

DOI: 10.20079/j.issn.1001-893x.220427008

引用格式: 刘开芬, 冯烨, 张飞霞, 等. 一种多无人机分布式路径规划算法[J]. 电讯技术, 2023, 63(10): 1507-1514. [LIU K F, FENG Y, ZHANG F X, et al. A multi-UAV distributed path planning algorithm[J]. Telecommunication Engineering, 2023, 63(10): 1507-1514.]

## 一种多无人机分布式路径规划算法<sup>\*</sup>

刘开芬<sup>1,2</sup>, 冯 烨<sup>3</sup>, 张飞霞<sup>4</sup>, 陈 晔<sup>4</sup>

(1. 西南交通大学 计算机学院, 成都 611756; 2. 重庆科创职业学院 人工智能学院, 重庆 402160;  
3. 浙江华云科技有限公司 智能调控事业部, 杭州 310056;  
4. 国网河北省电力有限公司 营销服务中心, 石家庄 050081)

**摘 要:** 为解决多无人机路径规划鲁棒性不足、收敛速度慢的问题, 提出了一种分布式多无人机路径规划方法。首先, 将机队成员视为具有本地控制器的非线性动态系统, 并将多无人机控制视为在线优化问题构建路径优化成本函数模型。其次, 通过将局部控制和分布式路径规划相结合, 并使用粒子群优化算法将平移运动与旋转动力学解耦, 以实现多无人机的分布式路径规划和有效控制。最后, 通过建立基于四元数的无人机动力学模型与其他两种方法进行对比仿真测试, 并搭建由三架无人机组成的机队进行飞行测试, 验证所提方法的有效性。实验结果表明, 所提方法能够实现对多无人机的最佳路径规划和有效控制, 并具有良好的抗干扰性能, 且与其他对比方法相比具有更好的收敛性、鲁棒性和抗振荡性。

**关键词:** 多无人机; 路径规划; 粒子群优化(PSO); 分布式控制

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



微信扫描二维码  
听独家语音释文  
与作者在线交流  
享本刊专属服务

中图分类号: TN918 文献标志码: A 文章编号: 1001-893X(2023)10-1507-08

## A Multi-UAV Distributed Path Planning Algorithm

LIU Kaifen<sup>1,2</sup>, FENG Ye<sup>3</sup>, ZHANG Feixia<sup>4</sup>, CHEN Ye<sup>4</sup>

(1. School of Computer Science, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China;  
2. School of Artificial Intelligence, Chongqing Science and Technology Vocational College, Chongqing 402160, China;  
3. Intelligent Control Division, Zhejiang Huayun Technology Co., Ltd., Hangzhou 310056, China;  
4. Marketing Service Center, State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd., Shijiazhuang 050081, China)

**Abstract:** In order to solve the problems of insufficient robustness and slow convergence speed of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) fleet path planning, and to improve the effectiveness and fault tolerance of UAV fleet path planning, a distributed UAV fleet path planning method is proposed. First, the fleet members are regarded as nonlinear dynamic systems with local controllers, and the UAV fleet control is regarded as an online optimization problem to construct a path optimization cost function model. Second, by combining local control and distributed path planning, and using Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm to decouple translational motion from rotational dynamics, distributed path planning and effective control of UAV fleets are achieved. Finally, the effectiveness of the proposed method is verified by establishing a quaternion-based UAV dynamics model and the other two methods for comparative simulation tests, and a fleet of three UAVs for flight tests is built. The experimental results show that the proposed method can achieve the optimal path planning and effective control of the UAV fleet, and has good anti-jamming performance. Compared with other comparative methods, the proposed method has better convergence, robustness and anti-oscillation.

**Key words:** UAV fleet; path planning; particle swarm optimization(PSO); distributed control

<sup>\*</sup> 收稿日期: 2022-04-27; 修回日期: 2022-06-13  
基金项目: 国网电网有限公司科技项目(5600-202019167A-0-0-00)  
通信作者: 刘开芬

## 0 引言

当前,随着航空技术的日益成熟与自动化技术的不断发展,无人机凭借其机动性强、灵活度高、操作便捷等特点,在军事、工业、社会管理、应急救援等领域得到了广泛应用<sup>[1]</sup>。同时,随着应用环境复杂度的增加,传统的单无人机作业方式作业半径小、环境敏感度低和运行时间短等问题逐渐暴露,无法应对和完成高难度作业任务<sup>[2]</sup>。因此多无人机协同运行应运而生——多无人机通过与成员无人机和周围环境相互作用完成特定任务,具有使用成本低、自适应能力好和可扩展性强等优点,从而使得多机协同受到越来越多的关注和重视<sup>[3]</sup>。

随着无人机应用范围的扩展,无人机在执行任务过程中将与建筑物、树木及其他航空器等处于同一空域,无序的飞行极易发生空中撞击事件,给无人机运行及地面安全带来巨大安全隐患<sup>[4-5]</sup>。因此,多无人机在进行协同作业时必须要考虑如何根据作业环境和作业需求进行路径规划。无人机的路径规划是无人机任务分配的重要问题,也是无人机执行任务的重要基础<sup>[6]</sup>。

多无人机在飞行空域中进行路径规划时有很多影响因素,不仅需要自身主观性能约束,还需要考虑作业任务及环境等客观条件的约束<sup>[5]</sup>。无人机队只有在各种约束信息下规划出最优飞行路径,才能在高保障、高效率、低消耗的需求下完成作业任务。目前,常用求解多无人机路径规划的算法主要有集中式、分散式和分布式三种:集中式路径规划方法的控制质量最佳,但该方法需要进行大量的计算,且当无人机数量增加时对通信故障非常敏感<sup>[7]</sup>;在分布式路径规划方法下,机队共享同一个通用算法,通过在各成员之间分配和共享信息计算机队最优飞行路径,并为每个成员达成一致的控制行动<sup>[8]</sup>;而在分散式方法中,每个成员通过使用自己的状态数据并与其他成员交换信息来计算获得最优飞行路径<sup>[9]</sup>。但上述路径规划均采用线性动力学模型,其机队控制与路径规划方法与无人机类型相关,通常只对特定系统有效,不适用于其他应用程序。

针对多无人机路径规划,众多专家学者开展了大量研究。文献[10]提出了一种基于改进鲸鱼算法的多无人机路径规划方法,通过引入信息交流机制权衡局部收敛和全局开发,具有良好的收敛精度和速度。文献[11]提出了一种混合灰狼路径规划优化算法,通过简化计算阶段加快收敛速度并保留

种群探索能力,从而获得有效的最佳飞行路径。文献[12]提出了一种基于改进蜂群算法的多无人机路径规划方法,通过将均值聚类算法与人工蜂群算法相结合,加快路径规划收敛速度。但上述方法容易陷入局部最优,且收敛速度较慢。文献[13]提出了一种基于遗传算法的多无人机协同路径规划方法,通过将最小停留时间转化为最短路径进行组合优化,可形成有效的飞行路径规划。文献[14]提出了一种基于k度平滑法的多无人机协同路径规划方法,可使多无人机能够在规定时间范围内到达指定地点。但上述方法存在鲁棒性和容错性不足的问题。

为此,针对上述问题提出了一种分布式多无人机路径规划方法。首先将多无人机控制问题视为在线优化问题,通过对成本函数的优化,使得机队能够找到不同任务目标的最佳位移。同时,使用粒子群优化算法,考虑固定目标和移动目标、外部干扰以及成员故障等不同场景,实现了对多无人机的分布式路径规划和控制。最后,通过搭建真实多无人机验证了所提方法的有效性。

## 1 问题描述

通常,多无人机成员均为动态系统,对应于一种非线性动态系统,每个成员都配备了一个本地控制器,以确保其稳定性。一个多无人机由 $N$ 个成员组成, $N=1,2,\dots,n$ ,其中 $n$ 为无人机的数量,各成员之间通过加权图建模交换信息。

用加权图 $G(N, \mathcal{E}(t), A(t))$ 描述系统,其中 $N$ 和 $\mathcal{E}(t) \in n \times n$ 分别表示图 $G(t)$ 的节点集和弧集; $A(t)$ 为系统矩阵。假设 $G$ 为一个无向图,即 $\forall (i, j) \in \mathcal{E}(t) \Rightarrow (j, i) \in \mathcal{E}(t)$ 。此时,矩阵 $A(t)$ 为对称矩阵,其中各元素表示成员 $i$ 和 $j$ 之间的相互关系,其取决于表示距离的元素集 $d_{ij}(t)$ 在两个成员 $i$ 和 $j$ 之间形成的矩阵,并将其定义为 $\partial(t)$ 。同理,各成员之间的期望距离由 $d_{ij}^d$ 定义,并用于构造矩阵 $\partial_d$ ,而 $c$ 表示安全距离, $l$ 表示邻域范围,且 $c < l$ 。

为节点 $i$ 定义一组相邻节点 $E_i(t)$ ,如式(1)所示:

$$E_i(t) = \{j \in N: \|x_j(t) - x_i(t)\| \leq l\} \quad (1)$$

式中: $x_i(t)$ 和 $x_j(t)$ 表示无人机 $i$ 和 $j$ 的位置。此时多无人机路径规划控制的主要目标如下:

1) 使多无人机从初始几何构型 $\partial(t_0)$ 达到所需的几何构型 $\partial_d$ ,如式(2)所示:

$$\lim_{t \rightarrow +\infty} \partial(t) = \partial_d. \quad (2)$$

2) 确保目标点精确跟踪, 该位置定义为  $P_d$ , 如式(3)所示:

$$\forall i \in N, \lim_{t \rightarrow +\infty} d_{ip}(t) = d_{ip}^d. \quad (3)$$

式中:  $d_{ip}(t)$  和  $d_{ip}^d$  分别为成员  $i$  和目标点之间的实际距离和期望距离。

3) 避免交互成员之间的冲突, 其数学表达如式(4)所示:

$$\forall i, j \in N, i \neq j: \|x_i(t) - x_j(t)\| > c. \quad (4)$$

4) 确保机队在失去一个成员的情况下继续执行任务。

将上述问题表述为在线优化问题, 构建成本函数  $\Lambda(t)$ , 并在所有成员之间进行划分, 以便在机队达到预订的目标时获得最小值。

要实现上述目标, 关键是在每一步时间内找到最佳位移  $h_i^*(t)$ , 从而产生最小成本函数, 如式(5)所示:

$$h_i^*(t) \rightarrow \min(\Lambda(t)). \quad (5)$$

同时令

$$Y_i(t+\tau) = x_i(t) + h_i^*(t). \quad (6)$$

式中:  $Y_i(t+\tau)$  表示成员  $i$  的期望参考输入, 代表全局惯性系中的位置参考。

图 1 所示为所提出路径优化方法中控制方案的架构示意图。由图可知, 机队状态信息在无人机之间相互交换, 地面站仅用于定义所需的机队编队。

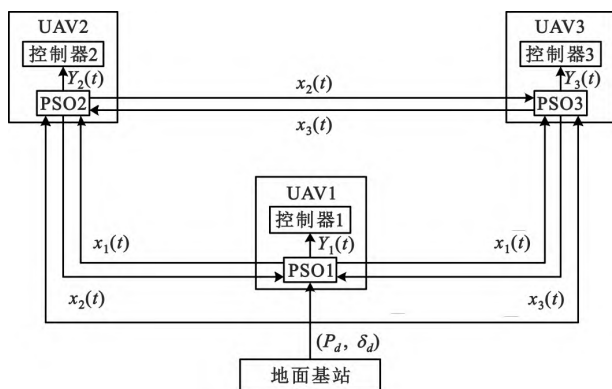


图 1 分布式路径规划示意

## 2 分布式路径规划设计

### 2.1 控制结构架构

如前所述分析所示, 机队成员被视为具有本地控制器的非线性动态系统。因此, 成员  $i$  的稳定性由控制器在本地确保, 该控制器仅依赖于成员自己

的状态信息。其中, 各成员与其最近的邻居产生唯一连接, 使得单个优化块可以使用其邻居的位置信息, 并根据其动态约束计算运行轨迹。

因此, 机队成员之间的通信仅用于共享成员间的位置和空间中某个点的位置, 该点被视为要跟踪的目标。随后, 各无人机成员计算各自轨迹, 从而产生分布式路径规划, 且每个机队成员使用单独的控制器进行跟踪。

### 2.2 成本函数构建

为提高多无人机之间的协调性, 为多无人机设计一个成本函数, 并在所有无人机之间进行分配。在运动路径规划中, 通过考虑成员之间的距离和机队目标元素的位置来实现成本函数的构建。此外, 还需考虑了环境信息以确保机队之间避免碰撞。其中, 成本函数  $\Lambda(t)$  可通过在每个步骤内将时间最小化进行机队控制。

首先, 定义成本函数  $\Lambda(t)$ , 该函数在机队成员之间进行划分, 使得每个成员  $i$  使用自己的信息及其邻居  $j$  的信息优化函数, 如式(7)所示:

$$\begin{aligned} \Lambda(t) &= \sum_{i=1}^n \Lambda_i(t), \\ \Lambda_i(t) &= \rho(\|P_d - [x_i(t) + h_i(t)]\| - d_{ip}^d) + \\ &\quad \sum_{j=1}^k a_{ij}(t)(\|x_j(t) - [x_i(t) + h_i(t)]\| - d_{ij}^d). \end{aligned} \quad (7)$$

式(7)中:  $i \neq j$ ;  $k = \text{card}(E_i(t))$ ;  $\rho \gg 1$ ;  $a_{ij}$  如式(8)所示:

$$a_{ij}(t) = 1 + \exp\left(\frac{c - d_{ij}(t)}{\sigma}\right). \quad (8)$$

式(8)中,  $\sigma \neq 0$  表示恒定增益, 而  $d_{ip}^d$  表示成员  $i$  和目标点之间的期望距离。所提方法的主要目标是为每驾无人机成员  $i$  找到最佳向量  $h_i^*(t)$  的最小化成本函数  $\Lambda_i(t)$ , 如式(9)所示:

$$\begin{aligned} \forall i \in N: \lim_{t \rightarrow \infty} \Lambda_i(t) = 0 \Rightarrow \\ \Rightarrow \begin{cases} \lim_{t \rightarrow \infty} \partial(t) = \partial_d \\ \forall i \in N, \lim_{t \rightarrow \infty} d_{ip}(t) = d_{ip}^d \\ \forall i, j \in N, i \neq j: \|x_i(t) - x_j(t)\| > c \end{cases}. \end{aligned} \quad (9)$$

式中:  $h_i^*(t)$  表示在时刻  $t$  和  $t+\tau$  之间相对于成员  $i$  的局部坐标系的期望位移。成员  $i$  在时间  $t+\tau$  的参考轨迹如式(10)所示:

$$h_i^*(t) = Y_i(t+\tau) - x_i(t). \quad (10)$$

多无人机在行进过程中应确保成员不发生碰

撞,该约束通过函数  $a_{ij}(t)$  引入成本函数  $\Lambda_i(t)$ ,当  $d_{ij}(t) < c$   $a_{ij}(t) \rightarrow 1$   $a_{ij}(t) > c$  时约束加大。因此,每个成员  $i$  更有可能偏向  $h_i(t)$  的计算值,避免了距离  $d_{ij}(t) < c$  并使得成本函数  $\Lambda_i(t)$  最小化。

为了使机队在最小值附近有更稳定的行为,需要保证成本函数  $\Lambda_{i\min}$  取得最小值。当  $\Lambda_i(t) < \Lambda_{i\min}$  时,则  $h_i^*(t)$  的值定义为零向量。由于该功能将实时优化,因此只有当机队非常接近所需编队时,无人机才不会移动。

其中,时间  $\tau$  的选择和每个成员的位移  $h_i(t)$  的搜索间隔根据经验获得,并被视为优化约束,其数学表达如式(11)所示:

$$h_{i\min}(t) < h_i(t) < h_{i\max}(t) \quad (11)$$

因此  $h_i(t)$  的选择取决于  $\tau$  的选择。

### 2.3 成员故障处理

假设每架无人机在出现故障时都能够进行通信,则认为每个成员都可以在  $E_i(t)$  中考虑到有缺陷的邻居存在。随后,令  $K(t)$  为元素  $\delta_i(t)$  的  $n \times n$  对角矩阵,则  $\delta_i(t) = 1$  表示成员  $i$  没有故障;  $\delta_i(t) = 0$ , 表示成员  $i$  完全失去效力,且输出为零。

将新的邻接矩阵  $A'(t)$  定义为

$$A'(t) = A(t) \times \text{diag}(\delta_1(t), \delta_2(t), \dots, \delta_n(t)) \quad (12)$$

在成本函数中将有缺陷的成员建模表示为

$$\begin{aligned} \Lambda_i(t) = & \rho(\|P_d - [x_i(t) + h_i(t)]\| - d_{ip}^d) + \\ & \sum_{j=1}^q \delta_j(t) \times a_{ij}(t) (\|x_j(t) - [x_i(t) + h_i(t)]\| - d_{ij}^d) \end{aligned} \quad (13)$$

式(13)中  $\delta_j(t)$  为零则可以取消  $a_{ij}(t)$ ,从而消除缺陷成员  $j$  对成员  $i$  的影响。因此,所提成本函数中考虑了成员的损失,从而能够生成正确的轨迹实现最优路径规划。

### 2.4 基于粒子群优化的路径规划

粒子群优化算法由  $x(t)$  的随机总势进行初始化。 $x(t)$  被视为粒子在搜索空间中的移动距离, $V(t)$  表示粒子速度。每个粒子被吸引到过去所得的最佳位置  $P_1$  以及其邻域发现的粒子最佳位置  $P_2$ 。该算法包括多个设置参数,可用于折中搜索,如式(14)所示:

$$\begin{aligned} V(t+1) = & aV(t) + b_1r_1(P_1(t) - x(t)) + \\ & b_2r_2(P_2(t) - x(t)), \\ x(t+1) = & x(t) + V(t+1) \end{aligned} \quad (14)$$

式(14)中:  $a$  表示惯性系数;  $b_1$  和  $b_2$  表示吸引强度;  $r_1$  和  $r_2$  表示 0 和 1 之间的两个随机值。通过评估成本函数并选择最小值,可从随机样本中选择获取最佳粒子  $P_1(t)$  和  $P_2(t)$ 。

为简化计算过程,增强算法的确定性,随机数取平均值的 1/2。因此,该算法可重新表示为

$$V(t+1) = aV(t) + b(P(t) - x(t)) \quad (15)$$

$$x(t+1) = x(t) + V(t+1) \quad (16)$$

式(15)中,  $P(t) = \frac{b_1P_1(t) + b_2P_2(t)}{b_1 + b_2}$ , 且

$$b = \frac{b_1 + b_2}{2}。$$

为了对算法进行动态分析,式(15)和式(16)以矩阵形式进行重写,如式(17)所示:

$$\begin{pmatrix} x(t+1) \\ V(t+1) \end{pmatrix} = A_{\text{PSO}} \begin{pmatrix} x(t) \\ V(t) \end{pmatrix} + P(t) \quad (17)$$

式中:  $\begin{pmatrix} x(t+1) \\ V(t+1) \end{pmatrix}$  表示系统状态,由粒子的位置及速

度组成;  $P$  表示系统输入;  $A_{\text{PSO}} = \begin{bmatrix} 1-b & a \\ -b & a \end{bmatrix}$  表示动力

学矩阵;  $\begin{bmatrix} b \\ b \end{bmatrix}$  表示输入矩阵。

系统的平衡点使得粒子位于  $x(t) = P$ ,且速度为零  $V(t) = 0$ 。

因此,粒子的行为取决于矩阵  $A_{\text{PSO}}(t)$  的特征值  $\lambda$ ,如式(18)所示:

$$\lambda^2 - (a-b+1)\lambda + a = 0 \quad (18)$$

由于算法的收敛性取决于参数  $a$  和  $b$ ,则式(18)可根据  $a$  与  $b$  的值确定粒子群优化算法的收敛区域。本文所提多无人机路径规划的主要步骤及代码如下:

初始化参数

使用矩阵  $\theta_d$  为无人机定义所需的配置

repeat{ 每一步时间}

计算矩阵  $\theta(t)$

If  $\Lambda_i(t) \leq \Lambda_{i\min}$  then

$h[h_x, h_y] = [0, 0]$

计算时间  $t+\tau$  的下一位置  $(x_{id}, y_{id})$

$x_{id}(t+\tau) = x_i(t)$

$y_{id}(t+\tau) = y_i(t)$

else

通过集合  $E_i(t)$  找到四旋翼飞行器  $i$  的所有拓扑邻居

通过 PSO 算法最小化成本函数  $A_i(t)$

选择最小化成本函数  $A_i(t)$  的向量  $h[h_x, h_y]$

计算时间  $t+\tau$  的下一个位置  $(x_{id}, y_{id})$

$$x_{id}(t+\tau) = x_i(t) + h_x$$

$$y_{id}(t+\tau) = y_i(t) + h_y$$

end if

until 实验结束

### 3 仿真测试

#### 3.1 无人机动力学建模

所提方法可在不同排列成员上进行测试。令一组四旋翼飞行器在 3D 空间中运行, 因此可以选择多种不同的控制器来进行验证。在此情况下, 由于四元数方法具有良好的鲁棒性和稳定性, 选择四元数方法进行验证。将基于四元数的无人机动力学模型定义为

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} p \\ \dot{p} \\ q \\ \omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{p} \\ q \otimes \frac{b F_{th}}{m} \otimes q^* + \bar{g} \\ \frac{1}{2} q \otimes \omega \\ J^{-1}(\tau - \omega \times J \omega) \end{bmatrix} \quad (19)$$

式中:  $p \in R^3$  和  $\dot{p} \in R^3$  分别表示无人机的位置和速度;  $F_{th}$  表示电机产生的推力;  $b = [0 \ 0 \ 1]^T$  表示无人机的方向;  $m$  和  $\bar{g}$  分别表示无人机质量和重力矢量;  $q$  表示无人机的姿态;  $\omega$  表示姿态的角速度;  $J$  表示惯性矩阵;  $\tau$  是由电机动作引起的转矩矢量。

本文提出了一种位置反馈控制律, 可将平动动力学调节到期望参考值, 如式(20)所示:

$$u_{pos} = -K_{pos}(x_{pos} - x_{pos_d}) \quad (20)$$

式中:  $x_{pos} = [p \ \dot{p}]^T$ ;  $K_{pos}$  表示包含所有正项的对角增益矩阵;  $x_{pos_d} = [Y(t) \ 0]^T$  表示期望的参考向量, 其中  $Y(t)$  是从式(10)中计算出的运动轨迹。

将无人机垂直推力矢量进行旋转, 使其与惯性系所需的力  $w.r.t$  一致, 所需的旋转角度可通式(21)计算获得:

$$\begin{cases} q' = (b \cdot u_{pos} + \|u_{pos}\|) + b \times u_{pos} \\ q_d = \frac{\|q'\|}{\|u_{pos}\|} \\ F_{th} = \|u_{pos}\| \end{cases} \quad (21)$$

式中:  $q_d$  表示四元数的所需旋转。为稳定四旋翼航空器的旋转动力学模型, 将姿态控制器定义为

$$u = -K_{att}(x_{att} - x_{att_d}) \quad (22)$$

式中:  $K_{att} \in R^3$  表示控制增益。

#### 3.2 系统仿真

为证明所提方法的有效性, 选取人工势场(Artificial Potential Fields, APF)<sup>[3]</sup>、模型预测控制法(Model-predictive Control, MPC)<sup>[5]</sup>与所提粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法<sup>[5]</sup>进行比较分析。

利用 Heudiasyc 实验室开发的 FL-AIR 框架, 在实时仿真环境中分别对上述方法进行 20 次测试, 并考虑了每次仿真随机生成的初始条件, 其目标是将 3 个四旋翼无人机从其随机初始位置移动到围绕固定目标的对称编队。

图 2 和图 3 所示为无人机的初始位置。无人机的初始位置分散在整个图中, 机队必须与目标保持在用圆圈表示的所需距离内。由图可知, 尽管几种方法均可将无人机稳定在所需距离内, 且计算的轨迹与四旋翼无人机和目标之间的安全距离有关, 但所提方法具有更好的收敛性和振荡性。

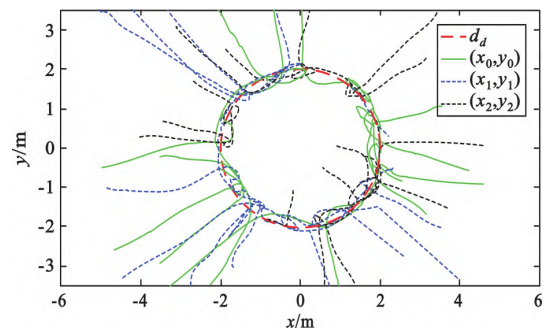


图 2 PSO 方法的实时仿真轨迹

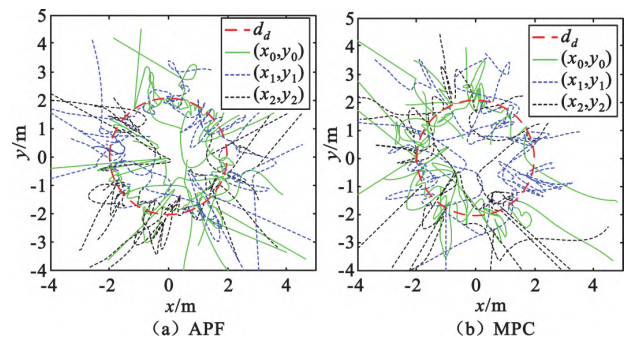


图 3 APF 和 MPC 方法的四旋翼轨迹

图 4 和图 5 所示为四旋翼无人机之间的平均水平距离和朝向目标的平均距离。由图可知, 与其他两种方法相比, 所提算法对编队收敛更加平滑, 对不利初始条件具有更强的鲁棒性。



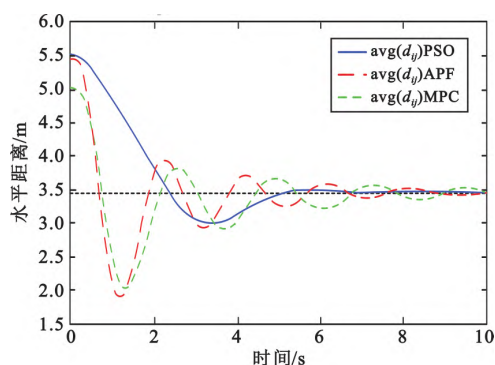


图4 PSO、APF 和 MPC 方法下无人机的平均间距

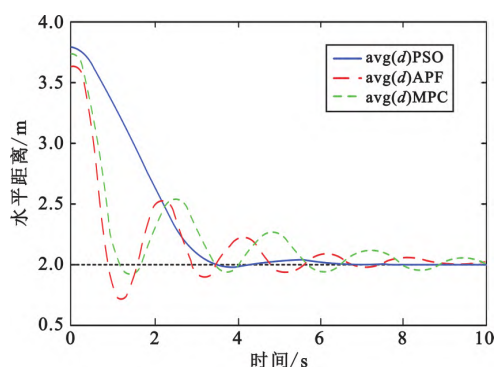


图5 PSO、APF 和 MPC 方法下无人机到目标的平均距离

## 4 实验测试与验证

### 4.1 实验设置

为验证所提方法的实际效果,对所提算法进行编码,并在3架四旋翼无人机组成的机队上进行实验验证。其中,所有无人机均使用相同的代码编程,使用运动捕捉系统估计成员位置,并将其广播至所有无人机。

每架无人机通过计算获取自己的飞行轨迹,并在给定目标周围形成一个统一的飞行轨迹,同时可有效避免发生碰撞。在此配置下,PSO 算法中的实验参数为: $\rho=5$ ,  $h_{xi} \in [-0.4 \text{ m}, 0.4 \text{ m}]$ ,  $\sigma=0.4$ ,  $\tau=0.1 \text{ s}$ ,  $c=0.5 \text{ m}$ ,  $d_{ij}^d=1.732$ ,  $A_{i\text{MIN}}=0.1$ ,  $d_d=2.464$ ,  $\|h_{i\text{MIN}}\|=0.2$ ,  $\|h_{i\text{MAX}}\|=0.7$ 。

实验所选无人机为 Parrot AR Drone2,实验中将  $E_i(t)$  的粒子数设置为 80。同时,优化约束还考虑了由  $H_{i\text{MIN}}$  和  $H_{i\text{MAX}}$  定义的随机粒子的有界区域,确保粒子接近无人机的当前位置。

### 4.2 目标固定且无干扰情况实验

在此次实验中,来自矩阵  $\partial_d$  的无人机所需的配置是固定的,元素  $d_{ij}(t)$  被定义为使无人机之间的所需距离为均值的函数,从而使到达目标点周围的机队呈三角形配置,如图6所示。



图6 三角形阵列的三架多无人机

令4个点坐标为期望目标,坐标之间根据固定的间隔相互切换。通过优化算法计算所需位置,从而使机队形成到达期望目标的轨迹。

图7所示为二维空间中的机队平移轨迹。由图可知,当目标从一个位置切换到另一个位置时,机队的三角形编队将被破坏,但通过 PSO 算法的演化过程,机队队形将得以恢复。

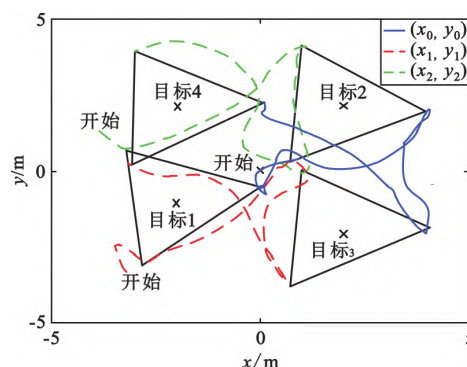


图7 二维空间中的机队平移轨迹

在机队编队问题中,成员之间距离的稳定性是所需解决的一个重要问题。在此情况下,将形成一个均匀的三角形阵型,该编队阵型距目标之间的距离为 1.9 m。通过优化算法计算可知,成员之间的期望距离为  $d_{\text{agents}}=2 \times 1.9 \times \cos(\pi/6)=3.3 \text{ m}$ 。机队各成员的计算结果可确保每个成员之间的距离均能收敛到所需的期望值,其结果如图8所示。

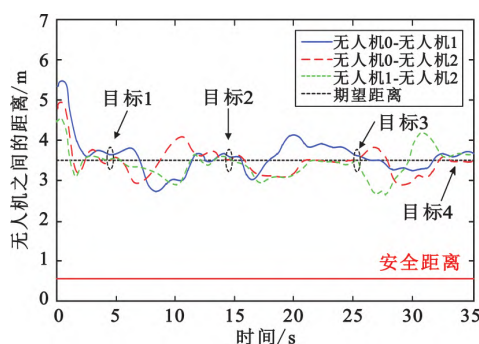


图8 实验中机队成员之间的期望距离

图 9 所示为每个成员和目标之间的期望距离。由图可知, 在飞行过程中即使发生突然变化, 所提方法也能确保平滑地收敛到所需值。

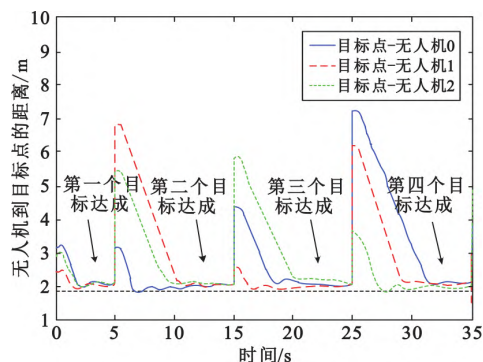


图 9 机队成员与目标点之间的期望距离

### 4.3 目标固定且有干扰情况实验

在此次实验中, 设置相同的飞行配置, 但添加了未知干扰, 如图 10 所示。



图 10 实验中机队的干扰情况

在此情况下, 机队成员之间的距期望离如图 11 所示。由图可知, 在干扰情况下某些时刻会发生较大偏差, 但所提 PSO 算法能够平滑地将受影响的无人机成员进行恢复, 并使其返回到所需值。

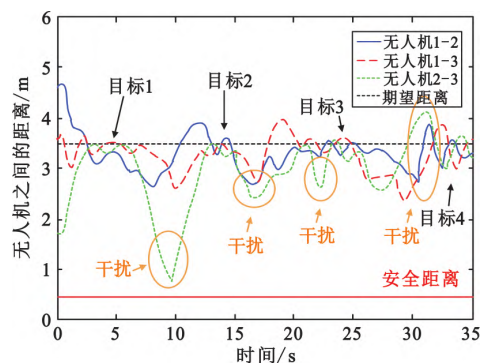


图 11 强扰动情况下机队成员之间的期望距离

### 4.4 目标移动且有干扰情况实验

在此实验中, 使用连接到地面站的操纵杆来控制目标的移动, 以使得每架无人机成员的轨迹都会使机队向移动的目标点前进。此外, 实验过程中对机队施加了强干扰, 如图 12 所示。



图 12 对移动机队施加干扰

图 13 所示为目标移动和干扰情况下机队成员之间的期望距离, 图 14 所示为每个机队成员与目标之间的距离。由图可知, 所提方法即使在存在干扰的情况下, 也可将多无人机向期望值进行收敛。

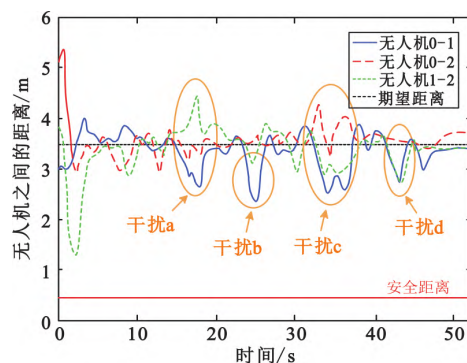


图 13 目标移动和干扰情况下成员之间的期望距离

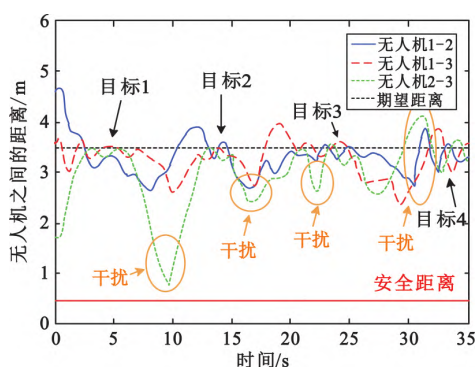


图 14 机队成员与移动目标点之间的期望距离

### 4.5 目标固定且成员故障情况实验

在此实验中, 与第 4.2 节情况类似, 但需将其中一个机队成员设置为故障状态, 使其中止任务, 并在机队移动到所需参考点时着陆, 如图 15 所示。在此情况下, 所提优化方法可计算出剩余成员的优化轨迹, 并继续控制机队执行任务到达所需目标位置。

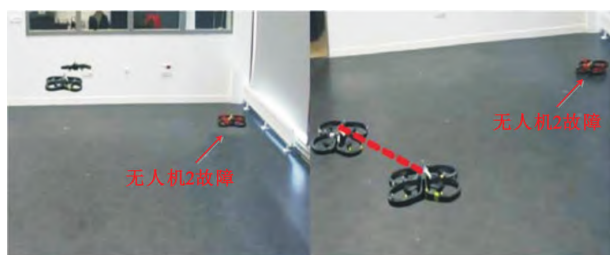


图 15 实验故障情况设置

图 16 所示为机队朝向期望参考点的位置跟踪情况。由图可知,在机队成员故障情况下,所提方法仍能实现路径规划,并使剩余成员到达目标位置。

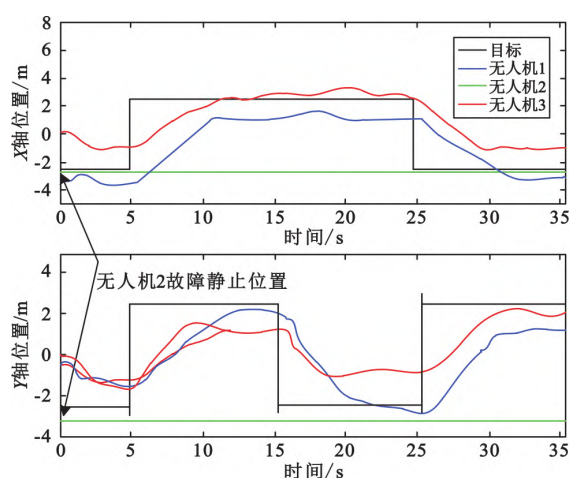


图 16 机队朝向期望参考点的位置跟踪情况

## 5 结 论

本文针对当前多无人机路径规划鲁棒性不足和容错性不高等问题,提出了一种分布式多无人机路径规划方法,通过搭建真实多无人机进行实验验证并得出以下结论:

1) 所提方法通过局部控制和分布式路径规划相结合对多无人机的训练控制、目标跟踪和避障均具有良好效果,且具有良好的抗干扰性能和鲁棒性;

2) 所提方法在固定和移动目标、外部干扰和成员故障等不同场景下,均能将机队平滑地收敛到所需值,实现对多无人机的最佳路径规划和控制;

3) 与人工势场法、模型预测控制法相比,所提方法对多无人机路径规划的收敛性更加平滑,对不利初始条件具有更好的鲁棒性和抗振荡性。

### 参考文献:

[1] 齐小刚,李博,范英盛,等.多约束下多无人机的任务规

划研究综述[J].智能系统学报,2020,15(2):204-217.

[2] 刘畅,谢文俊,张鹏,等.复杂威胁环境下无人机实时航线规划逻辑架构[J].北京航空航天大学学报,2020,46(10):1948-1957.

[3] 宋孝成,刘晓培,陆建.未知环境中无人机实时导航的人工势场方法[J].中国科学院大学学报,2022,39(3):393-402.

[4] XU C, XU M, YIN C. Optimized multi-UAV cooperative path planning under the complex confrontation environment[J]. Computer Communications, 2020, 162: 196-203.

[5] 陆浩然,王永峰,鞠兴龙.固定翼无人机编队的启发分布式模型预测控制[J].导航定位与授时,2021,8(6):43-51.

[6] 焦庆宇,陈新锋,郑志刚,等.基于人群密度风险的无人机动态路径规划研究[J].地理科学进展,2021,40(9):1516-1527.

[7] 袁建华,李尚.无人机三维路径规划及避障方法[J].信息与控制,2021,50(1):95-101.

[8] ZHENG X, WANG F, LI Z. A multi-UAV cooperative route planning methodology for 3D fine-resolution building model reconstruction[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 146: 483-494.

[9] 董箭,初宏晟,卢杭樟,等.基于A星算法的无人机路径规划优化模型研究[J].海洋测绘,2021,41(3):28-31.

[10] 郭启程,杜晓玉,张延宇,等.基于改进鲸鱼算法的无人机三维路径规划[J].计算机科学,2021,48(12):304-311.

[11] QU C Z, GAI W D, ZHANG M Y, et al. A novel hybrid grey wolf optimizer algorithm for unmanned aerial vehicle (UAV) path planning[J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 194(2): 1-13.

[12] 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.

[13] CAO Y, WEI W, BAI Y, et al. Multi-base multi-UAV cooperative reconnaissance path planning with genetic algorithm[J]. Cluster Computing, 2019, 22(3): 5175-5184.

[14] 邓敏,陈志.基于k度平滑的多无人机协调路径规划方法[J].计算机工程与设计,2021,42(8):2387-2394.

### 作者简介:

刘开芬 女,1974年生于四川开江,副教授,主要从事计算机应用技术研究。

冯 烨 女,1995年生于浙江诸暨,工程师,主要从事GIS、可视化、平台与应用、GIS、数据开发等研究。

张飞霞 女,1976年生于河北藁城,副高级工程师,主要从事电价管理工作。

陈 晔 女,1985年生于河北辛集,高级工程师,主要从事电力营销工作。