

控制与决策

Control and Decision

面向多目标侦察的多无人机分层任务规划方法

赵得霖, 寿莹鑫, 陈蓓, 刘畅, 赖锐, 许斌

引用本文:

赵得霖, 寿莹鑫, 陈蓓, 等. 面向多目标侦察的多无人机分层任务规划方法[J]. *控制与决策*, 2025, 40(11): 3229–3238.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.1006>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

面向多目标侦察任务的无人机航线规划

UAV trajectory planning for multi-target reconnaissance missions

控制与决策. 2021, 36(5): 1191–1198 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1284>

多无人机协同直播场景下自适应任务卸载决策

Adaptive task offloading decision of multi-UAVs cooperation in live broadcasting scenario

控制与决策. 2021, 36(4): 974–982 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1104>

天临空协同对地观测任务规划模型与并行竞争模因算法

Planning model and parallel competing memetic algorithm for space–near space–air based cooperative earth observation missions

控制与决策. 2021, 36(3): 523–533 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0732>

城市低空环境中多旋翼无人机在线航线规划方法

An online route planning method for multi-rotor drone in urban environments

控制与决策. 2021, 36(12): 2851–2860 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0557>

分布式无人机的时变编队非线性控制设计

Time-varying formation nonlinear control of distributed multiple UAVs

控制与决策. 2021, 36(10): 2490–2496 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0136>

面向多目标侦察的多无人机分层任务规划方法

赵得霖¹, 寿莹鑫¹, 陈蓓², 刘畅¹, 赖锐², 许斌^{1†}

(1. 西北工业大学自动化学院, 西安 710072; 2. 中航(成都)无人机系统股份有限公司, 成都 611743)

摘要: 在多无人机多目标的森林火灾救援侦察场景下, 针对任务规划问题复杂度高、任务规划速度与任务执行效率难以平衡的问题, 提出一种面向多目标侦察的多无人机分层任务规划方法. 该方法对任务规划问题进行适当解耦以降低复杂度, 将任务规划分为航迹规划、任务目标分配和任务序列规划 3 部分. 首先, 提出基于状态空间采样规划和 Dubins 曲线的航迹规划算法, 考虑无人机动力学约束, 为后续步骤构造任务节点连通图, 生成可行航迹集; 然后, 在任务目标分配阶段进行谱空间转换, 基于目标群划分的非线性特性, 通过谱聚类实现快速目标分配; 最后, 提出结合分支定界法和模拟退火算法的混合优化算法实现任务序列规划, 结合可行航迹集生成任务执行航迹. 所提出方法针对任务规划问题设计解耦算法, 能够快速规划出较好结果. 与其他任务规划方法进行仿真对比实验, 实验结果表明所提出方法任务规划结果航迹长度更短、规划耗时和任务耗时更少, 且航迹满足动力学和禁飞区约束.

关键词: 救援侦察; 多无人机; 状态空间采样; 谱聚类; 混合优化; 任务规划

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.1006

引用格式: 赵得霖, 寿莹鑫, 陈蓓, 等. 面向多目标侦察的多无人机分层任务规划方法 [J]. 控制与决策, 2025, 40(11): 3229-3238.

Multi-UAVs hierarchical mission planning method for multi-target reconnaissance

ZHAO De-lin¹, SHOU Ying-xin¹, CHEN Bei², LIU Chang¹, LAI Rui², XU Bin^{1†}

(1. College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 2. AVIC (Chengdu) UAS Co., Ltd, Chengdu 611743, China)

Abstract: In the multi-UAV and multi-objective forest fire rescue reconnaissance scenario, addressing the issues of high complexity in task planning and the difficulty of balancing task planning speed and task execution efficiency, a mission planning method for multi-target reconnaissance is proposed. This method appropriately decouples the task planning problem to reduce complexity and divides the task planning into three parts: trajectory planning, task target allocation, and task sequence planning. A trajectory planning algorithm based on state space sampling planning and Dubins curves is proposed, which considers UAV dynamics constraints, constructs a task node connectivity graph for subsequent steps, and generates a feasible trajectory set. During the task target allocation stage, spectral space transformation is conducted. Based on the nonlinear characteristics of target group division, spectral clustering is used for rapid target allocation. A hybrid optimization algorithm combining the branch and bound method and simulated annealing algorithm is proposed to achieve task sequence planning, and the feasible trajectory set is used to generate the task execution trajectory. This method designs a decoupling algorithm for the task planning problem, enabling fast planning of optimal results. Simulation comparison experiments with other task planning methods show that this method results in shorter task planning trajectory lengths, less planning time, and task time, while the trajectories satisfy dynamics and no-fly zone constraints.

Keywords: rescue reconnaissance; multi-UAVs; state space sampling; spectral clustering; hybrid optimization; mission planning

收稿日期: 2024-08-22; 录用日期: 2025-02-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62403131); 江苏省卓越博士后计划项目 (2024ZB267).

责任编委: 高会军.

[†]通信作者. E-mail: smileface.binxu@gmail.com.

本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

0 引言

我国森林资源丰富,但是森林火灾多发,森林火灾覆盖面积大,地形崎岖,侦察难度大.随着无人机技术发展,其越来越广泛地应用于森林火灾救援侦察场景^[1].由于单无人机执行任务时效率低、可执行任务复杂度有限,需要使用多无人机协同执行救援侦察任务^[2-3].任务规划技术是实现多无人机自主决策与控制的关键,其目的是在满足禁飞区、动力学等约束的情况下,为各无人机分配侦察任务目标、顺序以及规划航迹^[4-8].现有多无人机任务规划方法主要分为整体建模法和耦合分层法^[9-10].

整体建模法将任务规划问题作为整体建立优化模型,一体化求解^[11].文献[12]提出了基于图论的一体化求解框架,采用分布式遗传算法进行求解,但是没有考虑禁飞区约束;文献[13]将任务分配与航迹规划相结合表述为优化问题求解,考虑了禁飞区等约束,但是无法应对任务目标较多的情形.整体建模法解空间大,通常求解速度缓慢,因此,不适用于本文中任务数量多且需要快速响应的任务规划场景.

耦合分层法通常将任务分配、航迹规划两个子问题分离,通过设计求解框架引入子问题间的耦合信息,针对求解框架的设计,学者们开展了大量研究工作^[14-16].文献[17]基于马氏距离估计任务点间飞行代价进行了任务分配,基于分配结果规划航迹,最终基于航迹规划结果微调任务分配方案;文献[18]使用局部A*算法估计任务点间飞行距离,将结果作为任务分配输入,根据任务分配结果生成了规划航迹.这些方法平衡了任务规划结果最优性与规划速度,但是普遍将估计的飞行里程作为任务分配输入,与规划结果中的飞行里程间存在偏差,这可能会导致在复杂情况下规划结果不佳.

任务分配是耦合分层法中的重要环节,对于任务规划效果和速度有很大影响,学者们提出了多种解决方案^[19-21].文献[22]根据具体载荷性能将任务分配建模为优化问题,提出了一种改进的狼群算法进行求解,分配结果可实现全局最优,但是优化求解速度相对较慢;文献[23]将任务分配划分为目标分配和任务序列规划两个子问题,采用最短距离聚类进行目标分配,优化算法进行任务序列规划,任务分配速度快,但是并未考虑任务负载均衡以及禁飞区等约束,无法实现非线性的任务分配,分配结果最优性较差.现有的任务分配方法或是通过优化算法求解,任务复杂时求解缓慢,或是通过聚类等方式进行目标分配,再规划任务序列,牺牲了解的最优性.

因此,在快速求解的基础上,还应考虑任务负载均衡等约束,以提高任务分配结果效能.

航迹规划是耦合分层任务规划的最终环节,部分求解框架下也会为任务分配提供先验信息,针对航迹规划问题,学者们开展了大量研究工作^[24-26].文献[27]基于可视图法生成了路径关键点,并采用直线和曲线段进行航迹生成,再基于生成航迹微调任务分配方案,这种方法能够快速生成满足动力学约束的航迹,但是,在无人机、任务目标以及障碍物较多时,需要进行多次微调来确定最终航迹;文献[28]考虑了多种约束,建立了航迹规划目标函数,通过两阶段优化求解,这种方法能够有效处理复杂多约束问题,但是求解速度较慢.现有航迹规划方法在考虑禁飞区、动力学等约束的情况下,在任务节点间多次规划航迹速度较慢,直接与任务分配相结合效率较低.

为解决现有耦合分层多无人机任务规划方法中存在的问题,本文建立基于耦合分层法的多无人机任务规划模型,提出一种面向多目标侦察的多无人机分层任务规划方法,将任务规划问题分为3个子问题求解:航迹规划、任务目标分配和任务序列规划.本文主要内容如下:1)采用状态空间采样(SBSP)和Dubins曲线进行航迹规划,生成状态采样点图,遍历生成各任务节点间航迹时复用状态采样点图,快速生成满足动力学约束的航迹.2)在任务目标分配中,将航迹规划结果直接作为输入,并等效为图的划分问题,采用谱聚类(SC)求解.通过将任务节点转换到谱空间,快速进行目标的非线性划分.相较于优化算法具有更高的运算效率,相较于常用的基于聚类的目标分配算法,解具有更好的最优性.3)任务序列规划中,采用分支定界法(B & B)与模拟退火(SA)两种算法进行混合优化(HO),充分利用两种算法在不同量级任务节点情形下的优势,提升任务序列规划解的最优性和求解速度.

1 问题描述

1.1 任务场景与策略

假设1 在救援侦察过程中,无人机通常情况下保持固定高度飞行,因此在进行任务规划时,将任务空间视为二维平面,便于问题的分析.

假设2 将飞行过程中可能会遭遇的气象、电磁干扰、地形威胁等导致的禁飞区简化为圆形区域或多个圆形区域的组合.

救援任务区域内存在多架无人机,该无人机群针对任务区域内各目标执行救援侦察任务,各无人

机从不同起点出发, 完成所有侦察任务后抵达指定终点. 任务区域内存在较多任务目标, 已知各任务目标大致位置和任务侦察时长 (任务执行时长). 在任务规划过程中, 需要根据各无人机起终点、任务目标分布、任务信息以及禁飞区信息规划来获得各无人机执行任务的航迹, 使得任务执行效率最高. 任务规划场景如图 1 所示.

本文将任务规划问题分解为航迹规划、任务目标分配、任务序列规划 3 个子问题. 进行任务规划时, 首先, 进行航迹规划, 对状态空间进行采样, 通过 Dubins 曲线和 A* 算法生成任务节点间的航迹集, 构造有向的任务节点图; 然后, 任务目标分配模块对任务节点图进行谱空间转换, 并完成聚类 and 目标分配, 生成各无人机的任务集合; 最后, 针对不同任务目标数量, 选用分支定界法或模拟退火算法进行任务序

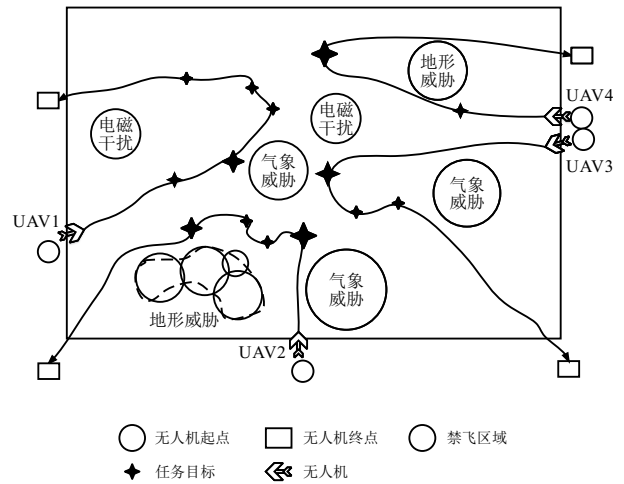


图1 任务规划场景示意图

列规划, 将航迹集中对应航迹填入任务节点, 完成任务规划. 算法结构如图 2 所示.

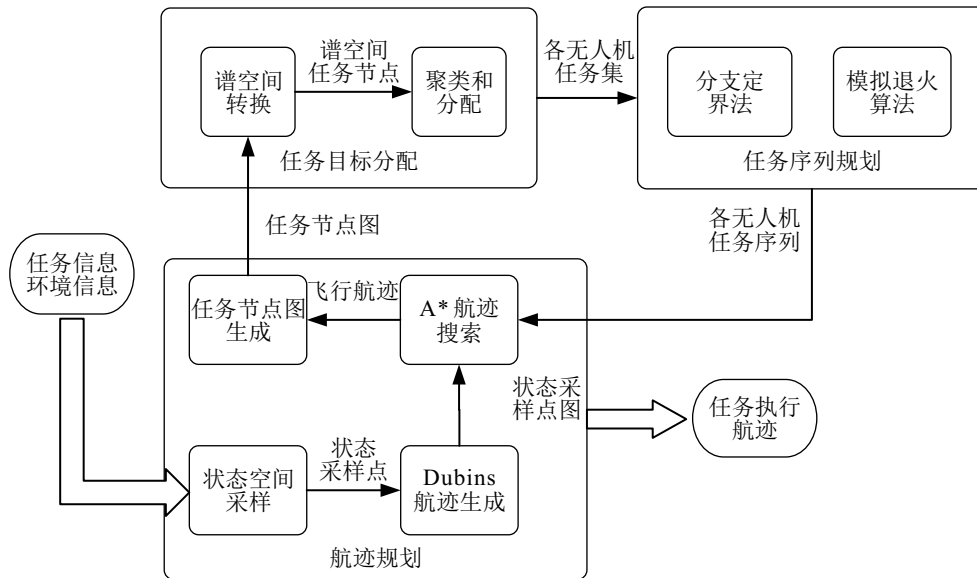


图2 任务规划算法结构

对于该任务场景, 存在以下性能评价指标: 航迹长度 L_{tot} , 规划耗时 T_{plan} , 任务耗时 $T_{mission}$; 模型参数主要为最小转弯半径 r , 该参数由无人机平飞速度、过载系数等参数决定, 可表征无人机机动能力.

1.2 航迹规划问题

设战场上共 N_{uav} 架无人机, M_{Aim} 个任务目标, 存在 N_o 个禁飞区 $O_1, O_2, \dots, O_i, \dots, O_{N_o}$. 目标和无人机起终点均作为任务节点, 表示任务节点序列, 如下所示:

$$P = \{P_1, \dots, P_{M_{Aim}}, \dots, P_{M_{Aim}+2N_{uav}}\}. \quad (1)$$

其中: $P_1, P_2, \dots, P_{M_{Aim}}$ 为 M_{Aim} 个任务目标的坐标; $P_{M_{Aim}+1}, \dots, P_{M_{Aim}+N_{uav}}$ 为无人机的起点坐标, $P_{M_{Aim}+N_{uav}+1}, \dots, P_{M_{Aim}+2N_{uav}}$ 为无人机的终点坐标.

对于第 i 个目标, 有任务执行时间代价 $C_i (i =$

$1, 2, \dots, M_{Aim})$. 定义任务执行时间代价序列 C 为

$$C = \{C_1, \dots, C_{M_{Aim}}, \dots, C_{M_{Aim}+2N_{uav}}\}. \quad (2)$$

其中: 当 $1 \leq i \leq M_{Aim}$ 时, C_i 为执行第 i 个目标对应任务的代价; 当 $i > M_{Aim}$ 时, $C_i = 0$.

将无人机起终点与任务目标 P 作为顶点, 任务目标、无人机起点、终点间的连通关系作为边, 建立任务节点有向图 A , 为简化表示, 在不致引起混淆时, 其任务邻接矩阵记为 $A_{(M_{Aim}+2N_{uav}) \times (M_{Aim}+2N_{uav})}$.

$$A_{ij} = \begin{cases} D(P_i, P_j) + \frac{1}{2}(C_i + C_j), & i, j \subseteq [1, M_{Aim}]; \\ \infty, & i, j \subseteq N; \\ 0, & i, j \subseteq E; \end{cases} \quad (3)$$

$$N = \{(i, j) | \min(i, j) \subseteq (M_{Aim}, M_{Aim} + N_{uav})\},$$

$$|i - j| = N_{\text{uav}}\}; \quad (4)$$

$$E = \{(M_{\text{Aim}}, M_{\text{Aim}} + N_{\text{uav}}], \\ (M_{\text{Aim}} + N_{\text{uav}}, M_{\text{Aim}} + 2N_{\text{uav}}]\}. \quad (5)$$

其中: $D(P_i, P_j)$ 为由任务节点 P_i 到 P_j 的航迹长度, 该航迹需要满足动力学约束并避开禁飞区。

在多任务节点、多禁飞区环境下, 航迹规划可归纳为如下问题: 已知障碍物 $O_1, O_2, \dots, O_i, \dots, O_{N_o}$, 航迹规划起始点为任一任务节点 P_i , 终点为另一任务节点 P_j , 基于无人机动力学特性可知无人机最小转弯半径为 r . 在二维任务空间中, 为无人机规划出一条从起始点到终点的平滑、安全、满足避障要求以及始末位置航向与转弯半径约束的最短航迹。

在耦合分层式任务规划过程中, 任务分配需要预先知道无人机起终点、任务目标等任务节点间的飞行距离, 并构造为任务节点图. 航迹规划应遍历所有任务节点组合, 得到任务节点图各边的权重. 完成任务目标分配和任务序列规划后, 在任务节点序列间填入已规划完成的可行航点, 完成任务规划。

1.3 任务目标分配模型

在任务目标分配过程中, 要将 M_{Aim} 个目标分配到 N_{uav} 个无人机, 使得无人机起点、终点与所分配的目标间连通后总距离较小, 不同无人机所执行任务区域之间间隔较大, 同时使得每架无人机任务量尽可能平衡. 将由任务邻接矩阵 A 定义的图分配为多个子图 $\Delta = (H_1, H_2, \dots, H_{N_{\text{uav}}})$, 定义第 i 个无人机所分配任务的评价指标为

$$\text{Par}_i = \sum_{j=1}^{N_{\text{uav}}} \left(\frac{1}{\sum_{m \subseteq S_i, n \subseteq S_i} A_{m,n}} + \frac{1}{\sum_{m \subseteq S_j, n \subseteq S_j} A_{m,n}} \right) \sum_{m \subseteq S_i, n \subseteq S_j} A_{m,m}, \quad (6)$$

则多无人机任务目标分配的目标函数为

$$\max J(\Delta) = \sum_{k=1}^{N_{\text{uav}}} \text{Par}_k. \quad (7)$$

$$\text{s.t. } H_1 \cup H_2 \cup \dots \cup H_{N_{\text{uav}}} = A; \\ P_i, P_j \subseteq H_k, i \in (M_{\text{Aim}}, M_{\text{Aim}} + N_{\text{uav}}], \\ j = i + N_{\text{uav}}; \\ P_i \subseteq H_m, P_j \subseteq H_n, m \neq n, \\ i, j \in (M_{\text{Aim}}, M_{\text{Aim}} + N_{\text{uav}}]. \quad (8)$$

其中: 约束条件的含义为在任务目标分配过程中, 各无人机分配得到的任务子集的并集为所有任务集合; 对于每架无人机, 其起点和终点应在同一子图中,

且不同无人机起点不在同一子图中。

1.4 任务序列规划模型

任务序列规划是指将任务目标分配至单无人机后, 根据任务需求, 基于任务执行效率最高, 将已被分配的无序目标集合规划为具有顺序的任务序列。

对于第 i 个无人机, 定义目标分配获得任务子图为 S . 其顶点为 $P_{\text{start}}, q_1, q_2, \dots, q_m, P_{\text{end}}$, 包含无人机起点 $P_{\text{start}} = P_{M_{\text{Aim}}+i}$, 终点 $P_{\text{end}} = P_{M_{\text{Aim}}+N_{\text{uav}}+i}$, 任务目标集 q_1, q_2, \dots, q_m . 任务序列规划问题表述为在任务子图 S 中, 寻找一条通路, 使得遍历所有子图顶点, 且起点为 P_{start} , 终点为 P_{end} .

定义任务序列为 $\pi = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_{m+2})$, π_j 为第 j 个要经过的顶点, 则目标函数可定义为

$$\min f(\pi) = \sum_{k=1}^{m+1} S_{\pi_k, \pi_{k+1}}. \\ \text{s.t. } \pi_k \in S; \\ \pi_i \neq \pi_j, i \neq j; \\ \pi_1 = P_{\text{start}}, \pi_{m+2} = P_{\text{end}}; \\ \pi \in N^+. \quad (9)$$

其中: 约束条件的含义为在任务序列规划过程中, 每架无人机的任务序列均来源于被分配的任务子图, 且任务序列没有回环; 任务序列第 1 个顶点为无人机起点, 最后一个顶点为无人机终点。

2 航迹规划

航迹规划通过状态空间采样和 Dubins 曲线来构造符合无人机动力学约束的状态采样点间航迹集, 基于 A^* 在该航迹集中进行多次搜索, 得到任务节点间飞行航迹集, 基于航迹里程构造任务节点图. 如图 3 所示, 通过采样和路径搜索, 可获得任务节点间航迹. 航迹规划是进行任务目标分配、任务序列规划的

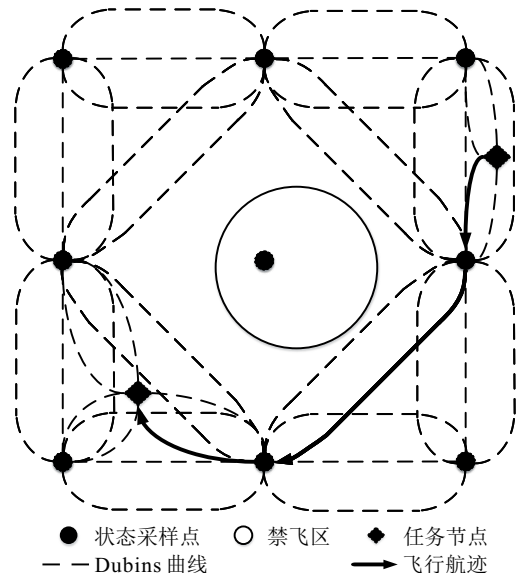


图3 $d_\psi = 4$, 航迹规划示意图

前提,也是完成任务序列规划后生成航迹的基础。

2.1 状态空间采样以及航迹集生成

在进行固定翼无人机航迹规划时,为简化计算,选取无人机坐标、航向作为状态空间,记为 $\mathbf{S} = (x, y, \psi)$,对该状态空间进行采样.首先进行均匀采样,在无人机任务执行区域内,对坐标 x, y 进行采样间隔为 d_p 的采样,对航向角 ψ 进行采样间隔为 d_ψ 的采样,得到均匀的状态栅格;采样间隔 d_p 和 d_ψ 越小,规划结果越优,但是规划耗时越长,实际使用中需要根据任务环境大小、任务复杂度、计算设备性能进行设置.通常情况下,调整参数使得采样点数小于1000即可。

为提高航迹规划的可用性,增加对任务节点对应的状态采样.即对于每个任务节点 P ,其坐标为 (x_p, y_p) ,增加采样点

$$(x_p, y_p, 0), (x_p, y_p, d_\psi), (x_p, y_p, 2d_\psi), \dots, (x_p, y_p, 2\pi). \quad (10)$$

均匀采样与任务节点采样共同构成状态空间采样点集合

$$\mathbf{S}' = \{(x_1, y_1, \psi_1), \dots, (x_i, y_i, \psi_i), \dots\}. \quad (11)$$

定义相邻采样阈值 d_c ,当满足式(10)时,节点 s_i 与节点 s_j 相邻,有

$$\sqrt{(x_{s_i} - x_{s_j})^2 + (y_{s_i} - y_{s_j})^2} \leq d_c. \quad (12)$$

完成状态空间采样后,采用Dubins曲线在各相邻采样点间生成满足无人机动力的飞行航迹,储存为状态采样航迹集.采样点 s_i 与采样点 s_j 间的航迹长度记为 d_{ij} .

在最大曲率限制条件下,Dubins曲线是连接同一平面内两个矢量点的最短通路,由最大曲率圆弧和直线段组成,令圆弧段的半径大于无人机的最小转弯半径,即可满足无人机的曲率约束.对每条航迹进行安全检查,当 s_i 到 s_j 的航迹经过禁飞区时,令 $d_{ij} = \infty$.

定义状态采样图 $E_S(\mathbf{S}', D)$,边 D 定义为

$$D_{ij} = \begin{cases} \infty, & \sqrt{(x_{p_i} - x_{p_j})^2 + (y_{p_i} - y_{p_j})^2} \leq d_c; \\ d_{ij}, & \sqrt{(x_{p_i} - x_{p_j})^2 + (y_{p_i} - y_{p_j})^2} \geq d_c. \end{cases} \quad (13)$$

状态采样图 E_S 描述了状态采样点间连接关系和航迹里程,通过生成该有向图,将任务节点间航迹规划和任务分配问题简化为图搜索和图划分问题.状态采样航迹集进一步表示了采样点间飞行航迹,两者是后续任务规划的基础。

2.2 任务节点航迹规划

获得状态采样图 E_S 和状态采样点间航迹集后,需要在 E_S 中进行图搜索获得任务节点间的最短路径.采用A*算法进行搜索。

在A*算法搜索路径过程中,使用评价函数 $f(n) = g(n) + h(n)$ 估计 E_S 节点搜索的优先级.其中: $g(n)$ 为从起始任务节点到状态采样点 n 的实际航迹, $h(n)$ 为从采样点 n 到终止任务节点的欧氏距离.搜索得到状态采样点构成的路径后,将状态采样航迹集中对应航迹填入状态采样点路径,即可获得任务节点间航迹.如式(3)所示,根据任务节点间航迹长度,可构造任务节点图 A ,此时完成航迹规划。

相较于直接在任务空间中进行路径规划,生成状态采样图再进行搜索能够复用采样点间航迹、航程信息,更加适合任务节点间进行遍历的情形。

3 任务目标分配

完成任务节点图构造,在任务目标分配过程中,要将 M_{Aim} 个任务目标分配到 N_{uav} 个无人机,使得无人机起点、终点与所分配的目标间连通后总距离较小,不同无人机所执行任务区域之间间隔较大,同时使得每架无人机任务量尽可能平衡.将由任务邻接矩阵 A 定义的任务节点图分配为多个子图。

3.1 谱空间转换

对于任务节点图 A ,将其边的权重度量方式由航迹里程转化为相似度.对于第 i 个节点,首先计算附近节点的密集程度,即局部密度,通过计算距该节点最近的 N_{uav} 个节点的平均距离进行衡量,则矩阵 A 第 i 个节点的局部密度为

$$\rho_i = \frac{1}{N_{\text{uav}}} \min_q \left(\sum_{j=1: N_{\text{uav}}} A_{iqj} \right), \quad (14)$$

其中 $q \in N^{N_{\text{uav}} \times 1}$.则图中所有节点的平均密度为

$$\sigma = \frac{1}{2N_{\text{uav}} + M_{\text{Aim}}} \sum_i \rho_i. \quad (15)$$

通过高斯核函数将任务邻接矩阵 A 转化为相似度矩阵,用于描述图中任务节点间的相似程度,相似度矩阵计算如下所示:

$$\mathbf{W} = e^{-A^T A / (2\sigma^2)}. \quad (16)$$

其中:通过平均密度 σ 衡量节点的平均聚集程度;自适应确定高斯核函数带宽参数,避免手动调整该参数.在转化过程中保留不同节点的区分度,使得任务分配算法较好地捕捉任务节点间关系.则任务目标分配目标函数等效为

$$\min J(\Delta) = \sum_{k=1}^{N_{\text{uav}}} \text{Par}_i, \quad (17)$$

$$Par_i = \sum_{j=1}^{N_{nav}} \frac{\sum_{m \subseteq S_i, n \subseteq S_j} W_{m,n}}{\sum_{m \subseteq S_i, n \subseteq S_i} W_{m,n}} + \sum_{j=1}^{N_{nav}} \frac{\sum_{m \subseteq S_i, n \subseteq S_j} W_{m,n}}{\sum_{m \subseteq S_j, n \subseteq S_j} W_{m,n}}. \quad (18)$$

该问题为最小切图问题, 通过构造拉普拉斯矩阵计算特征值, 可在保留连通关系的情况下, 将二维的目标点转换到高维特征空间, 从而将线性不可分的目标分配问题转化为高维特征空间中线性可分的目标分配问题^[29,30]. 其步骤如下.

step 1: 计算度矩阵 D ;

step 2: 基于度矩阵计算拉普拉斯矩阵 L ;

step 3: 计算拉普拉斯矩阵 L 的前 N_{nav} 个最小特征值对应特征向量 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^{M_{aim}+2N_{nav}}$, 构造特征向量矩阵^[31]

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_k] \in \mathbf{R}^{(M_{aim}+2N_{nav}) \times N_{nav}};$$

step 4: 对 \mathbf{X} 进行归一化, 得到归一化特征向量矩阵 \mathbf{Y} , \mathbf{Y} 中每一列均可看作任务节点图 A 中任务节点在 \mathbf{R}^k 谱空间中的映射.

度矩阵 D 、拉普拉斯矩阵 L 和归一化特征向量矩阵 \mathbf{X} 的计算公式为

$$D_{ii} = \sum_{j=1}^{M_{aim}+2N_{nav}} W_{ij}, \quad (19)$$

$$\mathbf{L} = \mathbf{D}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{W} \mathbf{D}^{-\frac{1}{2}}, \quad (20)$$

$$Y_{ij} = \frac{X_{ij}}{\left(\sum_j X_{ij}^2\right)^{\frac{1}{2}}}. \quad (21)$$

3.2 聚类与分配

在进行谱空间转化后, 原空间中线性不可分问题转化为特征空间的线性可分问题, 此时, 采用聚类算法对特征向量 \mathbf{Y} 中的向量进行分类, 并将类分配给各无人机, 完成任务目标分配.

使用 K -means 算法对特征空间中目标点对应点进行聚类, 由于任务邻接矩阵 A 定义中约束了不同无人机起点不在同一子图中, 同一无人机起终点在同一子图中, 此时, 聚类结果呈现出各聚类簇倾向于各无人机起终点的趋势, 且无人机起点与终点特征距离较近. 将无人机起点与终点的均值作为无人机位置, 此时聚类簇和无人机为二分图, 遍历将各聚类簇分配给无人机.

4 任务序列规划

任务序列规划问题是 NP-hard 问题, 对于精确求解算法, 其时间复杂度为 $O(n!)$, 随着目标数量增

加, 计算量迅速变大. 在目标数量较小时, 通常要求计算得到最优方案, 在目标数量较大时, 考虑规划效率, 通常要求获得近似解. 因此, 考虑目标数量不同的情形下, 采用不同的算法混合优化求解; 定义启发阈值 K_h , 当目标数量小于 K_h 时, 采用 B & B 算法求解全局最优解; 当目标数量大于等于 K_h 时, 引入启发信息, 采用模拟退火算法求解可行方案.

4.1 B & B 算法

考虑任务序列规划的高效性, 选择合适的规则进行剪枝. 在算法中, 需要根据上界和下界对不可能取得更好结果的分支进行舍去. 算法流程如图 4 所示.

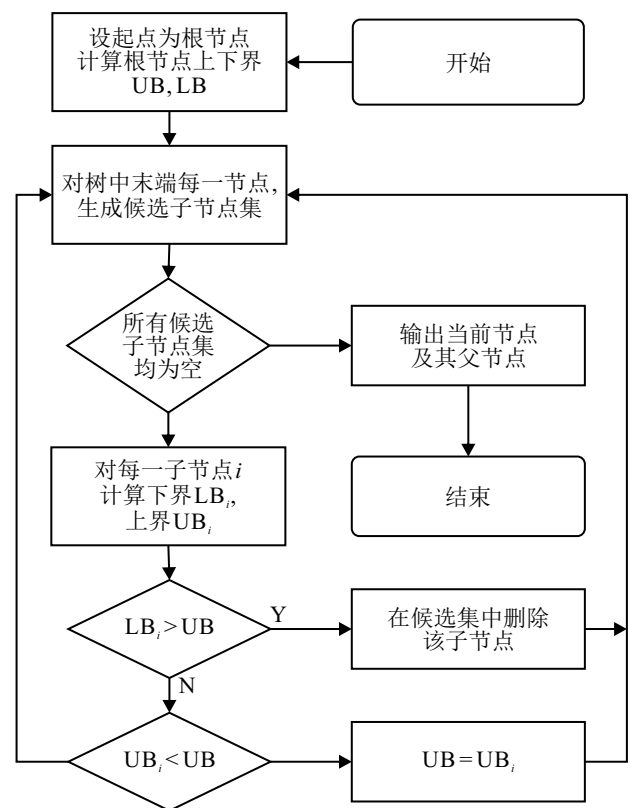


图4 B & B 算法流程

下界即最小可能航程. 当对 m 个目标进行任务序列规划时, 该 m 个目标与当前起点、终点共同构成图 S . 对于目标 i , 最小可能航程记为其最小两边的和. 在已抵达目标航程的基础上, 对于每个未抵达目标均进行最小可能航程的求解并取和, 即可获得最小可能航程, 即

$$LB_i = PL + \frac{1}{2} \sum_{m=i}^{m+1} (\min_{j \neq m} S_{ij} + \min_{k \neq m, k \neq j} S_{ik}). \quad (22)$$

其中: PL 为当前已抵达目标航程, S_{ij} 为从第 i 个目标到第 j 个目标的航程.

上界计算方式如图 5 所示, 其中 $G_{ij} = S_{ij} -$

$$S_{j(m+2)} \left(\frac{S_{ij}}{S_{i(m+2)}} \right).$$

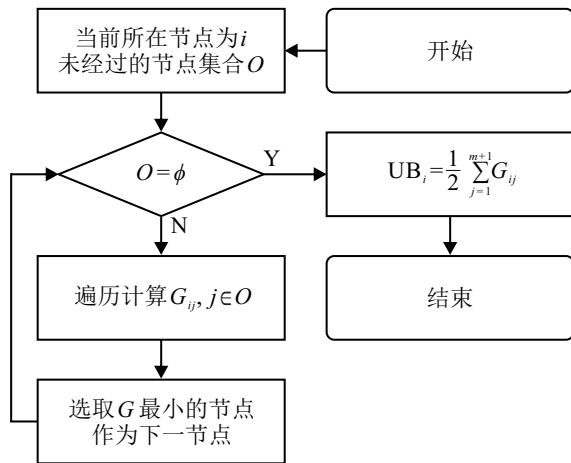


图5 上界计算流程

4.2 SA 算法

SA 算法模拟固体物质高温状态下退火过程, 以一定概率接受更差的新状态, 因此模拟退火算法可以跳出局部最优, 并随着温度降低逐步收敛. SA 算法在任务目标量较多时, 能够在较短时间求解得到局部最优解. 算法流程如图 6 所示.

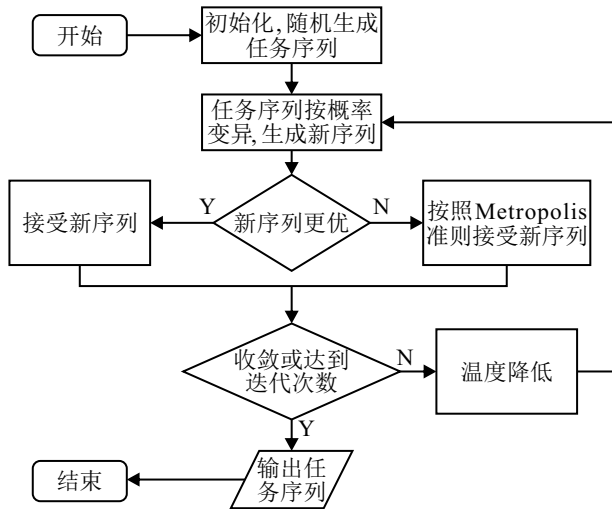


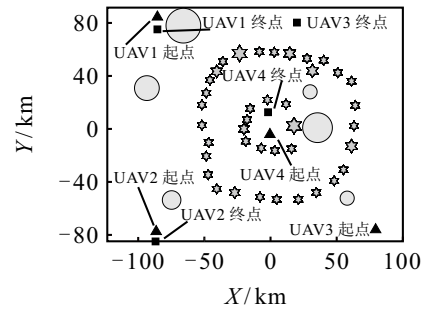
图6 模拟退火算法求解任务序列规划

5 仿真实验

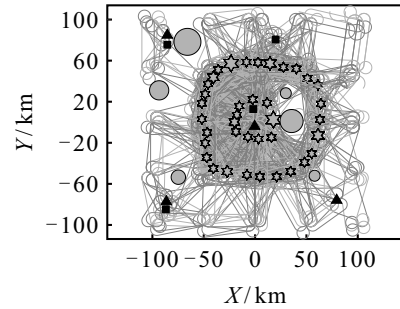
在典型任务场景下, 通过仿真实验测试所提出面向多目标侦察的多无人机分层任务规划方法 (本节简称为 SBSP-SC-HO). 通过消融实验, 验证所提出改进方法的有效性. 构建多种任务场景, 与经典算法 MA-DTSPN^[11]、IGT-PGA^[13] 进行对比. 并对所提出算法涉及的参数进行参数实验, 以验证所提出算法的稳定性.

5.1 典型场景实验结果

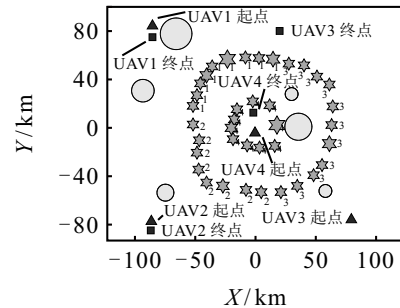
在典型场景下进行算法测试, 任务场景如图 7(a)



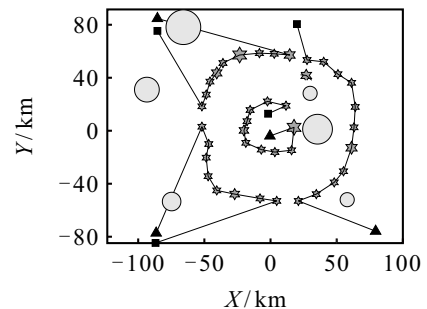
(a) 任务规划环境



(b) 可行航迹



(c) 目标分配结果



(d) 任务序列规划结果

▲ 无人机起点 ☆ 待侦察目标
■ 无人机终点 ○ 禁飞区
— 可行航迹

图7 任务规划过程

所示, 采用 SBSP-SC-HO 算法进行任务规划.

在进行航迹规划过程中, 设置状态空间采样中均匀采样间隔 $d_p = 20$, 航向角采样间隔 $d_\psi = \frac{\pi}{4}$, 邻域阈值 $d_c = 25$, 通过 Dubins 曲线构造状态采样点图, 如图 7(b) 所示. 状态采样点间无人机的飞行轨迹满足禁飞区约束、无人机动力学约束.

基于航迹规划结果进行任务分配. 任务目标分配结果如图 7(c) 所示, 该分配结果表明任务目标分

配算法实现了非线性划分. 设置启发阈值 $K_h = 11$, 对各无人机采用 HO 算法进行任务序列规划, 结果如图 7(d) 所示.

获得任务序列规划结果后, 调用航迹规划部分已生成航迹, 即可完成任务规划, 规划结果如图 8 所示. 各无人机由起点出发, 沿规划航迹避开禁飞区抵达多个任务目标区域执行侦察任务, 最终抵达指定终点, 飞行航迹均满足动力学约束.

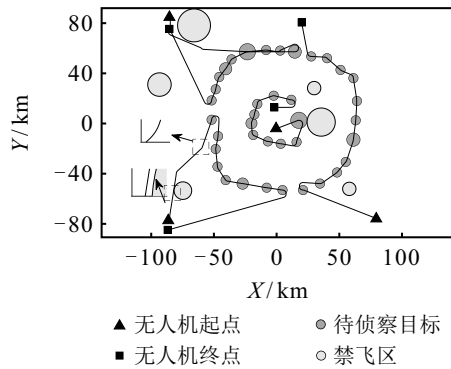


图8 任务规划结果

5.2 算法对比实验

为了有效评估 SBSP-SC-HO 算法的最优性和时效性, 通过生成不同位置分布、不同数量任务目标的场景, 与 MA-DTSPN、IGT-PGA 进行性能对比. 其中: 去除相关算法任务时序约束, 对于不支持躲避禁飞区的 MA-DTSPN, 通过 SBSP 对经过禁飞区的航迹进行调整.

在不同数量目标情况下, 各算法航迹总长度对比如图 9 所示. 当目标数量较少时, 所提出算法具有显著优势, 能够稳定求取最优解; 当目标数量增大时, 与 MA-DTSPN、IGT-PGA 算法求解的航迹总长度基本相等.

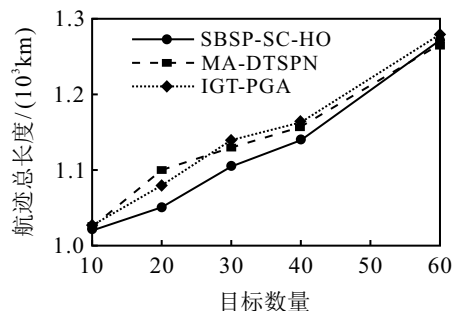
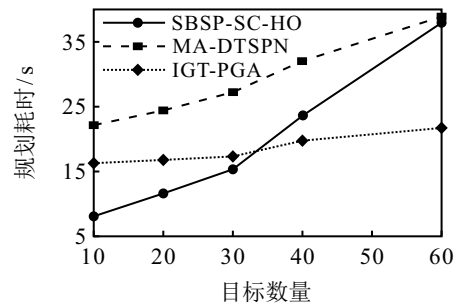
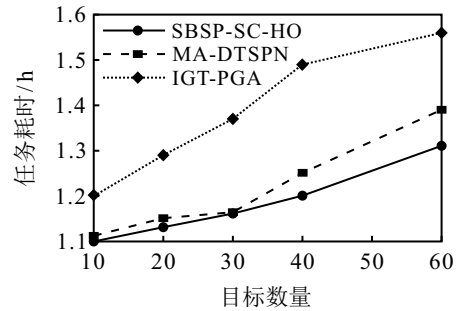


图9 算法航迹总长度对比

在不同数量目标情况下, 各算法规划耗时对比如图 10(a) 所示. 当目标数量小于 30 时, 所提出算法在求解速度上具有显著优势; 当目标数量较大时, 求解速度慢于采取并行计算策略的 IGT-PGA, 但是相较于 MA-DTSPN 仍然更快.



(a) 规划耗时对比



(b) 任务耗时对比

图10 算法耗时对比

在不同数量目标情况下, 各算法规划结果对应任务耗时对比如图 10(b) 所示. 所提出算法考虑了负载均衡, 且直接将航迹规划产生的任务节点图作为任务分配输入, 能够获得较佳的规划结果. 任务耗时显著少于 IGT-PGA 与 MA-DTSPN.

SBSP-SC-HO 采取了考虑负载均衡和非线性特性的任务目标分配方案, 将任务节点图作为目标分配输入, 不同场景下基于两种优化方法完成任务序列规划, 与 IGT-PGA、MA-DTSPN 算法相比, 任务耗时更短、航迹总长度具有优势, 在规划速度上也取得了可比较的结果. 通过对比实验验证了所提出算法的有效性.

6 结论

针对森林火灾救援侦察场景下多无人机多目标任务规划问题, 本文提出了一种面向多目标侦察的多无人机分层任务规划方法. 通过 SBSP 和 Dubins 曲线快速遍历各任务节点, 生成了满足动力学和禁飞区约束的航迹; 为提高任务目标分配效果和规划速度, 将任务目标分配问题等效为图划分问题, 通过谱聚类算法求解, 可快速处理目标分配的非线性特性, 并实现了负载均衡; 通过 B & B 和 SA 算法进行任务序列规划, 满足了不同目标数量级下求解速度和质量需求. 本文的仿真实验表明了该算法的有效性, 通过典型场景实验、算法消融实验、算法对比实验以及不同参数设置实验, 充分表明了所提出方法的适应性和有效性. 所提出方法也存在一些不足之

处,如对于动态环境的适应性不足,需要中心节点进行集中式计算等.未来的研究可着力于进一步提高任务规划速度,考虑动态的目标和障碍物并进行分布式求解.

参考文献 (References)

- [1] Ren H, Zhao Y L, Xiao W, et al. A review of UAV monitoring in mining areas: Current status and future perspectives[J]. *International Journal of Coal Science & Technology*, 2019, 6(3): 320-333.
- [2] Meng W, He Z R, Su R, et al. Decentralized multi-UAV flight autonomy for moving convoys search and track[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2017, 25(4): 1480-1487.
- [3] Zhen Z Y, Xing D J, Gao C. Cooperative search-attack mission planning for multi-UAV based on intelligent self-organized algorithm[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2018, 76: 402-411.
- [4] 胡嘉薇, 贾泽群, 孙延涛, 等. 多约束条件下多无人机协同任务规划问题分析及求解方法综述[J]. *计算机科学*, 2023, 50(7): 176-193.
(Hu J W, Jia Z Q, Sun Y T, et al. Survey of analysis and solutions for multi-UAV cooperative mission planning problem under multi-constraint conditions[J]. *Computer Science*, 2023, 50(7): 176-193.)
- [5] 严飞, 祝小平, 周洲, 等. 考虑同时攻击约束的多异构无人机实时任务分配[J]. *中国科学: 信息科学*, 2019, 49(5): 555-569.
(Yan F, Zhu X P, Zhou Z, et al. Real-time task allocation for a heterogeneous multi-UAV simultaneous attack[J]. *Scientia Sinica: Informationis*, 2019, 49(5): 555-569.)
- [6] Datsko D, Nekovar F, Penicka R, et al. Energy-aware multi-UAV coverage mission planning with optimal speed of flight[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2024, 9(3): 2893-2900.
- [7] Xu W L, Zhang T K, Mu X D, et al. Trajectory planning and resource allocation for multi-UAV cooperative computation[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2024, 72(7): 4305-4318.
- [8] 周文惠, 齐瑞云, 姜斌. 面向突发故障的分布式多无人机任务重规划方法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(5): 1373-1385.
(Zhou W H, Qi R Y, Jiang B. Mission replanning method of distributed multiple unmanned aerial vehicles for pop-up faults[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(5): 1373-1385.)
- [9] Atyabi A, Mahmoudzadeh S, Nefti-Meziani S. Current advancements on autonomous mission planning and management systems: An AUV and UAV perspective[J]. *Annual Reviews in Control*, 2018, 46: 196-215.
- [10] Aggarwal S, Kumar N. Path planning techniques for unmanned aerial vehicles: A review, solutions, and challenges[J]. *Computer Communications*, 2020, 149: 270-299.
- [11] Zhang X, Chen J, Xin B, et al. A memetic algorithm for path planning of curvature-constrained UAVs performing surveillance of multiple ground targets[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2014, 27(3): 622-633.
- [12] Wu W N, Wang X G, Cui N G. Fast and coupled solution for cooperative mission planning of multiple heterogeneous unmanned aerial vehicles[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2018, 79: 131-144.
- [13] 徐杰, 吴蔚楠, 龚春林. 多无人机任务分配/航迹规划的一体化求解方法[J]. *宇航学报*, 2023, 44(12): 1860-1870.
(Xu J, Wu W N, Gong C L. Integrated solution method for multi-UAV task assignment and trajectory planning[J]. *Journal of Astronautics*, 2023, 44(12): 1860-1870.)
- [14] Liu X F, Fang Y C, Zhan Z H, et al. A cooperative evolutionary computation algorithm for dynamic multiobjective multi-AUV path planning[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(1): 669-680.
- [15] Chen J, Xiao K, You K, et al. Hierarchical task assignment strategy for heterogeneous multi-UAV system in large-scale search and rescue scenarios[J]. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2021, 2021: 7353697.
- [16] 高程, 都延丽, 步雨浓, 等. 基于顺序扩展一致性包算法的多无人机分布式任务分配[J]. *控制与决策*, 2023, 38(11): 3242-3250.
(Gao C, Du Y L, Bu Y N, et al. Distributed task allocation of multiple UAVs based on sequential extended consensus based bundle algorithm[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(11): 3242-3250.)
- [17] Wu Y, Liang T J, Gou J Z, et al. Heterogeneous mission planning for multiple UAV formations via metaheuristic algorithms[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(4): 3924-3940.
- [18] Yao W R, Qi N M, Liu Y F. Online trajectory generation with rendezvous for UAVs using multistage path prediction[J]. *Journal of Aerospace Engineering*, 2017, 30(3): 04016092.
- [19] 潘登, 高东, 郑建华. 均衡聚类市场拍卖机制的异构无人机集群任务规划方法[J]. *国防科技大学学报*, 2022, 44(6): 151-162.
(Pan D, Gao D, Zheng J H. Task planning of heterogeneous UAV swarm based on balanced clustering market auction mechanism[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2022, 44(6): 151-162.)
- [20] Zhao Z, Yang J, Niu Y F, et al. A hierarchical cooperative mission planning mechanism for multiple unmanned aerial vehicles[J]. *Electronics*, 2019, 8(4): 443.
- [21] 王浩丞, 罗贺, 马滢滢, 等. 基于纳什均衡博弈的多无人机对地攻击目标分配方法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(4): 1361-1369.
(Wang H C, Luo H, Ma Y Y, et al. A target assignment

- method based on Nash equilibrium game for multi UAV ground attack[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(4): 1361-1369.)
- [22] Chen H W, Xu J Y, Wu C. Multi-UAV task assignment based on improved wolf pack algorithm[C]. *Proceedings of the International Conference on Cyberspace Innovation of Advanced Technologies*. Guangzhou, 2021: 109-115.
- [23] 朱创创, 梁晓龙, 何吕龙, 等. 群目标侦察航迹规划方法[J]. *火力与指挥控制*, 2018, 43(1): 47-51.
(Zhu C C, Liang X L, He L L, et al. Group target reconnaissance flight planning method[J]. *Fire Control & Command Control*, 2018, 43(1): 47-51.)
- [24] Liu C, Sun S S, Tao C G, et al. Optimizing evasive maneuvering of planes using a flight quality driven model[J]. *Science China Information Sciences*, 2024, 67(3): 132206.
- [25] 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.
(Du Y, Jia H M, Shao S K, et al. UAV trajectory planning for multi-target reconnaissance missions[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(5): 1191-1198.)
- [26] Yanmaz E, Balanji H M, Güven İ. Dynamic multi-UAV path planning for multi-target search and connectivity[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(7): 10516-10528.
- [27] Yao W R, Qi N M, Wan N, et al. An iterative strategy for task assignment and path planning of distributed multiple unmanned aerial vehicles[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2019, 86: 455-464.
- [28] 柴旭朝, 周游, 闫李, 等. 基于集成约束无人机两步制航迹规划方法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(4): 1194-1202.
(Chai X Z, Zhou Y, Yan L, et al. UAV two-step path planning method based on integrated constraint strategy[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(4): 1194-1202.)
- [29] Spielman D A, Teng S H. Spectral partitioning works: Planar graphs and finite element meshes[J]. *Linear Algebra and Its Applications*, 2007, 421(2/3): 284-305.
- [30] Ng A Y, Jordan M I, Weiss Y. On spectral clustering: Analysis and an algorithm[C]. *Proceedings of the 15th International Conference on Neural Information Processing Systems: Natural and Synthetic*. Cambridge, 2001: 849-856.
- [31] Ding L, Li C, Jin D, et al. Survey of spectral clustering based on graph theory[J]. *Pattern Recognition*, 2024, 151: 110366.

作者简介

赵得霖 (2000–), 男, 硕士生, 主要研究方向为集群决策与规划, E-mail: delin_zhao@qq.com;

寿莹鑫 (1995–), 女, 博士, 主要研究方向为飞行器控制、非线性智能控制, E-mail: xueyediemeng@163.com;

陈蓓 (1981–), 女, 正高级工程师, 主要研究方向为高空长航时无人机指控系统设计, E-mail: 18452620@qq.com;

刘畅 (1997–), 男, 博士生, 主要研究方向为智能决策、智能空战, E-mail: liuchang111@mail.nwpu.edu.cn;

赖锐 (1990–), 男, 高级工程师, 主要研究方向为系统工程、指控系统、任务规划, E-mail: lairuihit@163.com;

许斌 (1982–), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为飞行控制、智能决策、先进导航, E-mail: smileface.binxu@gmail.com.