

基于子母式多无人机协同的多目标追踪

王翰章¹, 张雪涛¹, 刘一莎², 张雪波³, 庄 严¹

(1. 大连理工大学智能机器人实验室, 辽宁 大连 116024; 2. 大连海事大学信息科学技术学院, 辽宁 大连 116026;
3. 南开大学人工智能学院, 天津 300350)

摘要: 针对多无人机多目标追踪中存在的障碍物分布随机、多目标分布分散且易脱离传感器感知范围等问题, 提出了一种基于子母式多无人机系统的多目标联合覆盖与追踪方法。首先利用 Welzl 算法生成的最小包围圆引导母机规划追踪轨迹以覆盖更多的目标; 然后根据母机对多目标位置的预测结果调度子机抵近目标进行一对一追踪; 最后子母机通过在线协同追踪来实现对区域内多目标的持续稳定观测。仿真实验结果表明所提方法能够有效提升多无人机对多目标的观测能力, 室外场景中的子母机多目标追踪实验验证了该方法部署在实际多无人机平台上的有效性。

关键词: 无人机目标追踪; 最小圆覆盖; 多无人机; 任务分配; 协同轨迹规划

Multi-target Tracking Based on the Collaboration of Mother-daughter Multi-UAV

WANG Hanzhang¹, ZHANG Xuetao¹, LIU Yisha², ZHANG Xuebo³, ZHUANG Yan¹

(1. Intelligent Robotics Lab, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;
2. Information Science and Technology College, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China;
3. College of Artificial Intelligence, Nankai University, Tianjin 300350, China)

Abstract: In multi-target tracking by multiple UAVs (unmanned aerial vehicles), the obstacle positions are random, and multiple targets scatter and maybe move out of sensor perception range. To solve the problems, a multi-target joint coverage and tracking method based on mother-daughter multi-UAV system is proposed. Firstly, the minimum bounding circle generated by Welzl's algorithm is used to guide the mother UAV to plan a tracking trajectory for covering more targets. Then, the daughter UAVs are scheduled to approach the targets for one-on-one tracking, based on the positions of multiple targets predicted by the mother UAV. Finally, the mother and daughter UAVs continuously and stably observe multiple targets in the area through online collaborative tracking. Simulation results show that the proposed method can effectively enhance the observation capability of multiple UAVs for multiple targets, and the mother-daughter UAV multi-target tracking experiments in outdoor scene verify the effectiveness of this method deployed on actual multi-UAV platforms.

Keywords: UAV (unmanned aerial vehicle) target tracking; minimum circle covering; multi-UAV; task allocation; collaborative trajectory planning

随着无人机在感知^[1]、规划^[2]和控制^[3]领域技术的逐渐成熟, 其在低空经济中的应用也日益广泛, 如低空物流配送、树林环境探索^[4]、地面目标跟踪^[5]与编队表演^[6-7]等领域。在低空场景中追踪可疑目标是一项极具挑战性但又至关重要的任务。与室内环境不同, 低空场景具有高度的复杂性和不确定性。一方面, 低空区域存在大量建筑物、山脉、树木等多样化的障碍物, 这些障碍物不仅会阻挡无人机的视线, 影响其对目标的观测, 还可能导致无人机与障碍物发生碰撞, 危及飞行安全; 另一方面, 低空环境中信号容易受到干扰, 缺乏预设安防监控系统的有效支持, 使得在低空场景中难以对

非合作目标进行稳定、可靠的监控。

无人机在室外场景中进行自主作业时面临目标分布分散、障碍物分布随机以及目标容易脱离传感器感知范围等挑战^[8]。单一无人机难以完成多目标追踪任务, 因此需要多个无人机协同完成。尽管现有研究在多无人机多目标追踪方面取得了一定进展, 但仍存在一些问题: 1) 大部分研究都假设无人机在初始状态就能观测到目标, 并且仅对目标追踪问题进行研究, 这在现实的追踪任务中并不适用。2) 一些研究利用多架无人机对多目标进行区域搜索和追踪, 当无人机因遮挡或目标运动突变而无法观测目标时, 需要对目标进行重新搜索, 导致追踪效

率下降。近年来, 多无人机协同的多目标跟踪领域的相关研究取得了一定进展。众多研究人员从不同角度对此展开探索, 提出了一系列的研究方法。

在算法研究方面, 文 [9] 提出了一种基于概率假设密度 (PHD) 滤波器的分布式多目标跟踪算法, 通过引入凸不确定性 Voronoi 图来划分机器人的巡逻区域。然而, 文中假设机器人的定位误差沿路径呈均匀分布, 这与实际情况中机器人定位误差的动态时变特性存在显著偏差。文 [10] 基于 Kalman-Consensus 滤波器提出了分布式跟踪算法, 该算法通过融合定位不确定性和相对帧对齐不确定度来解决分布式移动多目标跟踪 (MOT) 中的定位问题。但针对传感器故障引发的目标检测能力下降的问题, 此算法仍存在局限性。

在传感器方面, 文 [11-12] 针对传感器故障, 提出了基于网络图结构的重配置策略, 以维持多机间的连通性, 但频繁的网络重配置会降低系统的追踪效率。文 [13] 提出了基于互信息的分布式规划器, 减少了追踪任务的步骤, 提升了大规模集群的追踪效率, 但未明确无人机使用的传感器类型, 限制了其在实际任务中的应用。文 [14] 针对传感器异构情况提出了分布式覆盖控制方法, 该方法能自动平衡每个无人机所分配的任务负载, 适用于多无人机搭载异构传感器来追踪未知数量目标的任务。但该方法仿真实验的环境简单, 且未充分考虑避障问题。

在环境适应性方面, 文 [15] 提出了一种基于方位角的围捕控制方法, 利用方位角信息和单一距离测量值保证多机围捕队形的形状和大小。但该方法仅适用于无障碍物的空旷环境, 且需假设目标速度已知。文 [16] 在联合轨迹优化过程中考虑到避障和安全性约束, 提出了一种综合性方法。然而, 该方法需假设目标能主动向无人机发布实时的位置信息, 目标运动状态同样已知。文 [17] 采用多无人机搭载的多输入多输出 (MIMO) 雷达系统来追踪多目标, MIMO 雷达发射正交信号, 各个阵元信号是全向的, 故在 3 维空间中互不干扰。但实验场景中建筑物的遮挡会导致部分无人机对目标观测失效, 从而影响整体的追踪效果。

在目标信息获取与处理方面, 文 [18] 提出了基于视觉检测的多无人机目标干扰系统, 用于对非合作无人机目标进行检测、跟踪和干扰。但无线电干扰会影响组内无人机 GPS 定位的精度。文 [19] 通过用户数据报协议 (UDP) 来实现多无人机间位置和观测信息的共享, 不过仅适用于单目标的围捕追踪任务。文 [20] 在配备噪声二进制传感器的无人

机上部署遍历轨迹优化算法, 利用新型互信息图对指定区域内多个未知目标进行搜索和追踪。文 [21] 设计了 2 款无人机, 分别负责目标搜索与通信中继, 搭载视觉相机的无人机按预设路线搜索目标、获取位置信息, 搜索到目标后切换为追踪状态。但文 [20-21] 中的方法都缺乏对目标的全局观测能力, 一旦追踪过程中出现因障碍物遮挡或目标运动突变导致目标丢失的情况, 无人机需重新搜索目标, 导致追踪效率下降。

本文提出了一种基于子母式多无人机架构的多目标追踪方法, 母机携带远距离激光雷达在高空对作业区域进行扫描以高效获取对多目标的全局观测结果, 并基于多目标轨迹预测生成最小包围圆, 规划追踪轨迹以覆盖更多目标, 再调度子机携带近距离激光雷达抵近目标来执行一对一的追踪任务。该方法能够有效减少飞行路径规划冗余, 实现对区域内多目标的持续稳定观测。

1 方法概述 (Method overview)

如图 1(a) 所示, 一架母机在高空处对树林场景中的多个目标进行扫描。然而, 场景中的树木阻挡了无人机观测地面目标的视线, 使其无法持续稳定地观测地面目标。图 1(b) 表示多架子机对多目标进行近距离一对一追踪, 该方案需要子机提前完成对该区域目标的搜索工作, 对无人机的续航能力有很高的要求。此外, 在追踪目标时, 树木覆盖或目标运动的突变都可能导致目标丢失, 此时无人机必须重新对该区域进行目标搜索, 因此无法持续稳定地追踪目标。针对这 2 种方案存在的问题, 本文提出了一种子母式多无人机协同多目标追踪方法, 如图 1(c) 所示。母机在高空基于多目标轨迹预测生成最小包围圆, 并以最小包围圆的圆心为终点规划追踪轨迹以实现多目标的覆盖。3 架子机在母机的引导下一对一近距离跟踪目标。当子机因树木遮挡或目标运动突变而导致目标丢失时, 母机仍然能为子机提供目标的全局观测信息, 引导子机飞向目标继续追踪。

为确保多机、多目标追踪实验的科学性与有效性, 避免因目标复杂的逃避行为或无线数据传输的不稳定而引入过多不确定性, 提出 2 个基础假设:

1) 在指定作业区域内的多个目标可自由移动, 不受无人机追踪的影响, 不会为了逃避追踪而故意躲藏在无人机的监控盲区。

2) 在指定作业区域内, 无人机之间的无线数据传输的稳定性与可靠性不受距离的影响。

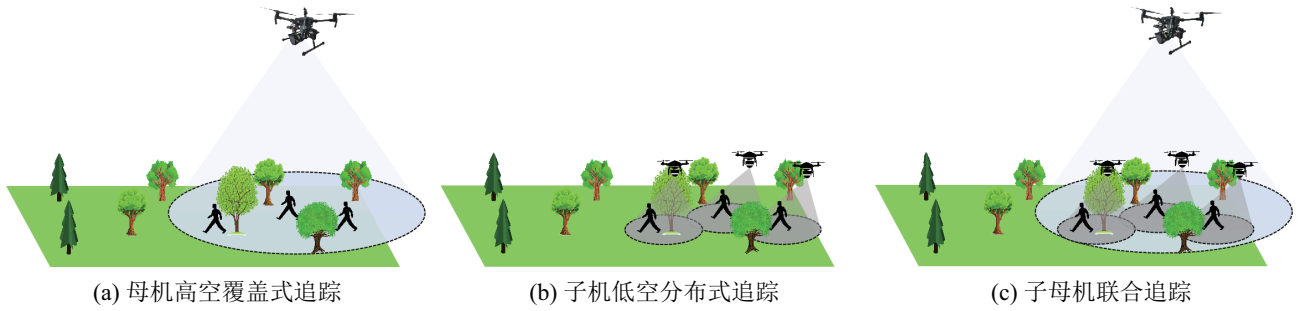


图 1 3 种多无人机多目标追踪方案

Fig.1 Three schemes of multi-UAV multi-target tracking

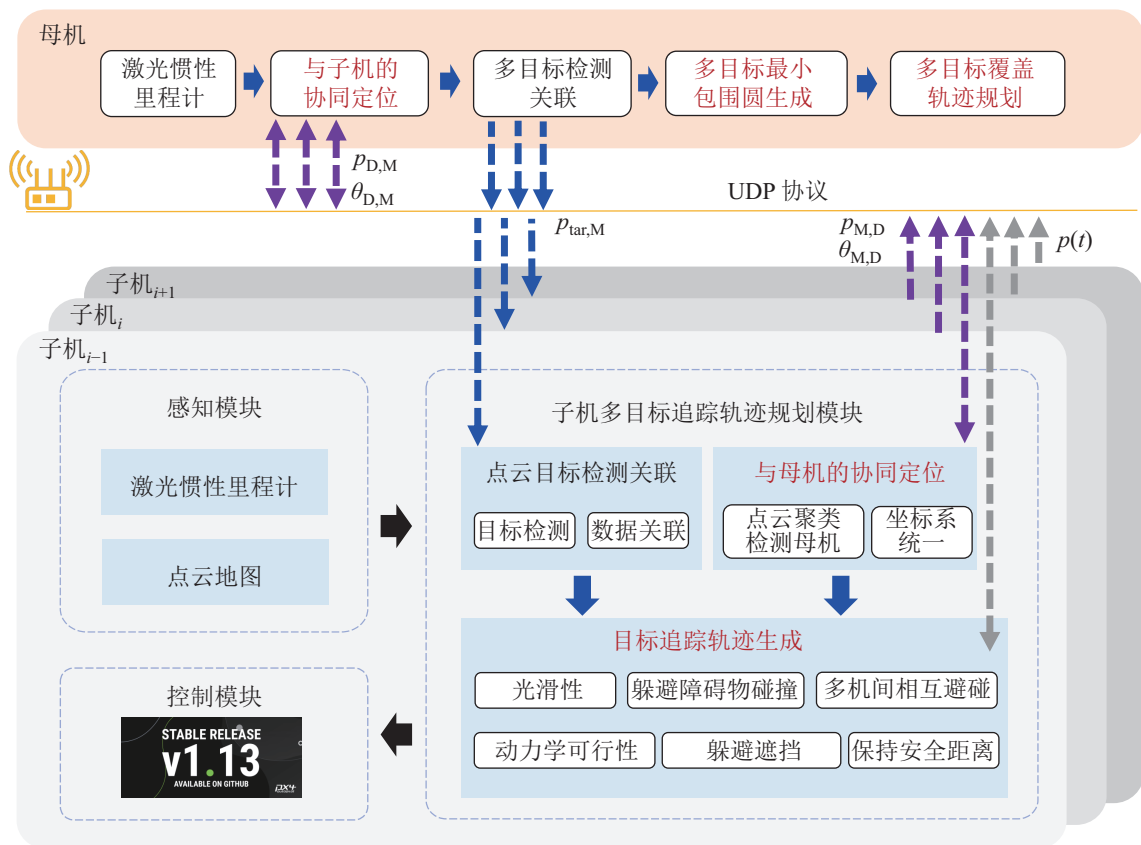


图 2 系统框架

Fig.2 The framework of the system

为了提高系统在包含未知障碍物的环境中对多目标的持续观测能力，提出了一种可见性引导的子母式无人机系统，用于在未知环境中协同覆盖和跟踪多个目标。如图 2 所示，该系统由母机和子机 2 种类型的无人机平台组成。首先子母机通过各自携带的激光传感器进行相互观测实现协同定位；然后母机携带远距离激光雷达在高空对作业区域内的多个目标进行检测与关联，再基于多目标的预测位置计算出能够覆盖这些目标的最小包围圆。最后以最小包围圆的圆心为终点规划出合理的追踪轨迹，从而实现对作业区域内大部分目标的扫描覆盖。同时，母机调度与目标最近的子机携带近距离固态激

光雷达对目标进行一对一追踪。母机在高空为子机提供大部分目标的全局观测信息，以确保当障碍物遮挡或目标运动突变导致目标丢失时，子机仍能依据母机的全局引导重新追踪到目标。

2 子母式无人机的感知与规划 (Perception and planning of mother-daughter UAVs)

2.1 基于相互观测的子母无人机协同感知定位

多无人机系统在协同作业过程中需要确定彼此的相对位置来完成对目标状态信息的共享。无人机所搭载的激光里程计运行的 SLAM 算法以里程计开始启动的位姿为初始位姿。而多架无人机协同作业

时, 由于每架无人机的机载激光里程计的坐标系都是相对独立的, 所以多机之间无法确定彼此的相对位姿。因此, 多无人机在初始状态时需要进行坐标系统一。为此, 提出一种子母无人机相互观测的方法以确定子母无人机之间的相对位姿关系。首先, 根据母机在地面起始位置的位姿建立世界坐标系, 坐标系符合右手系规则, 初始状态时母机机头的正方向为世界坐标系 x 轴的正方向, 世界坐标系的 z 轴垂直于母机机身向上。其他子机与母机间依靠共享的观测信息来完成坐标系统一, 而子机间则通过不同的悬停高度来区分彼此。

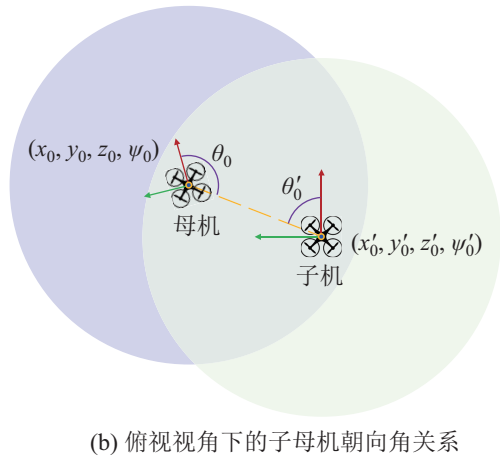
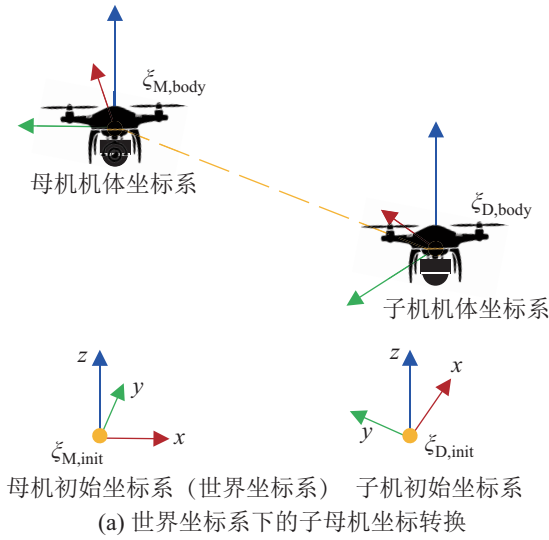


图 3 基于相互观测的子母无人机协同定位

Fig.3 The collaborative positioning of mother-daughter UAVs based on mutual observation

在图 3(a) 中, 一架母机与一架子机各自都处于相互的激光扫描范围内, $\{\xi_{M,init}\}$ 与 $\{\xi_{D,init}\}$ 分别为母机与子机的初始坐标系, $\{\xi_{M,body}\}$ 与 $\{\xi_{D,body}\}$ 分别为母机与子机的机体坐标系。图 3(b) 为俯视图, 在子机机体坐标系下, 子机机头朝向 (子机机体坐标系的 x 轴) 与子母无人机连线在 xy 平面投影的夹

角的余弦值为

$$\cos \theta'_0 = \frac{\mathbf{t}_{DM} \cdot \boldsymbol{\delta}_{DH}}{\|\mathbf{t}_{DM}\|_2 \cdot \|\boldsymbol{\delta}_{DH}\|_2} \quad (1)$$

式中, \mathbf{t}_{DM} 表示由子机机体坐标系原点指向母机聚类中心点 (由子机通过点云聚类方式检测得到) 的向量, $\boldsymbol{\delta}_{DH}$ 为子机机体坐标系中沿子机机头方向的单位向量。

在母机机体坐标系下, 母机机头朝向 (母机机体坐标系的 x 轴) 与子母无人机连线在 xy 平面投影的夹角的余弦值为

$$\cos \theta_0 = \frac{\mathbf{t}_{MD} \cdot \boldsymbol{\delta}_{MH}}{\|\mathbf{t}_{MD}\|_2 \cdot \|\boldsymbol{\delta}_{MH}\|_2} \quad (2)$$

式中, \mathbf{t}_{MD} 为由母机机体坐标系原点指向子机聚类中心点 (由母机通过点云聚类方式检测得到) 的向量, $\boldsymbol{\delta}_{MH}$ 为母机机体坐标系中沿母机机头方向的单位向量。

母机当前位置在其机体坐标系 $\{\xi_{M,body}\}$ 下的坐标向量 $\mathbf{P}_M^{M,body}$ 与在其初始坐标系 $\{\xi_{M,init}\}$ 下的坐标向量 $\mathbf{P}_M^{M,init}$ 存在如下旋转平移关系:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_M^{M,body} \\ 1 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{M,body}^{M,init} & \mathbf{t}_{M,body}^{M,init} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_M^{M,init} \\ 1 \end{bmatrix} \\ &= \mathbf{A} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_M^{M,init} \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3)$$

式中, $\mathbf{P}_M^{M,body} \in \mathbb{R}^3$, $\mathbf{P}_M^{M,init} \in \mathbb{R}^3$, $\mathbf{R}_{M,body}^{M,init}$ 与 $\mathbf{t}_{M,body}^{M,init}$ 分别为母机机体坐标系到世界坐标系的旋转矩阵与平移矩阵, 可从母机自身携带的激光里程计中直接获取。

子机当前位置在其机体坐标系 $\{\xi_{D,body}\}$ 下的坐标向量 $\mathbf{P}_D^{D,body}$ 与在其初始坐标系 $\{\xi_{D,init}\}$ 下的坐标向量 $\mathbf{P}_D^{D,init}$ 存在如下旋转平移关系:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_D^{D,body} \\ 1 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{D,body}^{D,init} & \mathbf{t}_{D,body}^{D,init} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_D^{D,init} \\ 1 \end{bmatrix} \\ &= \mathbf{B} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_D^{D,init} \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $\mathbf{P}_D^{D,body} \in \mathbb{R}^3$, $\mathbf{P}_D^{D,init} \in \mathbb{R}^3$, $\mathbf{R}_{D,body}^{D,init}$ 与 $\mathbf{t}_{D,body}^{D,init}$ 分别为子机机体坐标系到子机初始坐标系的旋转矩阵与平移矩阵, 可从子机自身携带的激光里程计中获取。

子机当前位置在其机体坐标系 $\{\xi_{D,body}\}$ 下的坐标向量 $\mathbf{P}_D^{D,body}$ 与在母机机体坐标系 $\{\xi_{M,body}\}$ 下坐标

向量 $\mathbf{P}_D^{\text{M,body}}$ 的旋转平移关系如下:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_D^{\text{D,body}} \\ 1 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{D,\text{body}}^{\text{M,body}} & \mathbf{t}_{D,\text{body}}^{\text{M,body}} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_D^{\text{M,body}} \\ 1 \end{bmatrix} \\ &= \mathbf{C} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_D^{\text{M,body}} \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

式中, $\mathbf{R}_{D,\text{body}}^{\text{M,body}}$ 与 $\mathbf{t}_{D,\text{body}}^{\text{M,body}}$ 分别为子机体坐标系到母机坐标系旋转矩阵与平移矩阵, 表示如下:

$$\mathbf{R}_{D,\text{body}}^{\text{M,body}} = \begin{bmatrix} \cos \psi_D^{\text{M}} & -\sin \psi_D^{\text{M}} & 0 \\ \sin \psi_D^{\text{M}} & \cos \psi_D^{\text{M}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{t}_{D,\text{body}}^{\text{M,body}} = \begin{bmatrix} x'_0 \\ y'_0 \\ z'_0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中, $\psi_D^{\text{M}} = \Theta(\theta_0, \theta'_0)$ 与子母无人机的朝向相关, 当子母机机头分别朝向子母机连线的同侧时 $\psi_D^{\text{M}} = \theta_0 + \theta'_0 - \pi$; 当子母机机头分别朝向子母机连线的两侧时 $\psi_D^{\text{M}} = \theta_0 - \theta'_0 - \pi$ 。(x'_0, y'_0, z'_0) 为母机以点云聚类方式获取的子机聚类中心点在母机机体坐标系下的坐标。

由于已设定母机的初始坐标系 $\{\xi_{\text{M,init}}\}$ 为世界坐标系 $\{\xi_{\text{world}}\}$, 则通过式(3)~(5)可以获取子机当前位置在其初始坐标系 $\{\xi_{D,\text{init}}\}$ 下的坐标向量 $\mathbf{P}_D^{\text{D,init}}$ 与在世界坐标系 $\{\xi_{\text{world}}\}$ 下坐标向量 $\mathbf{P}_D^{\text{world}}$ 的旋转平移关系如下:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{P}_D^{\text{D,init}} \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{C} \mathbf{A} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_D^{\text{M,init}} \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{C} \mathbf{A} \begin{bmatrix} \mathbf{P}_D^{\text{world}} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

在实机实验中, 若子母机无法相互观测, 可采用以下 2 种方式实现初始状态的协同定位。一是

在地面设标记点, 各个无人机在该点同朝向启动激光里程计, 此方法操作简便, 但人工目测易产生偏差, 且偏差会随飞行距离增大。二是利用激光 SLAM 重定位功能, 通过匹配当前点云数据与预先构建的场景先验地图来确定位置姿态, 但该方法依赖先验地图, 且要求子母机尽量搭载相同型号的激光传感器以保障匹配精度, 避免因数据特征不兼容而影响定位效果。

2.2 子母机协同轨迹规划

2.2.1 母机多目标覆盖区域生成

为了确保在感知区域内持续有效地跟踪检测到多个目标, 母机应始终位于多目标的最小包围圆的中心。然而, 由于母机携带的激光传感器的感知范围有限, 且总是小于作业区域, 因此, 在追踪过程中无法保证能够覆盖到所有目标。

图 4 中灰色圆圈代表母机的观测范围, 其中心采用黑色圆点 P_M 表示, 也表示母机的当前位置。目标的当前位置和预测位置分别采用绿色和橙色圆点表示, 浅紫色曲线表示目标的预测轨迹。

为获取多目标预测轨迹, 首先采用传统的卡尔曼滤波器与匈牙利算法相结合的方式来处理多目标在母机激光扫描连续多帧点云数据中的数据关联问题, 再运用多项式轨迹拟合各目标的历史位置, 然后依据拟合出的轨迹趋势预测其未来轨迹, 从而获取多目标轨迹的最终预测结果。

图 4(a) 中蓝色虚线圆代表在母机感知范围内对 5 个目标 $T_0 \sim T_4$ 当前位置所构建的最小包围圆, 其中心采用蓝色圆点表示。如图 4(a) 所示, 母机可以在点 P_M 处观测到其感知范围内的 5 个绿色圆点目标。根据 Welzl 算法^[22], 可获得包含 5 个目标 $T_0 \sim$

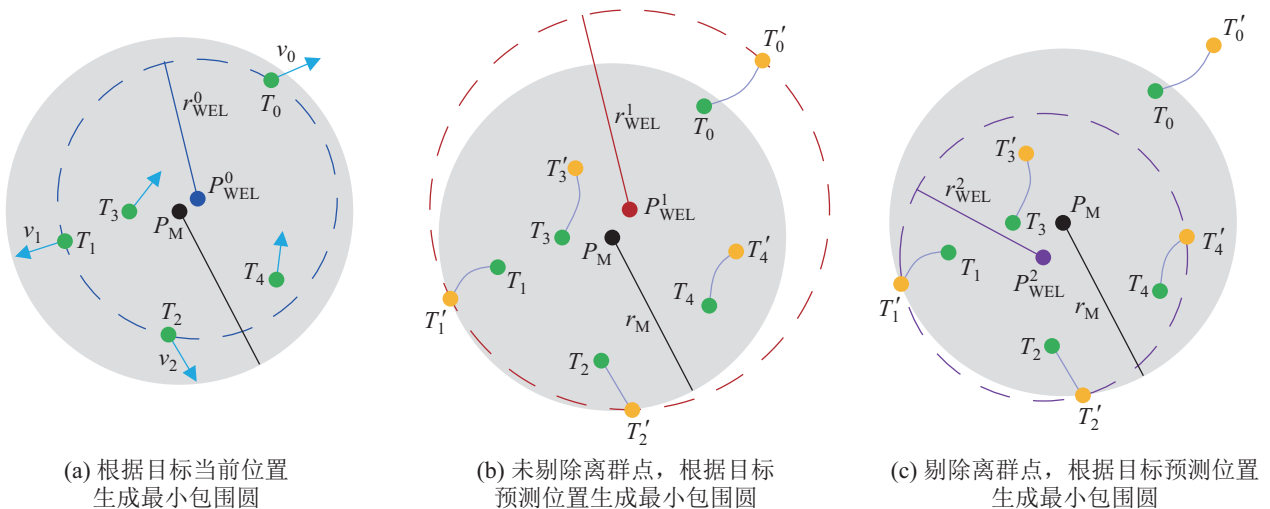


图 4 基于 Welzl 算法与目标轨迹预测的多目标覆盖过程

Fig.4 The multi-target coverage process based on the Welzl algorithm and target trajectory prediction

T_4 的最小包围圆的蓝色圆心 P_{WEL}^0 。由于目标 T_1 和目标 T_2 的运动方向与母机的运动方向相反, 如果母机以点 P_{WEL}^0 作为终点来规划跟踪轨迹, 那么当母机到达点 P_{WEL}^0 时, 目标 T_1 和目标 T_2 很容易脱离母机的观测范围。

图 4(b) 中红色虚线圆代表母机对 5 个目标预测位置 $T'_0 \sim T'_4$ 所构建的最小包围圆, 其中心位于红色圆点 P_{WEL}^1 。为了引导母机的感知范围能覆盖目标最多的区域, 提出了基于多目标轨迹预测的最小包围圆生成算法 1。如图 4(b) 所示, 橙色圆点 $T'_0 \sim T'_4$ 代表 5 个目标在 t 时刻的位置, 这些位置是基于母机对多个目标的历史轨迹观测结果进行预测的 (算法 1 中第 1~4 行)。利用 Welzl 算法 (第 5 行) 可获得 5 个目标预测位置的最小包围圆的半径 r_{WEL}^2 和圆心 P_{WEL}^2 。当母机移动到点 P_{WEL}^1 时, 由于最小包围圆的半径 r_{WEL}^1 大于母机的感知范围半径 r_M , 使得母机的感知范围仍然无法完全覆盖目标, 因此, 需要剔除离群点以保证母机能够对剩余大部分目标进行有效覆盖, 具体的剔除方法如算法 1 中第 7~11 行所示, 遍历计算 5 个目标的未来位置 $T'_0 \sim T'_4$ 与母机当前位置 P_M 的相对距离, 将相对距离大于或等于

算法 1 基于多目标轨迹预测的最小包围圆生成过程

输入: 母机激光雷达在地面上的扫描范围半径 r_M , 母机以固定时间间隔均匀采样目标 i 的 n 个历史位置

$H_i = \{T_{i,0}, T_{i,1}, \dots, T_{i,n-1}\}$, 母机感知的 N 个目标的历史位置 H_0, H_1, \dots, H_N , 母机的当前位置 P_M

输出: 母机覆盖的最多目标位置 P_T

```

1: for 遍历所有  $N$  个目标的历史位置 do
2:   根据第  $i$  个目标的历史位置  $H_i$  预测其未来位置  $T'_i$ 
3:   将目标  $i$  的未来位置  $T'_i$  存入列表  $L_1$ 
4: end for
5: 调用 Welzl 算法生成  $L_1$  中目标预测位置的最小包围圆,
   获取最小包围圆的圆心  $P_{WEL}^1$  与半径  $r_{WEL}^1$ 
6: if 最小包围圆半径  $r_{WEL}^1$  大于母机感知范围半径  $r_M$  then
7:   for 遍历  $L_1$  中所有目标的未来位置  $T'_i$  do
8:     if  $P_M$  与  $T'_i$  的距离小于  $r_M$  then
9:       将目标  $i$  的未来位置  $T'_i$  存入列表  $L_2$ 
10:    end if
11:  end for
12: else
13:   将  $L_1$  中所有目标的未来位置存入  $L_2$  中
14: end if
15: 调用 Welzl 算法生成对  $L_2$  中目标预测位置的最小包围圆, 获取最小包围圆圆心  $P_{WEL}^2$ 
16: 将新的最小包围圆圆心  $P_{WEL}^2$  作为母机轨迹规划的终点  $P_T$ 
17: 返回  $P_T$ 

```

母机感知半径 r_M 的目标剔除, 只保留相对距离小于母机感知半径 r_M 的目标的未来位置。

图 4(c) 中紫色虚线圆代表剔除预测的离群点目标 T'_0 后, 母机对剩余目标预测位置 $T'_1 \sim T'_4$ 所构建的最小包围圆, 其中心位于紫色圆点 P_{WEL}^2 。将紫色最小包围圆圆心 P_{WEL}^2 作为母机的轨迹规划终点 P_T 来引导母机覆盖剩余的大部分目标。

2.2.2 母机多目标覆盖轨迹生成

母机首先根据预定义的一系列航点对作业区域进行巡逻, 一旦探测到人体目标, 母机就从巡逻模式切换到目标覆盖追踪模式。在追踪过程中, 不断发现新目标, 轨迹规划的终点是当前探测的目标所在最小包围圆的中心点。采用经典的前端路径搜索方法和后端轨迹优化框架来生成母机的多目标覆盖轨迹。将连接母机当前位置和最小包围圆中心位置的直线作为前端路径, 在后端轨迹优化中, 使用 B 样条曲线来表示追踪轨迹, 因为它具有诸如控制点、凸包等良好特性, 并且能够表示复杂的轨迹^[23]。特别是 B 样条曲线可以完全被其周围有限个控制点组成的凸包包围。只要对控制点施加约束, 轨迹上的所有点都将受到约束影响。一个 B 样条多项式可以由一组控制点 $\{c_0, c_1, \dots, c_k, \dots, c_{T-1}\}$ 、节点向量 $[t_0, t_1, \dots, t_i, \dots, t_M]$ 和阶数 K_0 来唯一确定, 其中 $c_k \in \mathbb{R}^3$, $t_i \in \mathbb{R}$ 。一条 B 样条曲线可以由时间 t 进行参数化, 其中 $t \in [t_{K_0-1}, t_{M-K_0+1}]$ 。对于一条均匀的 B 样条曲线, 每个节点区间的长度都应该是相同的, 即 $\Delta t = t_{i+1} - t_i$ 。在 $t \in [t_i, t_{i+1}]$ 时刻, B 样条曲线上对应点的坐标可通过矩阵相乘的方式进行估计^[24]:

$$P(u(t)) = [1, u(t)^1, u(t)^2, \dots, u(t)^{K_0-1}] M_{K_0} C_k \quad (8)$$

式中, $C_k = [c_{k-K_0+1}, c_{k-K_0+2}, c_{k-K_0+3}, \dots, c_k]^T \in \mathbb{R}^{K_0 \times 3}$ 表示 B 样条曲线上控制点的坐标, $P^T(u(t)) \in \mathbb{R}^3$ 表示 B 样条曲线上点的坐标, $u(t) = (t - t_i)/\Delta t$, $t \in [t_k, t_{k+1}]$ 表示 B 样条曲线节点的区间函数。 $M_{K_0} \in \mathbb{R}^{K_0 \times K_0}$ 表示与 B 样条曲线的阶数 K_0 有关的矩阵, 详细求解方法见文 [24], 本文使用 4 阶 B 样条曲线来表示轨迹, 即 $K_0 = 4$ 。

令 $t = t_i$, 可以得到路径点 $p_k \in \mathbb{R}^3$ 与相应轨迹控制点之间的关系:

$$p_k = \frac{1}{6}(c_{k-3} + 4c_{k-2} + c_{k-1}) \quad (9)$$

1) 平滑性约束

通过最小化追踪轨迹的 3 阶导数的平方来实现轨迹平滑, 不仅使生成的轨迹在视觉上更加自然流

畅,同时也满足了实际飞行与运动学的约束,避免了无人机出现急剧转弯和运动突变,提升了轨迹的平滑性。轨迹平滑性约束的代价值 J_s 为

$$J_s = \sum_{i=1}^{T-3} \|\mathbf{J}_{M,i}\|_2^2 \quad (10)$$

式中 $\mathbf{J}_{M,i}$ 表示追踪轨迹的第3阶导数。

2) 动力学可行性约束

$$J_{dy} = \sum_{i=1}^{T-1} p(\|\mathbf{V}_{M,i}\|_2^2 - v_{M,\max}^2) + \sum_{i=1}^{T-2} p(\|\mathbf{A}_{M,i}\|_2^2 - a_{M,\max}^2) \quad (11)$$

式中, J_{dy} 表示轨迹的动力学可行性约束的代价值, $v_{M,\max}$ 与 $a_{M,\max}$ 分别代表母机的最大速度和最大加速度, $p(x) = \max\{0, x\}$ 表示当代价函数值 x 为正数时结果有效。

2.2.3 母机引导下的子机追踪轨迹规划

当母机检测到一个新目标时,会派遣最近的子机飞向目标。一旦子机接近目标并通过自身所搭载的传感器检测到目标,后续的跟踪将主要依赖子机自身的传感器。只有在目标丢失时,子机才会依赖母机的全局观测信息来跟踪目标。子机的轨迹规划仍然基于前后端的规划框架,前端轨迹采用混合 A* 算法^[25]生成的包含动力学信息的初始跟踪轨迹,后端轨迹与母机一样都使用 B 样条曲线来表示。此外,子机采用与母机相同的优化轨迹的平滑性约束和动力学可行性约束。为了简化,省略平滑性约束和动力学可行性约束这两个公式,只展示与多目标跟踪相关的约束。

1) 碰撞—遮挡躲避代价

利用欧几里得符号距离场来获取轨迹上点与最近障碍物间的距离和梯度方向。无人机需要与障碍物保持安全距离以避免发生碰撞。此外,为了躲避遮挡,无人机需要与障碍物保持更远的距离。因此,将构建安全—可见性约束 J_{co} :

$$J_{co} = \sum_{i=1}^N p(d_{sv}^2 - \lambda^2(\mathbf{c}_i))\lambda(\mathbf{c}_i) \quad (12)$$

式中, d_{sv} 表示无人机需要与障碍物保持的最小安全—可见性距离。 $\lambda(\mathbf{c}_i)$ 表示控制点 \mathbf{c}_i 与其最近障碍物之间的相对距离,该距离可从欧几里得符号距离场中获取。

2) 相对距离代价

在追踪过程中,无人机与目标之间的相对距离应保持在合理的范围内,以确保目标的可见性和自身的安全性。为此,将目标与无人机之间的相对距

离约束在一个安全区间内,实现无人机对目标安全性与可见性的保持,相对距离 J_{rd} 的具体约束形式为

$$J_{rd} = \sum_{k=K_0-1}^{T-K_0} p(d_{\min} - \|\boldsymbol{\delta}_k\|_2)^2 + p(\|\boldsymbol{\delta}_k\|_2 - d_{\max})^2 \quad (13)$$

式中, d_{\min} 和 d_{\max} 分别代表安全区间的下限和上限。 $\boldsymbol{\delta}_k = \mathbf{t}_k - \mathbf{p}_k \in \mathbb{R}^3$ 表示由无人机当前位置 \mathbf{p}_k 指向目标当前位置 \mathbf{t}_k 的向量, $\mathbf{p}_k \in \mathbb{R}^3$ 表示由原点 O 指向无人机当前位置 \mathbf{p}_k 的向量, $\mathbf{t}_k \in \mathbb{R}^3$ 表示由原点 O 指向目标当前位置 \mathbf{t}_k 的向量。

3) 多无人机相互避碰代价

多无人机之间相互避碰的优化尺度与碰撞—遮挡躲避代价相似。在优化无人机 k 的轨迹时,通过保持无人机 k 轨迹上每个点与同一时刻无人机 j 轨迹上对应点之间的相对距离不小于安全阈值 d_{safe} 来避免多无人机之间的碰撞。此外,还需通过网络时间协议对多无人机间的绝对时间进行同步,以避免不同设备的时间不统一对多机轨迹规划所造成的干扰。多无人机相互避碰约束如下:

$$J_{mca} = \sum_{j=0}^N \int_{t_s}^{t_e} p(d_{\text{safe}}^2 - \|\mathbf{p}_k(t) - \mathbf{p}_j(t)\|_2^2) dt, j \neq k \quad (14)$$

式中, $\mathbf{p}_k(t) \in \mathbb{R}^3$ 和 $\mathbf{p}_j(t) \in \mathbb{R}^3$ 分别代表无人机 k 和无人机 j 的轨迹。

3 实验验证 (Experimental validation)

在仿真环境中,将本文提出的基于预测的最小包围圆引导方法与另外2种方法在可见性比率指标上进行对比分析,以验证所提方法的有效性。其次,通过在不同数量障碍物场景中进行的单母机追踪、多子机追踪与子母机联合追踪的比较实验来验证子母机联合多目标追踪方法在保持对多目标持续稳定追踪方面的优势。最后,在室外场景中通过多无人机平台对2个实验人员进行联合追踪实验,验证该方法在真实环境中执行追踪任务的有效性。

3.1 仿真实验

3.1.1 母机的多目标覆盖追踪

仿真实验对固定路线的巡逻方法、基于多目标当前观测位置生成最小包围圆方法 (Welzl+当前方法) 与所提的基于多目标预测位置生成最小包围圆方法 (Welzl+预测方法) 进行了比较。图5为3种追踪方法的定性比较结果,一架搭载远距离激光雷达的母机在一个大小为 $50\text{ m} \times 50\text{ m} \times 10\text{ m}$ 且包

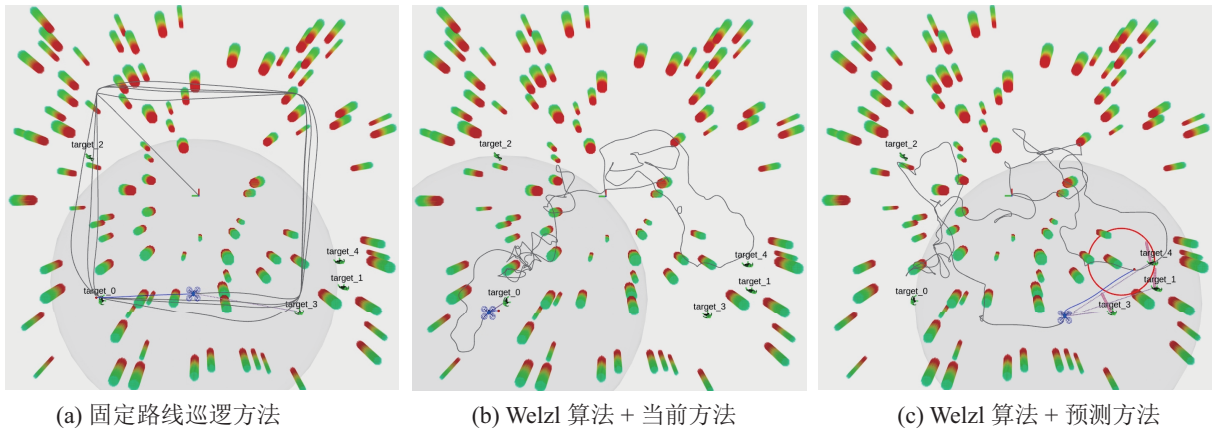


图 5 母机采用 3 种不同的追踪方法来追踪 5 个目标的实验过程截图

Fig.5 Screenshots of the mother UAV using three different tracking methods to track 5 targets

含 100 个柱形障碍物的仿真环境中对 5 个随机移动的人体目标进行覆盖跟踪, 母机的速度上限为 4.0 m/s, 加速度上限为 4 m/s²。灰色圆形区域代表母机激光的扫描范围, 红色圆圈是在母机感知范围内由 Welzl 算法生成的对多目标预测位置的最小包围圆。紫色虚线表示目标在母机的观测范围内, 粉色曲线表示母机预测目标的未来轨迹, 灰色曲线表示母机的历史轨迹。

由图 5(a) 可以看出, 母机的运动不是以目标为导向的而是被动的, 此刻母机只能观测到目标 3。由图 5(b) 可以看出, 母机的运动是以目标为导向的, 但是由于缺乏对目标运动的预测, 导致母机易受离群点的干扰而无法有效追踪区域内的大部分目标, 此刻母机只能追踪到目标 0。由图 5(c) 可以看出, 母机依据对多目标运动的预测结果提前将离群点剔除, 能够有效覆盖区域内的大部分目标, 此刻母机能够追踪到目标 1、3 与 4 这 3 个目标。

在无人机追踪目标过程中, 无人机维持对目标可见性的时间能够一定程度上反映出无人机对目标的追踪能力, 因此提出了可见性比率这一指标。无人机 k 对目标 i 的可见性比率 $R_{k,i}$ 定义为

$$R_{k,i} = \frac{T_{k,i}}{T_{tot,k}} \quad (15)$$

式中, $T_{k,i}$ 为无人机 k 能够保持对目标 i 可见的时间, $T_{tot,k}$ 为无人机 k 飞行过程消耗的总时间。可见性比率 $R_{k,i}$ 越大说明无人机 k 对目标 i 的追踪能力越强。

在大小为 50 m×50 m×10 m 的仿真环境中随机生成 5 张地图, 每张地图都包含 100 个随机生成的柱形障碍物, 并在每张地图上进行 10 次实验, 实验结果如表 1 所示。通过定量比较 3 种方法在追踪过程中母机对多个目标的可见性时间占追踪总时

间的比率可以看出, 采用 Welzl 算法+预测方法和 Welzl 算法+当前方法的主动式跟踪方法获得的目标可见性比率显著高于固定路线巡逻方法。同时, Welzl 算法+预测方法能够有效地帮助 Welzl 算法在计算最小包围圆之前剔除即将脱离母机观测范围的噪点目标, 这确保了母机不会因噪点目标的干扰而受到错误引导。因此, Welzl 算法+预测方法获得的目标可见性比率高于 Welzl 算法+当前方法。

表 1 3 种方法的目标可见性比率对比

Tab.1 Comparison of the target visibility ratios for three methods

	固定路线巡逻方法 /%	Welzl 算法+当前方法 /%	Welzl 算法+预测方法 /%
目标 0	40.4	70.2	74.4
目标 1	37.2	69.1	75.2
目标 2	40.8	68.6	74.3
目标 3	42.4	70.5	74.1
目标 4	38.2	69.8	74.9
平均值	39.8	69.6	74.6

3.1.2 母机引导下的多子机多目标追踪

在包含 100 个随机生成的柱形障碍物的仿真环境 (50 m×50 m×10 m) 中进行子母机联合多目标追踪实验。实验过程的俯视图如图 6 所示, 一架蓝色母机和 5 架黑色子机 (D_0~D_4) 协同追踪 5 个自由移动的目标 (目标 0~目标 4)。母机和子机的速度上限分别为 4 和 3 m/s, 两者加速度上限值与各自速度上限值相等。灰色圆形区域代表母机携带激光传感器的覆盖范围, 红色曲线是由子机规划的轨迹, 深蓝色曲线是由母机规划的轨迹。母机与目标之间的紫色连线表示母机能够直接观测到的目标, 母机与目标之间的绿色连线表示母机不能直接观测到的目标, 但是该目标已经被子机锁定追踪。

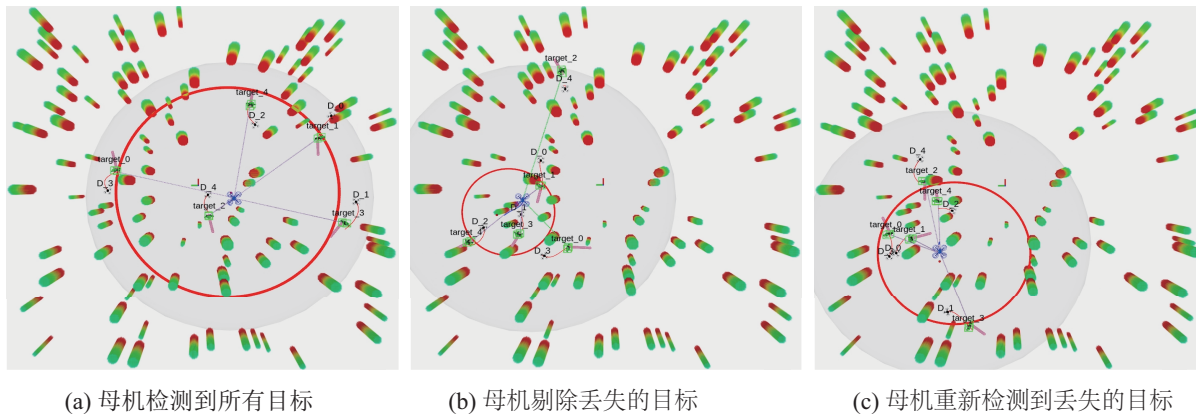


图6 子母无人机在包含 100 个障碍物的场景中对 5 个目标的联合追踪

Fig.6 The collaborative tracking process of the mother-daughter UAVs for five targets in a scene with 100 obstacles

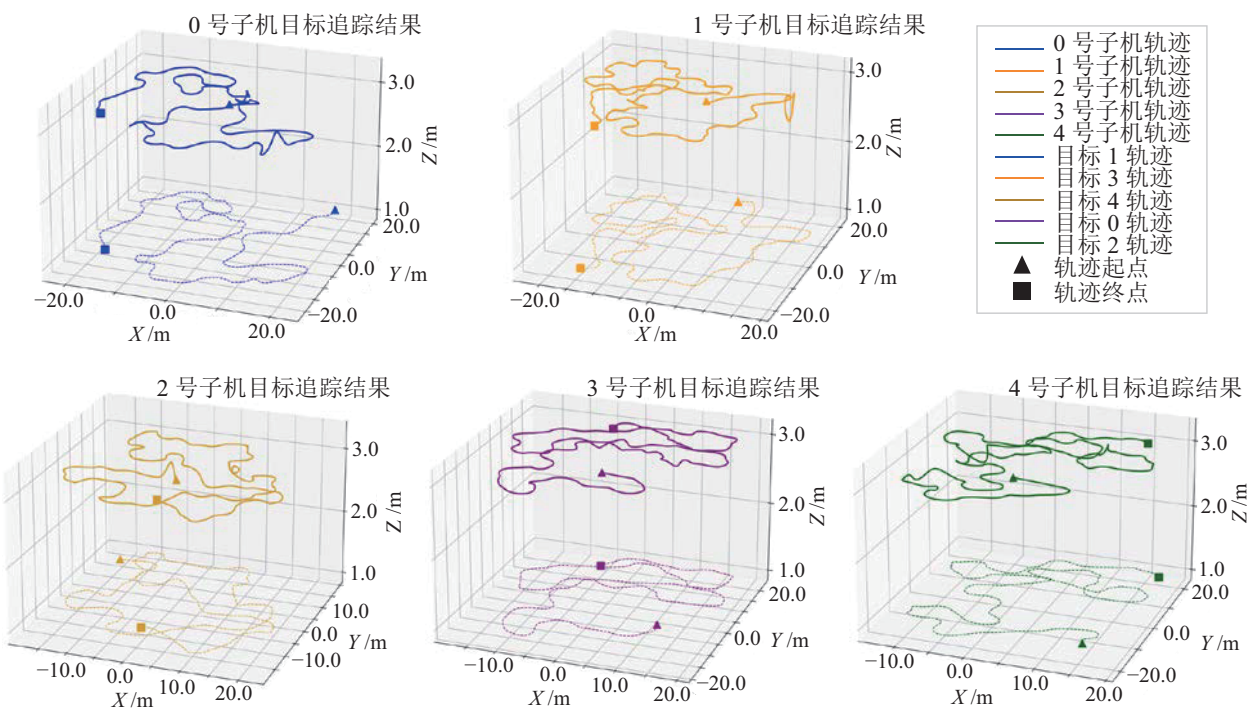


图7 子机以及被追踪目标的历史轨迹

Fig.7 The historical trajectories of the daughter UAV and the target being tracked

图 6(a) 表示母机的观测范围能够同时覆盖到 5 个目标的最小包围圆，5 架子机各自处于一对一的目标追踪状态。图 6(b) 表示 4 号子机跟随目标 2 即将脱离母机的观测范围，母机已经剔除该离群点目标对构建最小包围圆的影响，而是对剩余目标进行覆盖追踪。此时母机观测目标 0 的视线刚好被障碍物所遮挡，母机只对剩余 3 个目标（目标 1、3 与 4）构建最小包围圆，并以最小包围圆圆心为终点进行覆盖追踪。图 6(c) 表示 4 号子机跟随目标 2 进入母机的观测范围并被母机检测到。其他目标也处于被母机观测的状态，母机根据 5 个目标的位置构建最小包围圆，并以最小包围圆圆心为终点进行覆

盖追踪。

图 7 展示了多机多目标追踪过程中，每架子机追踪母机所分配目标的历史轨迹。可以看出，在母机的全局引导下，每架子机都能够完成对分配目标的追踪任务。

为了进一步评估子母无人机系统在不同障碍物密度的场景中对多个目标的追踪性能，在仿真环境中分别放置了 0、50、100、150 和 200 个圆柱形障碍物，针对每种数量的障碍物环境随机生成了 5 张地图。随后，在每张地图上进行了 10 次实验，最终的实验结果如图 8 所示。

由图 8 可知，母机对目标的可见性比率随着障

碍物数量的增加而显著下降, 这表明障碍物数量对母机的目标观测性能影响较大。障碍物越多, 母机观测目标的视线被障碍物阻隔的概率越高。子机的目标可见性比率随着障碍物数量的增加只有轻微下降, 表明障碍物数量对子机的目标追踪性能影响较小。子机追踪的平均目标可见性比率明显高于母机追踪, 而子母无人机联合追踪的目标可见性比率略高于子机追踪。这是由于母机的激光传感器感知范围小于作业区域, 一旦目标分散移动, 母机的目标可见性比率就会降低。另外, 子机在母机的全局引导下可以抵近目标进行一对一跟踪。子机的高频(7 Hz) 轨迹重规划使得即使在目标运动突变时也能有效地跟踪目标。因此, 子机的目标可见性比率高于母机。而子母机联合追踪相比于子机追踪只是在初始状态与子机受障碍物遮挡这 2 种情况下能够由母机来提供对目标的观测, 因此子母无人机联合追踪的目标可见性比率略高于子机单独追踪。

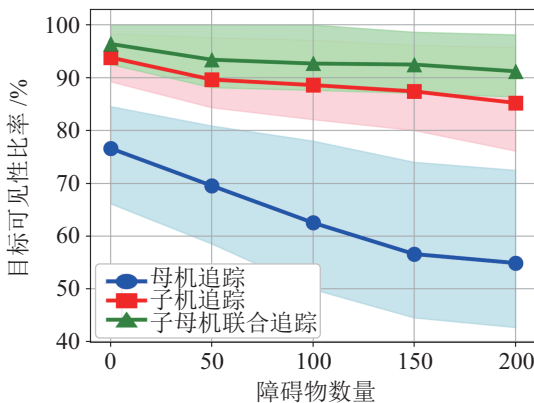
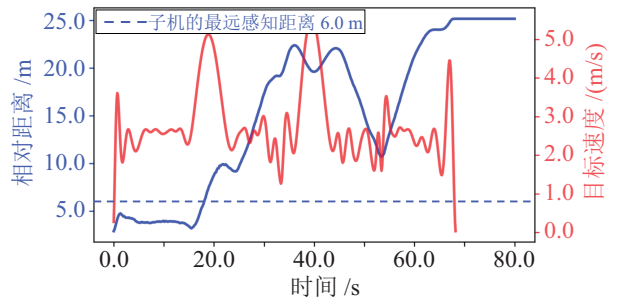


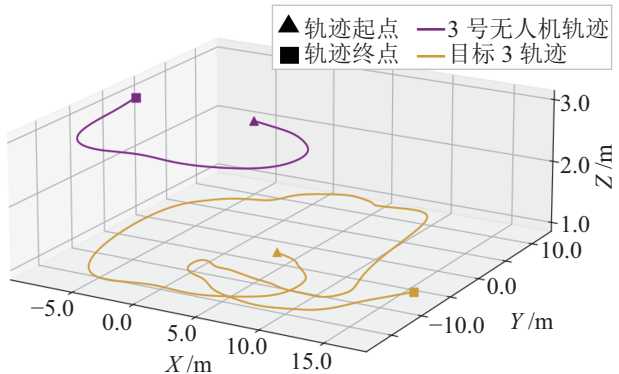
图 8 母机、子机与子母机联合追踪的定量比较结果
Fig.8 Quantitative comparison results of tracking for the mother UAV, daughter UAVs, and mother-daughter UAVs

本文在仿真环境中设置了对比实验来进一步验证当目标运动突变导致子机的跟踪目标丢失时, 母机的全局观测结果对子机追踪效果的影响。由于在初始条件下子机需要依赖母机的全局观测结果来获取目标的位置, 而对比实验中需要排除母机的影响, 因此在对比实验的初始条件中将目标 0~4 直接置于 0~4 号子机各自的观测范围内, 目标与子机序号一一对应。此外, 为了排除障碍物遮挡的影响, 在无障碍的仿真环境中执行对比实验。实验设置子机的速度上限为 3 m/s, 3 号目标发生 2 次运动突变, 且每次突变的速度超过 5 m/s。

图 9 为无母机全局辅助观测条件下, 3 号子机对发生运动突变的目标 3 的追踪结果。从图 9(a) 中可以看出, 大约在第 18 s 时, 目标 3 发生了第 1 次



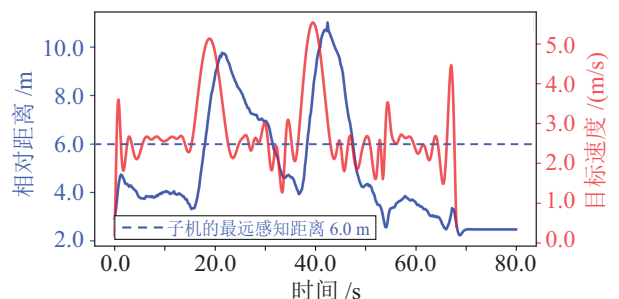
(a) 子机追踪目标过程中两者的相对距离与目标速度的变化结果



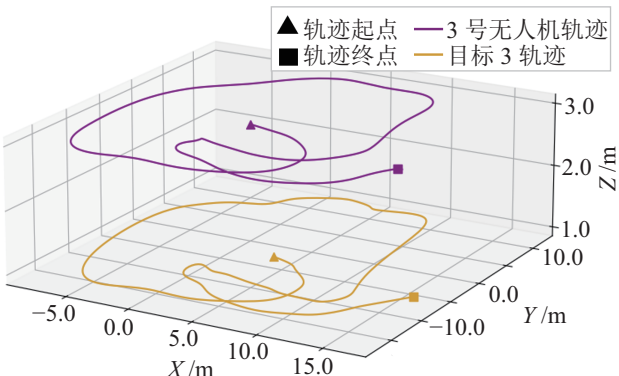
(b) 子机追踪目标过程的历史轨迹

图 9 无母机全局辅助观测条件下的追踪结果

Fig.9 The tracking results without the global auxiliary observation of the mother UAV



(a) 子机追踪目标过程中两者的相对距离与目标速度的变化结果



(b) 子机追踪目标过程的历史轨迹

图 10 有母机全局辅助观测条件下的追踪结果

Fig.10 The tracking results with the global auxiliary observation of the mother UAV

运动突变，子机与目标的相对距离超过了子机的最远感知距离 6 m，导致 3 号子机丢失目标。从图 9(b) 中两者的历史轨迹也可以看出，由于缺乏母机的全局辅助观测，3 号子机在丢失目标后即停止了追踪任务。

图 10 为子机借助母机全局辅助观测条件下，3 号子机对发生运动突变的目标 3 的追踪结果。从图 10(a) 中可以看出，大约在第 18 s 与第 38 s 时，目标 3 发生了 2 次运动突变，虽然子机与目标的相对距离超过了子机的最远感知距离 6 m，导致 3 号子机丢失目标，但是子机仍然可以依赖母机对目标的全局辅助观测来获取目标的位置信息，进而完成追踪任务。从图 10(b) 两者的历史轨迹中也可以看出，在母机全局辅助观测的作用下，3 号子机能够完成对发生运动突变的目标 3 的追踪任务。

3.2 实测实验

3.2.1 硬件平台

如图 11 所示，硬件平台由 4 架无人机组成。一架轴距为 700 mm、配备有远距离激光雷达 Ouster OS1-32i 的无人机被作为母机，而其他 3 架轴距为 450 mm 的无人机被用作子机，每架子机都配备了 1 台近距离固态激光雷达 Mid-360。4 架无人机均

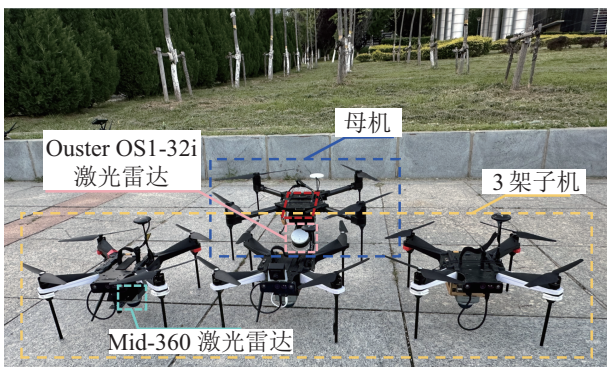


图 11 子母无人机硬件平台

Fig.11 The hardware platform of mother-daughter UAVs

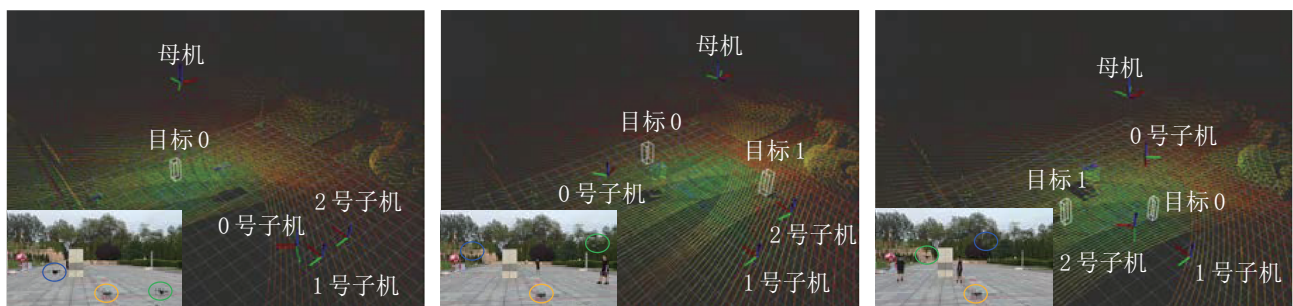
配备了开源飞控 Pixhawk 6C Mini 用于运行底层控制算法。母机配备了 1 台 Intel NUC11 微型计算机，用于运行感知和规划算法。每架子机都配备了 1 个 NVIDIA Jetson Xavier NX 微型计算机，用于运行感知和规划算法。1 台笔记本电脑作为地面站。无人机之间以及无人机与地面站之间的通信由 1 台 5G 路由器来完成。

3.2.2 室外多目标追踪实验

在长为 16 m×12 m 的室外区域中使用 1 架母机和 3 架子机进行多目标协同追踪实验。一个长方形泡沫柱 (0.6 m×1.2 m×2.4 m) 被放置在实验场地中心作为障碍物，母机的速度上限设置为 3 m/s，子机的速度上限设置为 2 m/s，两者加速度的上限值与各自速度的上限值相等。

图 12 为子母无人机系统在不同时刻 (T0、T1 和 T2) 对 2 个人体目标进行协同追踪的过程。0 号无人机、1 号无人机和 2 号无人机的实时位置分别由蓝色、橙色和绿色椭圆标出。如图 12(a) 所示，在 T0 时刻，母机悬停在高空使用全景激光对作业区域进行连续扫描，通过点云聚类检测到目标 0，随即以目标 0 的位置作为终点规划追踪轨迹进行追踪。同时，母机将目标 0 的位置实时发布给与目标 0 最近的 0 号子机来跟踪。如图 12(b) 所示，在 T1 时刻，母机在作业区域内又检测到目标 1，即以目标 0 与 1 的最小包围圆圆心 (即两者连线的中点) 为终点规划追踪轨迹对 2 个目标进行覆盖追踪。同时，母机将目标 1 的位置实时发布给与目标 1 最近的 2 号子机来跟踪。图 12(c) 展示了在 T2 时刻母机与 2 架子机对 2 个目标进行联合跟踪。

多无人机系统对 2 个目标追踪过程的历史轨迹如图 13 所示，母机在 6 m 高度处对多目标执行覆盖追踪任务，子机在 2 m 高度处对单目标执行近距离追踪任务，目标中心高度约为 1 m。



(a) 母机发现目标 0，指派 0 号子机追踪

(b) 母机发现目标 1，指派 2 号子机追踪

(c) 子母机对 2 个目标进行联合追踪

图 12 在室外环境中进行多目标追踪实验

Fig.12 Experiments on multi-target tracking conducted in outdoor environments

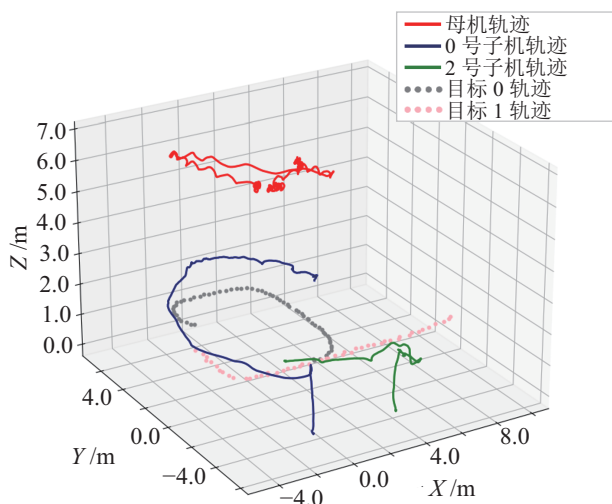


图 13 室外实测实验中无人机与目标的历史轨迹

Fig.13 The historical trajectories of the UAVs and the targets in the outdoor field experiment

实验过程中无人机的飞行轨迹长度与目标可见性比率的比较结果如表 2 所示。可以看出母机对 2 个目标保持了全程观测, 可见性比率达到 100%, 而目标 0 的初始位置距离子机较远, 与其相对较近的 0 号子机在母机的引导下飞行一段距离之后自身携带的传感器才检测到目标 0, 因此 0 号子机对目标 0 的可见性比率较低, 仅为 42.6%。

表 2 飞行轨迹长度与目标可见性比率比较结果

Tab.2 Comparison results of flight trajectory length and the target visibility ratio

无人机序号	飞行轨迹长度 /m	0 号目标可见性比率 /%	1 号目标可见性比率 /%
母机	21.4	100	100
0 号子机	26.5	42.6	—
2 号子机	14.8	—	82.1

虽然目标 1 的初始位置距离 2 号子机较近, 但是由于 2 号子机的初始状态为在地面待机, 其激光传感器方向朝下, 因此 2 号子机只有在接收到母机分配的追踪指令并起飞悬停到一定高度以后才检测到目标 1, 因此 2 号子机对目标 1 的可见性比率无法达到 100%, 仅为 82.1%。

综合来看, 多无人机系统在实机追踪实验中展现出了一定的追踪性能。母机在高空能够稳定地为整个系统提供目标位置信息。子机在执行近距离追踪任务时, 虽然受到初始位置和传感器状态等因素影响, 可见性比率仍存在提升空间, 但在母机的引导下基本能够完成对目标的追踪任务。

4 结论 (Conclusion)

为了提升多无人机在复杂未知环境中的多目标

持续观测能力, 提出了一种子母式多无人机协同多目标追踪方法。该方法通过子母式无人机的相互观测来实现多无人机坐标系的统一。进一步地, 通过构建多目标预测位置的最小包围圆来指导母机规划追踪轨迹, 以覆盖并监控更多目标。追踪过程中, 子机受母机的全局引导, 即使面对障碍物遮挡或目标运动突变所导致的目标丢失情况, 也能依赖母机提供的观测信息继续追踪目标。实验对比了不同追踪方案, 验证了所提方法在多无人机维持多目标可见性方面的优势。此外, 室外场景中的实测实验进一步验证了所提方法在实际飞行平台中的有效性和实用性。在未来工作中, 将研究多母机系统对多分散目标进行分布式覆盖追踪。

参考文献 (References)

- [1] 张满, 侯宇轩, 杨毅, 等. 一种基于地空视角信息融合的激光 SLAM 系统[J]. 机器人, 2023, 45(5): 568-580. ZHANG M, HOU Y X, YANG Y, et al. A laser SLAM system based on ground-to-air-view information fusion[J]. Robot, 2023, 45(5): 568-580.
- [2] 郑勇杰, 张广玉, 杨丽英, 等. 面向空地协同的旋翼无人机动平台自主降落最优轨迹生成[J]. 机器人, 2024, 46(3): 266-274. ZHENG Y J, ZHANG G Y, YANG L Y, et al. Optimal trajectory generation for autonomous landing of rotorcraft on a moving platform for air-ground coordination[J]. Robot, 2024, 46(3): 266-274.
- [3] 包一峰, 谷丰, 杜心田, 等. 面向高机动飞行的旋翼气动模型构建方法[J]. 机器人, 2024, 46(4): 385-396. BAO Y F, GU F, DU X T, et al. Rotor aerodynamic modeling method for high-maneuvering flight[J]. Robot, 2024, 46(4): 385-396.
- [4] ZHANG X T, XU X T, LIU Y S, et al. FGIP: A frontier-guided informative planner for UAV exploration and reconstruction [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(4): 6155-6166.
- [5] WANG H Z, ZHANG X T, LIU Y S, et al. SVPTO: Safe visibility-guided perception-aware trajectory optimization for aerial tracking[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(3): 2716-2725.
- [6] GUO H Z, CHEN M, SHI S, et al. Distributed coordinated control for QAVs with switching formation strategy[J/OL]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, (2024-09-23) [2024-12-01]. DOI: 10.1109/TIV.2024.3466152.
- [7] ZHAN W W, MIAO Z Q, ZHANG H, et al. Resilient formation control with Koopman operator for networked NMRs under denial-of-service attacks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2024, 54(11): 7065-7078.
- [8] GUGAN G, HAQUE A. Path planning for autonomous drones: Challenges and future directions[J]. Drones, 2023, 7(3). DOI: 10.3390/drones7030169.
- [9] CHEN J, DAMES P. Collision-free distributed multi-target tracking using teams of mobile robots with localization uncertainty[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2020: 6968-6974.

- [10] PETERSON M B, LUSK P C, HOW J P, MOTLEE: Distributed mobile multi-object tracking with localization error elimination[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2023: 719-726.
- [11] RAMACHANDRAN R K, FRONDA N, SUKHATME G S. Resilience in multirobot multitarget tracking with unknown number of targets through reconfiguration[J]. IEEE Transactions on Control of Network Systems, 2021, 8(2): 609-620.
- [12] RAMACHANDRAN R K, PIERPAOLI P, EGERSTEDT M, et al. Resilient monitoring in heterogeneous multi-robot systems through network reconfiguration[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022, 38(1): 126-138.
- [13] CORAH M, MICHAEL N. Scalable distributed planning for multi-robot, multi-target tracking[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 437-444.
- [14] CHEN J, DAMES P. Distributed multi-target tracking for heterogeneous mobile sensing networks with limited field of views [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 9058-9064.
- [15] DENG Y M, ZHU B T, DUAN H B. Bioinspired bearing-based target enclosing control for unmanned aerial vehicle swarm[J/OL]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, (2024-09-27) [2024-12-01]. DOI: 10.1109/TMECH.2024.3457826.
- [16] DAI J H, PU W Q, YAN J K, et al. Multi-UAV collaborative trajectory optimization for asynchronous 3-D passive multitarget tracking[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61. DOI: 10.1109/TGRS.2023.3239952.
- [17] SOULI N, KOLIOS P, ELLINAS G. Multi-agent system for rogue drone interception[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(4): 2221-2228.
- [18] YANG J H, WANG B, CHANG Z, et al. Joint trajectory planning and transmit resource optimization for multi-target tracking in multi-UAV-enabled MIMO radar system[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(9): 11422-11438.
- [19] ZHOU X, WEN X Y, WANG Z P, et al. Swarm of micro flying robots in the wild[J]. Science Robotics, 2022, 7(66). DOI: 10.1126/scirobotics.abm5954.
- [20] COFFIN H, ABRAHAM I, SARTORETTI G, et al. Multi-agent dynamic ergodic search with low-information sensors[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2022: 11480-11486.
- [21] YANMAZ E, BALANJI H M, GUVEN I. Dynamic multi-UAV path planning for multi-target search and connectivity[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(7): 10516-10528.
- [22] WELZL E. Smallest enclosing disks (balls and ellipsoids) [M]//Lecture Notes in Computer Science, Vol.555. Berlin, Germany: Springer, 1991: 359-370.
- [23] ZHOU B Y, GAO F, WANG L Q, et al. Robust and efficient quadrotor trajectory generation for fast autonomous flight[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(4): 3529-3536.
- [24] QIN K H. General matrix representations for B-splines[J]. Visual Computer, 2000, 16(3): 177-186.
- [25] KURZER K. Path planning in unstructured environments: A real-time hybrid A* implementation for fast and deterministic path generation for the KTH research concept vehicle[D]. Stockholm, Sweden: KTH Royal Institute of Technology, 2016.

作者简介:

- 王翰章 (1991-), 男, 博士生。研究领域: 无人机轨迹规划, 多无人机协同目标追踪。
- 张雪涛 (1992-), 男, 博士, 副教授。研究领域: 旋翼无人机自主探索, 同时定位与建图, 强化学习智能博弈。

(上接第 347 页)

- [14] LIU Z Y, SONG M L, LIU Y, et al. Design, modeling and simulation of a reconfigurable land-air amphibious robot[C]//IEEE 11th Annual International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 346-352.
- [15] BENGISU M T, AKAY A. Stability of friction-induced vibrations in multi-degree-of-freedom systems[J]. Journal of Sound and Vibration, 1994, 171(4): 557-570.
- [16] LIU S Y, YANG Q K, LV J S, et al. Modeling of a six-bar tensegrity robot using the port-Hamiltonian framework and experimental validation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(5): 4439-4446.
- [17] BU T M, LI Z J, SUN Z. Adaptive and relaxed visibility-based PRM[C]//IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Piscataway, USA: IEEE, 2005: 174-179.
- [18] WANG Q H, WANG Z P, PEI L A, et al. A linear and exact algorithm for whole-body collision evaluation via scale optimization[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2023: 3621-3627.
- [19] LYU J S, YANG Q K, LIU S Y, et al. Joint terrestrial-aerial geometric path planning for tensegrity-aerial robot[C]//43rd Chinese Control Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2024: 4658-4662.

作者简介:

- 陶子辰 (2003-), 男, 博士生。研究领域: 张拉整体跨域机器人的仿真与运动控制。
- 杨庆凯 (1988-), 男, 博士, 教授。研究领域: 多智能体系统智能协同运动控制, 智能机器人。