

# 控制与决策

Control and Decision

## 面向多目标侦察任务的无人机航线规划

杜云, 贾慧敏, 邵士凯, 郝菁

引用本文:

杜云, 贾慧敏, 邵士凯, 等. 面向多目标侦察任务的无人机航线规划[J]. *控制与决策*, 2021, 36(5): 1191–1198.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1284>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 输出误差约束下四旋翼无人机预定性能反步控制

Prescribed performance backstepping control for quadrotor UAV with output error constraint

*控制与决策*. 2021, 36(5): 1059–1068 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1249>

### 基于凸面体圆弧航路的无人机自主避障算法

Autonomous obstacle avoidance algorithm designed for UAV based on convex circular trajectory

*控制与决策*. 2021, 36(3): 653–660 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0768>

### 四旋翼无人机抗干扰轨迹跟踪控制

Anti-interference trajectory tracking control of quadrotor UAV

*控制与决策*. 2021, 36(2): 379–386 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0875>

### 微型无人机集群低时延组网规划方法

A low delay networking planning method for micro UAV swarm

*控制与决策*. 2020, 35(11): 2696–2706 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1549>

### 基于树形结构无界存档的多目标粒子群算法

Multi-objective particle swarm optimization algorithm based on tree-structured unbounded archive

*控制与决策*. 2020, 35(11): 2675–2686 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0276>

# 面向多目标侦察任务的无人机航线规划

杜云<sup>1</sup>, 贾慧敏<sup>1</sup>, 邵士凯<sup>1†</sup>, 郝菁<sup>2</sup>

(1. 河北科技大学 电气工程学院, 石家庄 050018; 2. 卫星导航系统与装备技术国家重点实验室, 石家庄 050081)

**摘要:** 针对无人机执行多目标侦察任务的航线规划问题, 提出一种改进粒子群算法结合高斯伪谱法的分层航线规划方法. 设计改进粒子群算法进行航线预规划, 针对传统粒子群优化算法收敛速度慢、易陷入局部最优的问题, 通过引入混沌映射初始化和自适应参数调整策略, 加快算法收敛速度, 提升解的最优性. 在此基础上, 结合最短路径求解策略, 完成对侦察任务的时序排列, 得到可执行的最优侦察任务方案, 进而为提升侦察航线的精确性和可控性, 基于高斯伪谱法进行航线再规划. 引入航线预规划结果作为初值猜测, 进一步提升算法的效率和准确性. 最后在复杂环境下进行无人机侦察航线仿真分析, 结果表明所设计算法能够快速生成任务执行方案与高精度侦察航线, 符合军事无人机执行侦察任务的工程应用.

**关键词:** 无人机; 航线规划; 粒子群算法; 图论; 高斯伪谱法

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.1284

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 杜云, 贾慧敏, 邵士凯, 等. 面向多目标侦察任务的无人机航线规划[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1191-1198.

## UAV trajectory planning for multi-target reconnaissance missions

DU Yun<sup>1</sup>, JIA Hui-min<sup>1</sup>, SHAO Shi-kai<sup>1†</sup>, HAO Jing<sup>2</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang 050018, China; 2. State Key Laboratory of Satellite Navigation System and Equipment Technology, Shijiazhuang 050081, China)

**Abstract:** A hierarchical trajectory planning method based on improved particle swarm optimization (PSO) combined with Gauss pseudo-spectral method is proposed to solve the trajectory planning of multi-target reconnaissance missions for unmanned aerial vehicles (UAVs). Firstly, an improved PSO algorithm is designed for trajectory pre-planning. Aiming at the problem of slow convergence of traditional PSO algorithms, which is easy to fall into the local optimization problem, the chaos mapping initialization and adaptive parameter adjustment strategies are introduced to accelerate the algorithm convergence and improve the optimality of the solution. On this basis, combined with the shortest path solution strategy, the sequence of reconnaissance tasks is completed, and the executable reconnaissance task plan is obtained. Furthermore, in order to improve the accuracy and controllability of reconnaissance trajectories, trajectory re-planning based on Gauss pseudo-spectral method is proposed. By introducing the results of trajectory pre-planning as initial value guessing, the efficiency and accuracy of the algorithm are further improved. Finally, the simulation under complex environments shows that the designed algorithm can quickly generate mission execution plans and high-precision reconnaissance trajectories, which is consistent with the engineering applications of military UAVs performing reconnaissance tasks.

**Keywords:** UAV; trajectory planning; particle swarm optimization (PSO); graph theory; Gauss pseudo-spectral method

## 0 引言

在军事对抗中, 对于随时可能出现的战事威胁, 如何利用已有军事资源对区域进行连续的侦察监视成为一项重要研究课题<sup>[1]</sup>. 在多任务情形下, 规划一条躲避障碍物并以最短航程执行任务的航线, 对提高

任务执行效率、减小油耗、降低威胁系数、提高生存率起着重要作用, 同时也是当前无人机实现智能飞行、完成侦察任务面临的一项重要挑战.

目前, 国内外许多学者针对无人机航线规划问题进行了研究, 提出了一系列解决办法. 文献[2]提出

收稿日期: 2019-09-10; 修回日期: 2019-12-17.

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(61903122); 河北省通航增材制造协同中心开放基金项目; 河北科技大学博士启动基金项目(PYB2019010); 河北科技大学五大平台开放基金项目(2014PT27, 2018PT09, 2018PT23).

责任编辑: 董久祥.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: kdssk@126.com.

一种定向A\*算法,可得出平滑可飞的预规划航线,并通过仿真实验验证了算法的有效性.文献[3]提出了一种结合粒子群算法和企鹅搜索优化算法(penguin search optimization algorithm, PeSOA)的无人机侦察混合策略,首次将PeSOA算法用于无人机侦察.近些年,基于生物启发的群智能优化算法受到了学者们的广泛关注,并在无人机航线规划领域实现应用.其中,粒子群算法(PSO)作为典型的群智能优化算法,以其收敛速度快、算法易实现及通用性强等特点,应用于无人机航线规划求解并取得一定成果<sup>[4]</sup>.但在运用粒子群算法规划无人机航线过程中,仍有不足之处,如解易陷入局部最小与早熟,并未考虑无人机动力学与运动学之间的强耦合关系,导致其结果只具备粗略的引导作用.为进一步提高求解精度,有学者采用数值方法将求解的航线拓展到四维,其规划结果可直接作为无人机飞行控制系统的参考指令,大大降低了控制难度与复杂度<sup>[5]</sup>.数值方法主要分为间接法和直接法两类,由于间接法求解步骤繁琐、难度较大,多选用直接法作为无人机航线优化问题求解方法.

伪谱法作为新型直接法,近几年被广泛应用于解决各类优化问题.常用的伪谱法包括高斯(Gauss)伪谱法、勒让德(Legendre)伪谱法、拉道(Radau)伪谱法和切比雪夫(Chebyshev)伪谱法.其中Gauss伪谱法以求解精度高、收敛速度快等优点,多应用于航空航天领域处理最优化问题.文献[6]提出了一种基于伪谱的非线性最优航线规划解决方法,运用非线性规划求解最优航线.文献[7]采用可自适应选点的hp自适应伪谱法将最优控制问题转化为非线性规划问题并进行求解,实现无人机航线优化.基于高斯伪谱法的航线优化虽然能够处理动力学约束以及环境约束等问题并得到高精度解,但仍存在较大的局限性,当问题维数较大、复杂程度较高时,会出现求解时间长、收敛速度慢甚至无法求得可行解等问题,同时,高斯伪谱法最优解的优劣性紧密依赖初值选取质量,良好的初值选取有助于最优结果的实现.

本文针对战场环境日益复杂化、任务数量较多、执行策略多变、高精度航线规划算法求解速度慢等问题,提出一种改进粒子群算法结合高斯伪谱法的分层无人机航线规划方法,考虑在复杂环境下的多目标侦察情形,首先基于改进粒子群算法进行全局航线预规划,在传统算法基础上引入混沌映射以及学习因子自适应调整等策略,以改善粒子初始分布,加强粒子的寻优能力与收敛速度;其次,基于图论方法求解无人机飞行最短路问题,得到任务执行序列;接着,基于

高斯伪谱法进行航线再规划,将与任务序列对应的航线预规划结果进行多项式拟合,拟合结果用作高斯伪谱法的初值猜测,完成航线再规划;最后,设计并进行多障碍物下的仿真和飞行实验,表明算法的有效性.

## 1 问题描述与模型建立

### 1.1 任务场景

针对无人机多目标任务侦察问题,考虑到各目标点位置、障碍区域已由航天卫星与雷达探测得知,影响任务完成的关键在于:1)如何在多目标侦察任务中确定任务的先后执行顺序;2)如何保证整体侦察航线的最优性,如距离最短、性能指标最优等;3)如何获取高精度多维度航线指令,为飞控系统提供良好参考.无人机在复杂任务场景中执行侦察任务示例如图1所示.

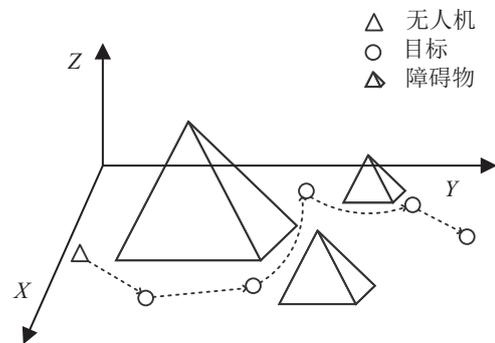


图1 任务场景

### 1.2 航线规划模型

#### 1.2.1 航线预规划问题描述

1) 边界约束.在航线预规划过程中需满足如下边界约束条件:

$$\begin{cases} x_{\min} \leq x \leq x_{\max}, \\ y_{\min} \leq y \leq y_{\max}, \\ z_{\min} \leq z \leq z_{\max}. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $x$ 、 $y$ 、 $z$ 为无人机在惯性坐标系下相对原点的位置, $x_{\min}$ 、 $x_{\max}$ 、 $y_{\min}$ 、 $y_{\max}$ 、 $z_{\min}$ 、 $z_{\max}$ 为无人机可飞行区域边界值.

2) 速度约束.无人机飞行过程中,应满足如下速度约束:

$$v_{\min} \leq v \leq v_{\max}. \quad (2)$$

其中: $v$ 为无人机飞行速度, $v_{\min}$ 、 $v_{\max}$ 分别为无人机可达到的最小、最大飞行速度.

3) 性能指标.从无人机飞行时效角度考虑,将躲避障碍物并以最短航程到达目标点作为航线预规划问题性能指标<sup>[8]</sup>,具体可表示为

$$F = f + f_T.$$

$$f = \frac{\sum_{i=2}^K \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2 + (z_i - z_{i-1})^2}}{\sqrt{(x_k - x_1)^2 + (y_k - y_1)^2 + (z_k - z_1)^2}}$$

$$f_T = \begin{cases} 1, & \text{contact;} \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

其中:  $F$  为总代价;  $f$  为航程代价;  $K$  为两目标点间航线点数量,  $i = 1, 2, \dots, K$ ;  $f_T$  为威胁代价。

### 1.2.2 航线再规划问题描述

为进一步提高求解精度, 获得飞行参考指令, 进行无人机航线再规划。首先建立状态变量与控制变量间的数学关系, 通过求解目标函数的最优值进而获得无人机飞行航线。该问题可用一般最优控制方法进行数学描述, 通常表示为 Bolza 型性能指标函数<sup>[9]</sup>

$$J = \phi[x(t_0), t_0, x(t_f), t_f] + \int_{t_0}^{t_f} L[x(t), u(t), t] dt. \quad (4)$$

其中:  $x(t) \in R^n$  为状态变量,  $t_0$  为初始时刻,  $t_f$  为末端时刻,  $L$  为动态性能指标,  $\phi$  为末端性能指标。满足:

1) 状态方程约束

$$\dot{x} = f[x(t), u(t), t], \quad t \in [t_0, t_f]. \quad (5)$$

2) 边界条件

$$\phi[x(t_0), t_0, x(t_f), t_f] = 0. \quad (6)$$

3) 航线约束

$$C[x(t), u(t), t] \leq 0. \quad (7)$$

其中  $u$  为控制量, 且满足  $u_{\min} \leq u \leq u_{\max}$ 。

### 1.2.3 无人机动力学模型

以四旋翼无人机动力学模型为例, 进一步考虑无人机速度、位置、姿态等约束条件。

1) 基本信息。位置坐标  $(x, y, z)^T$ 、沿轴速度  $(v_x, v_y, v_z)^T$ 、绕轴姿态  $(\phi, \theta, \psi)^T$  和绕轴角速度  $(p, q, r)^T$  分别表示为<sup>[10]</sup>

$$\begin{aligned} \dot{x} &= v_x, \quad \dot{y} = v_y, \quad \dot{z} = v_z, \\ \dot{v}_x &= [U_1(\cos \phi \sin \theta \cos \psi + \sin \phi \sin \psi)]/m, \\ \dot{v}_y &= [U_1(\cos \phi \sin \theta \cos \psi - \sin \phi \sin \psi)]/m, \\ \dot{v}_z &= [U_1 \cos \phi \cos \theta - mg]/m, \\ \dot{\phi} &= p, \quad \dot{\theta} = q, \quad \dot{\psi} = r, \\ \dot{p} &= [U_2 + qr(k_y - k_z)]/k_x, \\ \dot{q} &= [U_3 + rq(k_z - k_x)]/k_y, \\ \dot{r} &= [U_4 + pq(k_x - k_y)]/k_z. \end{aligned} \quad (8)$$

其中:  $x, y, z$  为无人机相对惯性坐标系原点的3个轴的距离;  $v_x, v_y, v_z$  为无人机速度在惯性坐标系3个轴

方向的分量;  $m$  为无人机质量;  $g$  为重力加速度;  $U_1$  为垂直升力;  $U_2, U_3, U_4$  为力矩;  $k_x, k_y, k_z$  为无人机相对于惯性坐标系的转动惯量。

2) 性能约束。四旋翼无人机性能由其自身能力决定, 为保证无人机安全, 对无人机飞行速度、姿态角和绕轴角速度加以约束, 有

$$\begin{cases} |v_x| \leq v_1, |v_y| \leq v_2, |v_z| \leq v_3; \\ |\phi| \leq \phi_{\lim}, |\theta| \leq \theta_{\lim}, |\psi| \leq \psi_{\lim}; \\ |p| \leq p_{\lim}, |q| \leq q_{\lim}, |r| \leq r_{\lim}. \end{cases} \quad (9)$$

其中:  $v_x, v_y, v_z$  为无人机在惯性坐标系下的飞行速度,  $\phi, \theta, \psi$  为无人机在机身坐标系相对惯性坐标系的姿态角,  $p, q, r$  为无人机自身角速度,  $v_1, v_2, v_3$  为速度的边界值,  $\phi_{\lim}, \theta_{\lim}, \psi_{\lim}$  为姿态角的边界值,  $p_{\lim}, q_{\lim}, r_{\lim}$  为角速度的边界值。

## 2 求解策略

针对无人机进行多目标侦察需考虑的3个主要问题提出具体求解策略, 如图2所示。

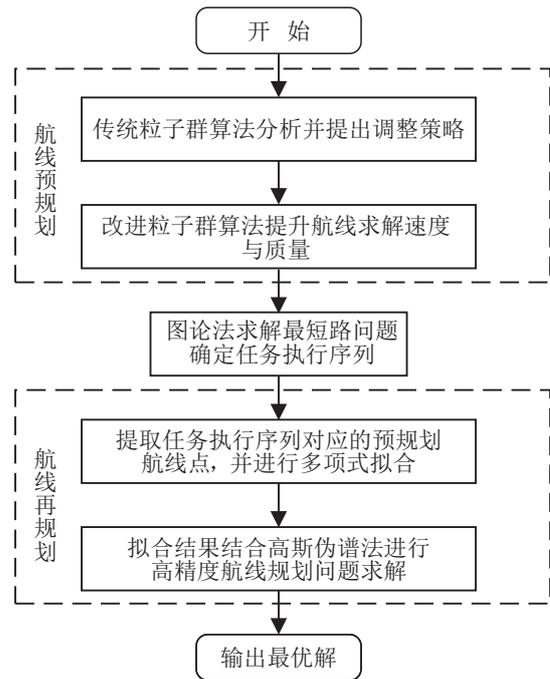


图2 求解过程

### 2.1 面向侦察任务的航线预规划

近几年, 粒子群算法作为一种新型群智能优化算法, 广泛应用于求解最优航线问题<sup>[11]</sup>。面向侦察任务的航线预规划的求解思路为: 将简化后的无人机模型结合粒子群算法求解无人机可飞行航线并计算飞行航程。

#### 2.1.1 传统粒子群算法

假设在一个  $D$  维的目标搜索空间中,  $m$  个代表问题潜在解的粒子组成种群  $x = [x_1, x_2, \dots, x_m]$ , 第  $i$

个粒子的信息可以表示为  $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]^T$ , 速度表示为  $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]^T$ . 算法首先初始化  $m$  个随机粒子, 然后通过迭代找到最优解. 每一次迭代中, 粒子通过跟踪两个极值进行信息交流, 一个是第  $i$  个粒子目前自身找到的最优解, 称为个体极值, 即  $p_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}]^T$ ; 另一个是所有粒子目前找到的最优解, 称为群体极值, 即  $p_g = [p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}]^T$ . 粒子在更新上述两个极值后, 根据式 (10) 和 (11) 更新自己的速度  $v_i$  和位置  $x_i$ , 即

$$v_i^{t+1} = wv_i^t + c_1r_1(p_i^t - x_i^t) + c_2r_2(p_g^t - x_i^t), \quad (10)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1}. \quad (11)$$

其中:  $w$  为惯性权重;  $c_1$  和  $c_2$  为两个学习因子, 分别表示粒子对个体最优和全局最优的学习能力;  $r$  为  $(0, 1)$  之间的随机数.

### 2.1.2 改进粒子群算法

传统粒子群算法虽具有计算初期收敛速度快、通用性强等优点, 但在求解复杂多维度问题上仍存在收敛过早、易陷入局部最优甚至无法收敛等问题<sup>[12]</sup>. 针对以上现象对传统粒子群算法作出改进, 在保证航程最短的前提下进一步提升求解质量和收敛速度.

1) 参数调整. 惯性权重  $w$  和学习因子  $c_1$ 、 $c_2$  是影响粒子群算法中粒子速度与位置的重要参数, 其中  $w$  作为平衡全局搜索和局部搜索的惯性权重, 常采用如下所示的线性递减方式<sup>[13]</sup>:

$$w_t = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min})(t/T). \quad (12)$$

其中:  $t$  为当前迭代次数,  $w_{\min}$ 、 $w_{\max}$  分别为惯性权重的最小值、最大值,  $T$  为最大迭代次数. 由粒子群算法速度及位置更新公式可知, 学习因子也在很大程度上影响着粒子速度更新, 为提高收敛速度并防止种群陷入局部最优, 对学习因子进行自适应调幅设计, 提出学习因子线性调整策略, 有

$$c_1 = c_{\min} + (c_{\max} - c_{\min})(t/T), \quad (13)$$

$$c_2 = c_{\max} - (c_{\max} - c_{\min})(t/T). \quad (14)$$

其中: 个体学习因子  $c_1$  随迭代次数的增加, 由最小值线性递增至最大值; 种群学习因子  $c_2$  随迭代次数增加, 由最大值线性递减到最小值. 迭代初期种群学习能力较强, 有助于粒子从当前位置向全局最优解的方向搜索, 提升收敛速度, 后期粒子个体学习较强, 防止种群堆积在群体最优解附近进行重复搜索导致搜索停滞, 避免算法陷入局部最优解, 且  $c_1$  与  $c_2$  的和始终满足  $c_1 + c_2 = c_{\min} + c_{\max}$ , 表示粒子搜索与收敛能力之和恒定.

2) 混沌初始化. 初始粒子的分布也同样影响粒

子群算法的收敛速度与解的优劣. 若初始粒子较为均匀地分布在解空间中, 则算法寻优的快速性以及解的质量都会有很大提升. Logistic 混沌具有良好的分布特性<sup>[14]</sup>, 传统的 Logistic 映射的迭代方程为

$$x_{n+1} = \mu x_n(1 - x_n). \quad (15)$$

其中:  $\mu$  为控制参数,  $\mu \in [0, 4]$ ;  $x_n$  为迭代状态值,  $x_n \in (0, 1)$ ,  $n = 0, 1, \dots$ , 定义在连续的实数域  $0 \sim 1$  之间. 当  $\mu = 4$  时, 系统在  $[0, 1]$  处于混沌状态.

将 Logistic 混沌映射用于粒子群算法的初始化中, 得到更加均匀分布的粒子, 使粒子分布覆盖区域更广, 防止种群出现过早收敛现象.

### 2.2 无人机最短侦察路线选择

根据侦察任务航线预规划的结果, 结合图论法求解最短航程步骤如下.

step 1: 建立图论模型. 将侦察环境中的无人机与全部目标点建模为一个加权无向图.

step 2: 确定权值. 以粒子群算法预规划航程构建邻接矩阵, 即为图的权值.

step 3: 确定任务执行方案. 结合图论法与深度优先搜索算法求解最短路问题, 快速获得无人机任务执行方案.

### 2.3 面向侦察任务的航线再规划

结合粒子群算法与图论法只能快速求得无人机执行任务最短航程, 若想为无人机提供精度更高的飞行参考指令, 则需引入高斯伪谱法进行航线再规划. 高斯伪谱法将连续的最优控制问题离散化, 进而转化为非线性规划问题, 再使用非线性优化方法得出最优解, 具体步骤如下.

step 1: 时域变换. 高斯伪谱法通过下式将时间由区间  $[t_0, t_f]$  变换到区间  $[-1, 1]$ :

$$\tau = \frac{2t - t_f + t_0}{t_f - t_0}, \quad t \in [t_0, t_f], \quad (16)$$

其中  $\tau$  为满足高斯伪谱法时域转换的区间.

step 2: 离散点选择. 当离散点个数为  $N$  时, 高斯伪谱法的配点取  $N$  阶勒让德多项式的根, 勒让德多项式表示为

$$p_n(\tau) = \frac{1}{2^n n!} \frac{d^n}{d\tau^n} [(\tau^2 - 1)^n]. \quad (17)$$

step 3: 变量离散化. 根据拉格朗日多项式对状态变量进行离散, 有

$$x(\tau_n) \approx X(\tau_n) = \sum_{i=1}^N L_i(\tau_n) X(\tau_i), \quad n = 1, 2, \dots, N;$$

$$L_i(\tau) = \prod_{j=1, j \neq i}^N \frac{\tau - \tau_j}{\tau_i - \tau_j} = \frac{g(\tau)}{(\tau - \tau_i)g'_\tau}. \quad (18)$$

其中:  $x(\tau_n)$  为状态变量,  $X(\tau_n)$  为离散化状态变量,  $L$  为插值基函数,  $g(\tau) = (1 + \tau)p_n(\tau)$ . 同理对控制量进行离散化, 有

$$u(\tau) \approx U(\tau) = \sum_{i=1}^N L_i(\tau)U(\tau_i). \quad (19)$$

其中:  $u(\tau)$  为控制变量,  $U(\tau)$  为离散化控制变量.

step 4: 积分求末端状态. 伪谱法离散结果不含末端时间点, 因此末端状态需通过多项式积分获得, 即

$$x(\tau_f) = x(\tau_0) + \int_{-1}^1 f(x(\tau), u(\tau), \tau) d\tau. \quad (20)$$

step 5: 多项式求导逼近. 通过对离散化插值多项式求导, 进一步转化为非线性规划问题, 有

$$\dot{X}(\tau_n) = \sum_{i=0}^N \dot{L}_i(\tau_n)X(\tau_i) = \sum_{i=0}^N D_{ni}X(\tau_i), \quad (21)$$

其中  $D$  为对插值多项式求导得到的状态变量的多项式加权系数矩阵.

step 6: 求解最优航线. 通过序列二次规划算法进行求解, 为无人机规划出最优航线.

## 2.4 分层航线规划算法

将粒子群算法与高斯伪谱法结合为分层航线规划方法, 在保证航线规划精确性的同时, 提高解的快速性. 由于高斯伪谱法配点为  $N$  阶勒让德多项式的根, 配点具有区间两边分布密集、中间稀疏的特点, 而粒子群算法规划常采用等分间隔的航线点, 与伪谱法的配点不匹配, 需对航线点进行多项式拟合, 将离散的信息连续化后以任意配点方式作为伪谱法的初值输入. 改进粒子群算法结合高斯伪谱法的无人机航线规划步骤如下.

step 1: 由式(1)~(3)建立航线规划模型, 设定约束条件及指标函数.

step 2: 设置无人机的起点和各目标点位置, 设定障碍物威胁的位置与作用半径, 初始化粒子的位置、速度以及个体最优值和种群最优值.

step 3: 进行迭代搜索, 计算每个粒子航线点的代价值, 依次判断是否需要更新个体最优值与群体最优值, 若是, 则根据式(10)和(11)更新粒子的位置与速度, 否则不更新.

step 4: 迭代搜索直至满足最大迭代次数, 并输出结果.

step 5: 构建无人机与目标点、目标点间的加权的无向图, 根据图论法与深度优先搜索算法寻找最短路径, 得到任务序列.

step 6: 根据任务执行方案与 step 5 的结果对航线点进行 3 次多项式拟合, 拟合结果作为高斯伪谱法的初值猜测输入.

step 7: 引入式(4)~(9)建立无人机动力学模型并设定约束条件.

step 8: 由式(16)~(21)完成伪谱时域转换以及变量离散化.

step 9: 在初值参考下, 使用序列二次规划算法对航线规划问题进行求解.

step 10: 判断求解结果是否满足实际飞行要求, 若是则停止迭代, 否则迭代次数加 1, 继续运行算法.

step 11: 输出最优解.

## 3 仿真实验与结果分析

### 3.1 基于粒子群优化算法的航线预规划

#### 3.1.1 仿真约束条件设定

以一架无人机执行 10 个目标节点的侦察任务为背景进行仿真实验, 无人机起点为 (0, 0, 3), 粒子数量  $N = 300$ , 最大迭代次数  $T = 150$ , 求解维度  $D = 20$ , 目标点位置如表 1 所示. 在无人机飞行区域内设置若干球形障碍物, 具体参数如表 2 所示.

表 1 目标点位置

序号	位置坐标	序号	位置坐标
目标点 1	(5, 15, 5)	目标点 6	(23, 4, 3)
目标点 2	(13, 20, 6)	目标点 7	(25, 25, 5)
目标点 3	(15, 9, 8)	目标点 8	(27, 15, 8)
目标点 4	(18, 28, 6)	目标点 9	(28, 20, 7)
目标点 5	(20, 2, 3)	目标点 10	(29, 27, 6)

表 2 障碍物参数

编号	中心位置	威胁半径/m
障碍物 1	(9, 9, 5)	3
障碍物 2	(26, 10, 6)	3
障碍物 3	(8, 22, 4)	4
障碍物 4	(18, 15, 4)	5

为验证改进粒子群算法的有效性, 取固定两点作为无人机起点与终点, 在满足飞行区域、速度约束等条件下, 进行 100 次蒙特卡罗仿真验证. 基本粒子群算法与其他粒子群算法的参数设定如表 3 所示, 其中学习因子、惯性权重的值由文献[15]实验取得. 对每轮迭代中产生的代价值求取均值, 结果如图 3 所示. 由图 3 可见: HPSO 算法的性能比传统 PSO 算法性能稍好; CPSO 算法优化效果显著; GPSO 算法效果最好, 可在较少迭代次数内收敛至最优解, 表明了改进算法的有效性.

表 3 算法参数对比

算法	PSO	HPSO	CPSO	GPSO
$c_1$	2	2	1 递增至 3	1 递增至 3
$c_2$	2	2	3 递减至 1	3 递减至 1
$w$	0.8	0.8	0.8	0.8 递减至 0.4
$x_i$	随机数	混沌初始化	随机数	混沌初始化

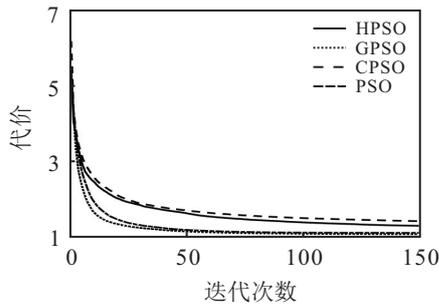
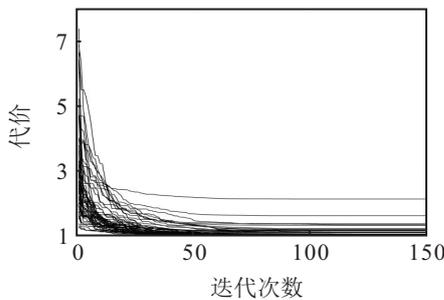


图3 算法对比

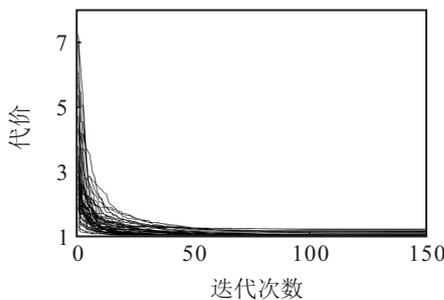
3.1.2 航线预规划仿真结果与分析

使用基本粒子群算法与改进粒子群算法分别进行航线预规划的解算. 此时, 忽略无人机动力学模型, 将无人机作为质点处理, 进行对比仿真实验.

图4(a)和图4(b)分别为PSO与GPSO航线规划迭代收敛图. 可见, PSO收敛速度较慢甚至无法收敛到最优解, 而GPSO可快速收敛到最优解且解的质量有所提升, 表明了改进算法的有效性.



(a) PSO 迭代收敛图



(b) GPSO 迭代收敛图

图4 PSO收敛对比

3.2 基于图论法的最短路径规划

将无人机与目标看作图论表达中的节点, 粒子群航线预规划的航程作为节点之间的权值, 构建表达节点间关系的加权无向图、航程的邻接矩阵. 无人机以最短航程遍历所有目标节点为评价函数, 获得任务执行序列.

3.3 结合高斯伪谱法的航线再规划

仿真过程对无人机可飞行区域进行了约束, 要求无人机的航线规划不得超出约定的可飞行范围, 并根据四旋翼无人机的机动性能对其进行飞行速度约束,

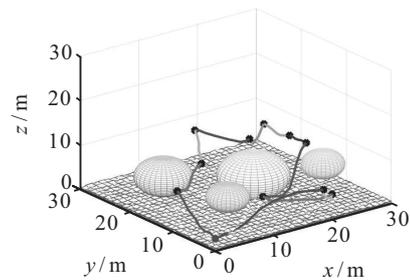
保证规划出的航线是有效可飞的, 具体参数为

$$\begin{cases} 0 \leq x \leq 30 \text{ m}, 0 \leq y \leq 30 \text{ m}, 0 \leq z \leq 30 \text{ m}; \\ |v_x| \leq 5 \text{ m/s}, |v_y| \leq 5 \text{ m/s}, |v_z| \leq 5 \text{ m/s}; \\ |\phi| \leq \pi/2, |\theta| \leq \pi/2, |\psi| \leq \pi/2; \\ |p| \leq 1.7 \text{ rad/s}, |q| \leq 1.7 \text{ rad/s}, |r| \leq 1.7 \text{ rad/s}. \end{cases} \quad (22)$$

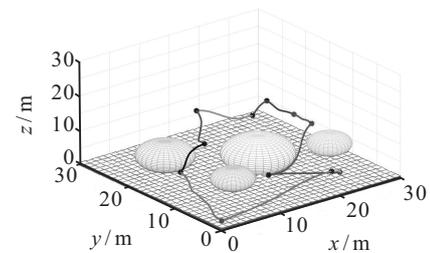
四旋翼质量  $m$ 、当地重力加速度  $g$  均可以直接获取, 转动惯量  $k_x$ 、 $k_y$ 、 $k_z$ 、升力系数  $I_s$  以及扭矩系数  $I_f$  可通过无人机在稳定情况下的实验测量, 根据之前测量数据结果有<sup>[7]</sup>:  $k_x = 2.3 \times 10^{-3} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ,  $k_y = 2.4 \times 10^{-3} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ,  $k_z = 2.6 \times 10^{-3} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ,  $m = 0.625 \text{ kg}$ . 控制量范围如下所示:

$$\begin{cases} |U_1| \leq 21.03 \text{ N}, |U_2| \leq 0.67 \text{ N} \cdot \text{m}, \\ |U_3| \leq 0.67 \text{ N} \cdot \text{m}, |U_4| \leq 0.11 \text{ N} \cdot \text{m}. \end{cases} \quad (23)$$

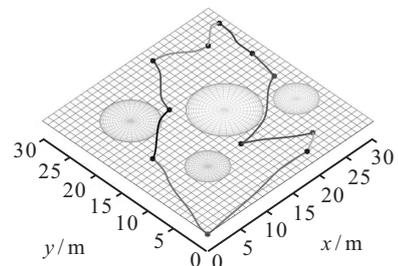
为验证改进措施有效, 将改进高斯伪谱法与基本高斯伪谱法在相同条件下进行仿真对比, 结果见图5.



(a) 基本高斯伪谱法航线规划



(b) 改进高斯伪谱法航线规划



(c) 改进算法航线规划俯视图

图5 航线规划对比

两种方法均在配点数为23的条件下进行仿真实验. 如图5(a)所示, 基本高斯伪谱法的飞行航线平滑性较差, 甚至出现无法躲避障碍物的情形, 无人机实

际飞行难度较大,而改进高斯伪谱法飞行航线较平滑且能够成功躲避障碍区域,航线质量明显得到提高.

由图6所示的位置信息可看出无人机满足边界约束,规划的起点和终点与设定的任务完全一致且整体变化平缓,体现出高斯伪谱法的高精度特性.图7为无人机速度变化信息,同样满足设定的无人机机动性能约束,且速度未出现大幅突变,符合实际飞行情况,可满足实际飞行要求.图8为无人机4个控制量的详细信息,该信息可作为多无人机协同飞行控制的期望指令,为无人机实际飞行提供了参考依据,可大大降低控制系统的设计难度.

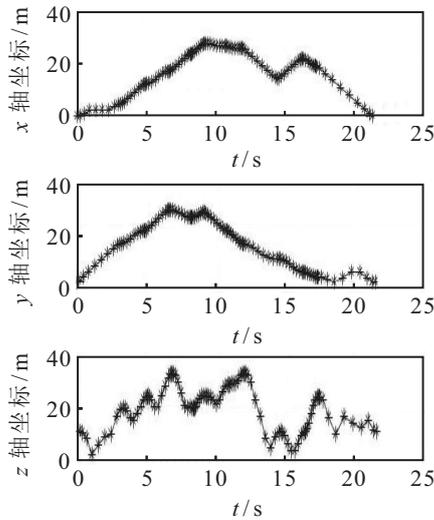


图6 无人机位置信息

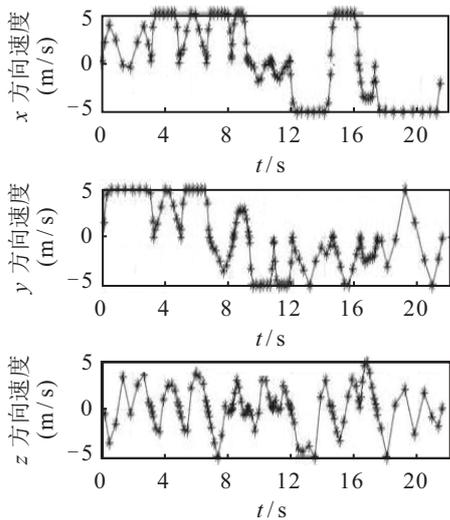


图7 无人机速度信息

### 3.4 无人机飞行实验数据分析

为进一步验证算法可行性,基于飞行控制器 Pixhawk2.4.8进行四旋翼无人机F330飞行实验.无人机沿x、y、z轴飞行的数据如图9所示.

由图9(a)和图9(b)可见,实际飞行基本跟随期望航线,满足无人机飞行要求.在图9(c)中,沿z轴方向

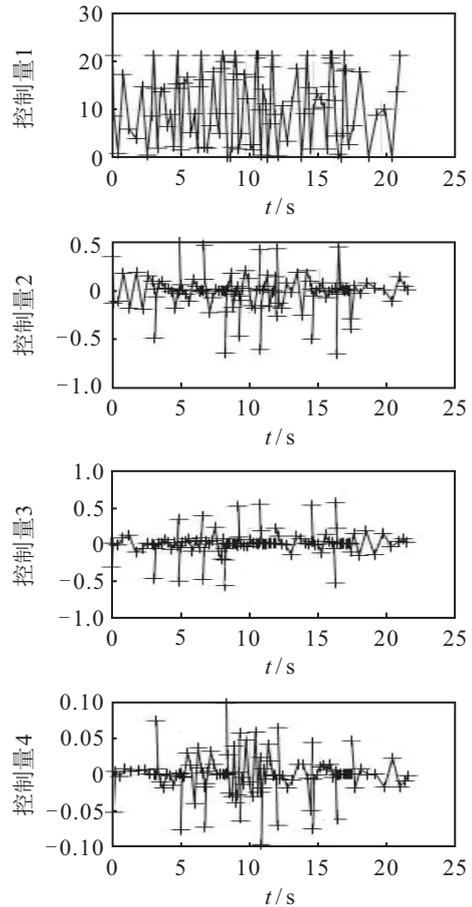
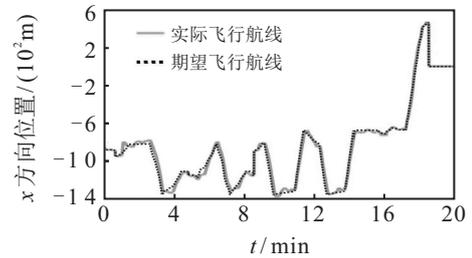
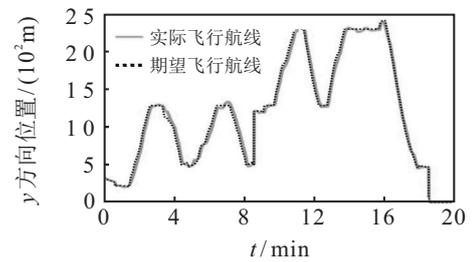


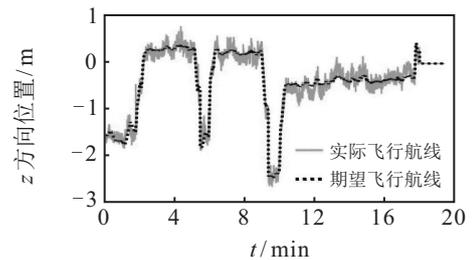
图8 无人机控制量信息



(a) 沿x轴方向飞行数据



(b) 沿y轴方向飞行数据



(c) 沿z轴方向飞行数据

图9 飞行数据

飞行时,实际飞行航线抖动幅度较大,通过多次实验并分析可知,由于飞行高度测量器件为气压计,而气压计精度为30 cm,误差较大导致此现象,在后期的研究中将引入激光雷达等高精度测量器件进行无人机飞行实验.

## 4 结论

针对无人机执行多目标侦察任务的航线规划问题,提出了结合改进粒子群算法与高斯伪谱法的分层航线求解方法. 首先选取快速性较好的粒子群算法进行航线预规划,并对传统方法中粒子的初始分布及学习因子等参数进行调整,进一步加强粒子的寻优能力与收敛速度;其次引用图论的方法简单且快速地获取任务执行方案;接着选取任务执行方案中对应的预规划航线并对航线点作多项式拟合处理,将其结果作为伪谱法的初值猜测进行航线再规划,得到实际可飞的无人机航线;最后结合无人机机动性能与任务执行场景进行仿真实验,结果表明改进算法可同时满足快速性、精确性和最优性,表明了改进方法的有效性. 在下一步的工作中,将任务执行过程中发现新目标的航线重规划问题作为研究重点,并通过无人机实际飞行实验进行验证.

## 参考文献(References)

- [1] 沈林成, 陈璟, 王楠. 飞行器任务规划技术综述[J]. 航空学报, 2014, 35(3): 593-606.  
(Shen L C, Chen J, Wang N. Overview of airvehicle mission planning techniques[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2014, 35(3): 593-606.)
- [2] 陈志旺, 夏顺, 李建雄, 等. 基于定向A\*算法的多无人机同时集结分步策略[J]. 控制与决策, 2019, 34(6): 1169-1177.  
(Chen Z W, Xia S, Li J X, et al. Serial strategy for rendezvous of multiple UAVS based on directional A\* algorithm[J]. Control and Decision, 2019, 34(6): 1169-1177.)
- [3] Usman M R, Usman M A, Yaq M A, et al. UAV reconnaissance using bio-inspired algorithms: Joint PSO and penguin search optimization algorithm (PeSOA) attributes[C]. The 16th IEEE Annual Consumer Communications and Networking Conference (CCNC). Las Vegas: IEEE, 2019: 1-6.
- [4] Shao S K, Peng Y, He C L, et al. Efficient path planning for UAV formation via comprehensively improved particle swarm optimization[J]. ISA Transactions, 2020, 97: 415-430.
- [5] Gong Q, Fahroo F, Ross I M. Spectral algorithm for pseudospectral methods in optimal control[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2008, 31(3): 460-471.
- [6] Zhang L M, Gao H T, Chen Z Q, et al. Multi-objective global optimal parafoil homing trajectory optimization via Gauss pseudospectral method[J]. Nonlinear Dynamics, 2013, 72(1/2): 1-8.
- [7] 张博渊, 宗群, 鲁瀚辰, 等. 基于hp自适应伪谱法的四旋翼无人机编队轨迹优化[J]. 中国科学: 技术科学, 2017, 47(3): 239-248.  
(Zhang B Y, Zong Q, Lu H C, et al. Trajectory optimization of quad-rotor UAV formation using hp-adaptive pseudospectral method[J]. Scientia Sinica Technologica, 2017, 47(3): 239-248.)
- [8] Chai R Q, Savvaris A, Tsourdos A. Violation learning differential evolution-based hp-adaptive pseudospectral method for trajectory optimization of space maneuver vehicle[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2017, 53(4): 2031-2044.
- [9] 杨希祥, 张为华. 基于Gauss伪谱法的固体运载火箭上升段轨迹快速优化研究[J]. 宇航学报, 2011, 32(1): 15-21.  
(Yang X X, Zhang W H. Rapid optimization of ascent trajectory for solid launch vehicles based on Gauss pseudospectral method[J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(1): 15-21.)
- [10] Wang D. A DMOC-based research on trajectory optimization and control algorithms[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2015: 17-18.
- [11] Goetz G D, Velez R A V, Valencia J S B. UAV route planning optimization using PSO implemented on microcontrollers[J]. IEEE Latin America Transactions, 2016, 14(4): 1705-1710.
- [12] Tian D, Shi Z. MPSO: Modified particle swarm optimization and its applications[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2018, 41: 49-68.
- [13] Yan Y T, Zhang R, Wang J, et al. Modified PSO algorithms with "Request and Reset" for leak source localization using multiple robots[J]. Neurocomputing, 2018, 292: 82-90.
- [14] Qasim O S, Algamal Z Y. Feature selection using particle swarm optimization-based logistic regression model[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2018, 182: 41-46.
- [15] Ratnaweera A, Halgamuge S K, Watson H C. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 240-255.

## 作者简介

杜云(1975—),女,副教授,从事智能控制理论及应用、环境检测等研究, E-mail: yunny7503@163.com;

贾慧敏(1995—),女,硕士生,从事无人机编队任务规划的研究, E-mail: kdjiahm@163.com;

邵士凯(1987—),男,讲师,博士,从事飞行器导航与控制、控制理论等研究, E-mail: kdssk@126.com;

郝菁(1992—),男,硕士生,从事网络PNT中无人机集群动态网络相对导航的研究, E-mail: 610163219@qq.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)