无人机的适应度值;

步骤 6: 更新种群 1 中的  $p_i$  和  $p_g$ ;

步骤 7: 如果种群 2 中的新解的适应值优于  $x_i$ , 则用其替换  $x_i$ , 否则不变;

步骤 8: 计算  $x_i$  的适应度值, 并根据式(14)产生的新解, 并计算概率  $q_i$ ;

步骤 9: 侦察蜂根据  $q_i$  选择蜜源, 并按式(14)产生新解, 如果新解的适应度值优于  $x_i$ , 则用其替换  $x_i$ , 否则不变;

步骤 10: 经过限定次数循环后, 判断是否有需要丢掉的解, 若有, 则按式(14)产生满足约束条件的新解;

步骤 11: 更新迭代计数器  $t=t+1$  并记录当前整个群体中最佳个体, 若满足约束条件, 则终止计算, 否则转至步骤 4;

步骤 12: 对产生的节点非均匀 B 样条曲线光滑, 得到最终航机规划路径。

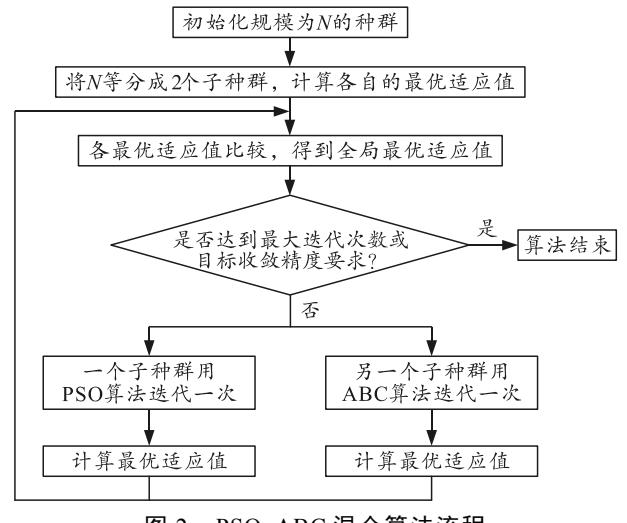


图 2 PSO-ABC 混合算法流程

## 2 问题描述

### 2.1 建立环境模型

无人机在执行任务时, 会遇到各种复杂的战场环境, 主要有地形障碍、天气、禁飞区、雷达等静态威胁。笔者将所有不可飞行区域等效为障碍物表示, 这样无人机在复杂环境下的航迹规划问题就简化成了避障路线的问题。针对无人机路径规划做如

下假设：

- 1) 将障碍物或威胁区等视为球形区域；
- 2) 无人机的飞行轨迹不能进入球形禁飞区域，同时应能保证其路径达到全局最优；
- 3) 通过航迹节点的线段均为折线，为设计一条合理可行的飞行路线，对其进行非均匀 B 样条曲线拟合，使其变为光滑曲线。

## 2.2 航路规划代价评估

无人机航迹综合评估需要考虑无人机性能约束代价和外部环境威胁代价 2 方面。其中，无人机性能约束主要包括飞行距离、最小转弯半径、飞行高度、最大偏航角、最大俯仰角和作业时间等；外部环境威胁代价主要包括飞行高度威胁代价、雷达威胁代价和碰撞威胁代价等。飞行高度威胁代价是由无人机飞行高度决定的，雷达威胁代价主要考虑无人机被雷达发现和拦截的概率，碰撞威胁代价主要考虑无人机与山地地形碰撞概率<sup>[12]</sup>。为降低雷达威胁，无人机应充分利用地形采取低空飞行策略并在探测盲区飞行。现代军事防务也要求无人机必须在合适的高度巡航，才能达到隐蔽和避免威胁的目的。

基于以上分析，笔者建立无人机航迹规划代价函数如下：

$$\min J = \min(w_1 J_1 + w_2 J_2 + w_3 J_3 + w_4 J_4)。 \quad (15)$$

式中： $w_1, w_2, w_3, w_4$  为权重系数； $J_1$  为飞行距离代价； $J_2$  为飞行高度威胁； $J_3$  为雷达威胁代价； $J_4$  为碰撞威胁代价。

$$J_1 = k_0 \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} + k_j \sum_{j=1}^5 \omega_j; \quad (16)$$

$$\omega_j = \begin{cases} 0, & \text{航路满足约束条件} \\ \varepsilon, & \text{航路不满足约束条件} \end{cases}。 \quad (16)$$

式中： $k_j, \omega_j$  分别为比例系数和第  $j$  个约束的惩罚系数； $\varepsilon$  为一个充分大的数。

$$J_2 = \sum_{i=1}^n g_i; \quad g_i = \begin{cases} c_{21}(H_{\min} - h_i), & h_i < H_{\min} \\ 0, & H_{\min} \leq h_i \leq H_{\max} \\ c_{22}(h_i - H_{\max}), & h_i > H_{\max} \end{cases}。 \quad (17)$$

式中： $g_i$  为无人机飞行时受高度影响带来的威胁程度； $h_i$  为第  $i$  段飞行高度； $H_{\min}, H_{\max}$  为无人机飞行最低和最高高度； $c_{21}, c_{22}$  为威胁系数。

$$J_3 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i。 \quad (18)$$

式中： $n$  为检测单元数量； $P_i$  为第  $i$  个单元最大雷达检测概率； $J_3$  为整个规划路径评价探测概率。

$$J_4 = \sum_{i=1}^m f_i; \quad f_i = \begin{cases} 0, & h \geq H_g + H_{\min} \\ c_m, & h < H_g + H_{\min} \end{cases}。 \quad (19)$$

式中： $h, H_g, H_{\min}$  分别为无人机高度、地形高度和最小安全高度； $f_i$  为第  $i$  段威胁程度； $c_m$  为碰撞威胁系数。

## 3 仿真实例

### 3.1 无人机 2 维路径规划

笔者首先假定飞机在遇到威胁前已到达预定高度，处于巡航阶段，飞行区域为  $500 \times 400$  的 2 维矩形区域，威胁区个数为 7，航迹规划只考虑 2 维平面，威胁模型采用等效圆来表示：

$$(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 \leq r_i^2。 \quad (20)$$

式中： $(x, y)$  为无人机当前位置； $(x_i, y_i)$  为第  $i$  个威胁的中心坐标； $r_i$  为威胁作用半径。

验证基于非均匀 B 样条曲线的无人机路径规划的可行性和有效性，采用 Matlab 软件仿真分析。威胁源位置和半径如表 2 所示。设起点和终点坐标分别为  $(0, 0)$  和  $(470, 400)$ 。表 3 给出了 PSO-ABC 算法中的主要参数，适应度函数如下：

$$\min J = \min(w_1 J_1 + w_2 J_2 + w_3 J_3 + w_4 J_4)。 \quad (21)$$

表 2 无人机基地相关信息

m

| 序号 | 威胁源中心坐标    | 威胁半径 |
|----|------------|------|
| 1  | (270, 150) | 60   |
| 2  | (120, 100) | 65   |
| 3  | (340, 350) | 70   |
| 4  | (70, 300)  | 50   |
| 5  | (420, 100) | 60   |
| 6  | (190, 300) | 30   |
| 7  | (176, 207) | 20   |

表 3 算法参数

| 参数名称       | 种群数  | 参数名称   | 种群数   |
|------------|------|--------|-------|
| 粒子群数目      | 40.0 | 采蜜蜂数目  | 20.0  |
| 惯性权重       | 1.0  | 观察蜂数目  | 20.0  |
| 学习因子 $c_1$ | 1.5  | 最大循环次数 | 400.0 |
| 学习因子 $c_2$ | 1.5  | 蜜源开采上限 | 100.0 |
| 人工蜂群数目     | 40.0 |        |       |

本文中算法规划路径的优劣通过飞行距离代价、雷达威胁代价和碰撞威胁代价加权平均进行衡量，分别取权重为 0.4、0.3 和 0.3，设置节点数为 17，仿真结果如图 3 所示，在约束条件相同的情况下，基于非均匀 B 样条曲线对路径进行二次优化，经过 400 次迭代，PSO-ABC 混合算法与 PSO 算法和 ABC 算法相比，规划航路长度更优(表 4)，平滑后的航路长度为 642.943 8 m，生成的可飞行路

径可以很好的躲避障碍物的威胁, 提高了无人机的飞行的安全性和高效性, 在航迹规划方面具有更好的性能。

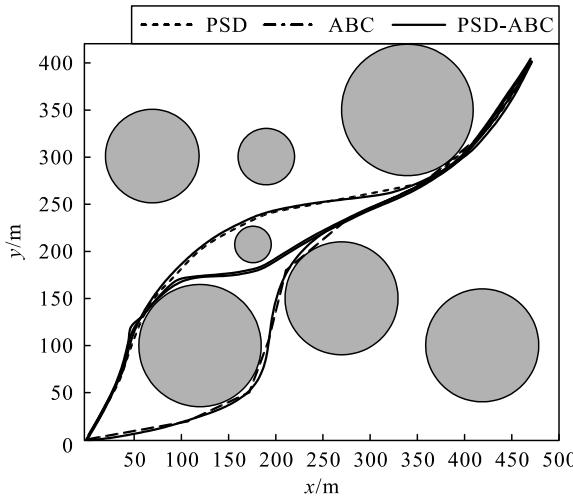


图3 采用B样条曲线路径规划算法最优路径

表4 仿真结果

| 算法      | 迭代次数 | 航路长度/m    | 折线长度/m    |
|---------|------|-----------|-----------|
| PSO     | 400  | 671.121 5 | 637.374 2 |
| ABC     | 400  | 661.613 2 | 625.351 6 |
| PSO-ABC | 400  | 642.943 8 | 617.171 0 |

### 3.2 无人机3维路径规划

为验证基于非均匀B样条曲线的无人机3维路径规划的可行性和有效性, 在模拟场景中设置了雷达和高山等静态威胁物, 各种威胁物位置和威胁半径大小如表5所示。

表5 无人机基地相关信息

| 序号 | 威胁源中心坐标        | 威胁半径 |
|----|----------------|------|
| 1  | (270, 150, 50) | 60   |
| 2  | (120, 100, 30) | 65   |
| 3  | (340, 350, 30) | 70   |
| 4  | (70, 300, 30)  | 50   |
| 5  | (420, 100, 30) | 60   |
| 6  | (190, 300, 25) | 30   |
| 7  | (176, 207, 35) | 20   |

无人机飞行起点坐标为(0, 0, 0), 飞行终点坐标为(470, 400, 0.04), 无人机的飞行参数如表6所示。

表6 无人机相关飞行参数

| 飞行参数        | 数值               |
|-------------|------------------|
| 飞行起点        | (0, 0, 0.02)     |
| 飞行终点        | (470, 400, 0.04) |
| 水平最大转弯角/(°) | 45               |
| 垂直最大转弯角/(°) | 45               |
| 最小转弯半径/m    | 0.5              |
| 最高飞行高度/m    | 1                |
| 最低飞行高度/m    | 0.5              |
| 最大航程/m      | 30               |
| 飞行速度/(m/s)  | 30               |

利用Matlab软件将相关威胁源仿真, 结合雷达

威胁和地形威胁, 构建无人机3维飞行环境并将提前设定好的飞行起点和任务终点标注在图中。为得到相对稳定结果, 并更好展示算法的优势, 笔者进行了多次重复模拟仿真。算法参数如表7所示。

表7 算法参数

| 参数名称       | 种群数   | 参数名称   | 种群数 |
|------------|-------|--------|-----|
| 粒子群数目      | 50.00 | 采蜜蜂数目  | 20  |
| 惯性权重       | 0.95  | 观察蜂数目  | 20  |
| 学习因子 $c_1$ | 2.00  | 最大循环次数 | 400 |
| 学习因子 $c_2$ | 2.00  | 蜜源开采上限 | 100 |
| 人工蜂群数目     | 40.00 | 设置节点数目 | 45  |

路径规划曲线形式由通过节点数目和通过B样条曲线插值来决定, 节点数过多, 曲线更加平滑, 但增加了计算耗时, 相应增加了转弯次数, 为平衡计算耗时和最优路径之间矛盾, 笔者通过多次模拟仿真比较, 节点数目设置为45, 结果表明: 3种算法给出了不同的飞行路径, 均很好地躲避了雷达威胁和地形障碍(图4), PSO-ABC和其他2种算法相比, 在平均收敛迭代次数和平均运行时间具有一定优势(表8), 该算法具有较强的环境适应能力, 计算速度快, 收敛精度较高。

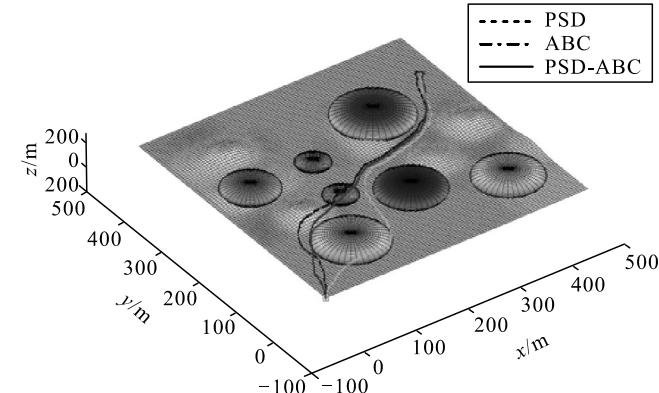


图4 3维空间航迹规划俯视图

表8 仿真结果

| 算法      | 平均运行时间/s | 航路长度/m    | 平均收敛迭代次数 |
|---------|----------|-----------|----------|
| PSO     | 34       | 767.104 5 | 120      |
| ABC     | 26       | 740.916 1 | 80       |
| PSO-ABC | 21       | 726.309 6 | 60       |

### 4 结束语

无人机执行任务除了利用先进材料提升防护装备在伪装、防护、探测等多方面综合性能, 还要根据周围环境、障碍物等信息来规划航迹路径, 笔者对无人机路径规划算法中面对各种威胁源, 简化处理为圆形或球形障碍物。针对航迹优化问题, 结合粒子群和人工蜂群算法的优点, 使其具有更高的搜

索效率和全局搜索能力，提出了一种基于 B 样条曲线优化的 PSO-ABC 算法的无人机 2 维和 3 维路径规划算法，仿真结果表明对路径平滑优化处理，可以有效地缩短解算最优解的耗时，得到更优的路径解，在复杂多变的战场环境中能够快速寻找全局最优路径，提高了算法的求解速度和精度，可以满足规划要求的可靠性和安全性。

## 参考文献：

- [1] 高晓光, 杨有龙. 基于不同威胁体的无人机作战飞机初始路径规划[J]. 航空学报, 2003, 24(5): 435–438.
- [2] 龚志丹. PH 曲线运动轨迹规划算法的研究与实现[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2012: 12.
- [3] 宿勇. 基于曲率连续曲线的无人机路径规划方法[J]. 舰船电子工程, 2017, 37(3): 31–34.
- [4] 王峰, 祝小平, 周洲. 一种基于 Clothoid 曲线的无人机路径规划算法[J]. 西北工业大学学报, 2012, 30(6), 36(4): 874–878.
- [5] RAVANKAR A, KOBAYASHI Y, et al. Path smoothing techniques in robot navigation: state of the art, current

(上接第 95 页)

此外，海岛微电网+储能的结合，可以为海岛提供稳定电能保障，解决“不断电”和“用好电”的问题，为发展海岛经济提供了强有力的支持，智慧军事能源技术的发展，如能源互联网系统建设，也为海岛军营等特殊环境下的能源保障提供了新的解决方案。

实际配电网的验证结果表明：该策略能有效提升储能系统的经济效益，增强海岛电网的韧性和可靠性，尤其在低价时段增加充电、高价时段向电网供电，实现了电费节约和电网平衡的目标。

## 参考文献：

- [1] 秦燕兰. 光伏技术在农业生产与工程领域中的应用[J]. 太阳能学报, 2024, 45(7): 752–753.
- [2] 刘佳佳, 巨星. 弃电热储能光伏-光热复合发电系统技术经济性分析[J/OL]. 发电技术, 1–10[2025–03–25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/33.1405.TK.20240529.0850.002.html>.

and future challenges[J]. Sensors, 2018, 18(9): 3170–3200.

- [6] LIN X Z, ZHU M H, MO J L, et al. Tribological and electric-arc behaviors of carbon/copper pair during sliding friction process with electric current applied[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2011, 21(2): 292–299.
- [7] 李虹, 刘松, 孙志毅, 等. 基于非均匀 B 样条曲线的挖掘机最优时间轨迹规划[J]. 中国工程机械学报, 2021(19): 302–306.
- [8] 施法中. 计算机辅助几何设计与非均匀有理匀有理 B 样条[M]. 北京: 高等教育出版社, 1994: 135.
- [9] RAVANKAR A, RAVANKAR A A, KOBAYASHI Y, et al. Path smoothing techniques in robot navigation: state-of-the-art, current and future challenges[J]. Sensors, 2018, 18(9): 3170.
- [10] 贺井然, 何广军, 于学生. 基于改进蜂群算法的无人机路径规划[J]. 火力与指挥控制, 2021, 46(10): 103–106.
- [11] 吴振, 吴红兰. 基于改进遗传算法的无人机航路规划[J]. 电子测量技术, 2021, 44(24): 52–58.
- [12] 伍鹏飞. 基于智能算法的无人机路径规划研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2022.

- 
- [3] 梁海平, 李子恩, 杨海跃, 等. 面向源荷储效益最大化的多场景储能优化配置[J/OL]. 华北电力大学学报(自然科学版), 1–11[2025–03–25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1212.TM.20240807.1223.004.html>.
  - [4] 陈景文, 单茜. 基于 MILP-TD3 的用户侧储能系统优化运行[J/OL]. 中国电机工程学报, 1–11[2025–03–25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.tm.20240624.1156.012.html>.
  - [5] 王睿, 白晓清, 黄圣权. 基于鲁棒随机优化的低压配电网最优潮流本地控制策略[J/OL]. 上海交通大学学报, 1–24[2025–03–25]. <https://doi.org/10.16183/j.cnki.jsjtu.2024.066>.
  - [6] 韦子瑜, 赵书强, 江一航, 等. 调度非预期性下考虑动态频率安全的多阶段混合整数优化调度方法[J/OL]. 中国电机工程学报, 1–16[2024–11–22]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.tm.20241118.1415.002.html>.
  - [7] 李翠萍, 王艺茗, 李军徽, 等. 基于多储能动态调控的光储黑启动控制策略[J]. 太阳能学报, 2024, 45(9): 611–622.
  - [8] 周晓东, 宋卫东, 朱柯. 混合储能微电网新能源多时段动态调度方法[J]. 电子设计工程, 2024, 32(9): 11–14.