基于拓扑感知异构权重的无人机编队轨迹优化

任高峰†，李 备，杨亚航，徐逸钒，乔毅涛，常绪成，刘代军

(郑州航空工业管理学院 自动化学院，郑州 450046)

摘 要: 微型无人机集群的轨迹规划在极度受限环境中面临安全性与编队刚性的双重挑战. 现有基于优化的集群规划器通常采用同构惩罚权重, 在受限环境下易导致向内的避障斥力与向外的编队保持拉力产生空间梯度冲突, 引发优化求解器死锁并导致智能体发生物理碰撞. 鉴于此, 提出一种基于拓扑感知异构权重 (TAHW) 的轨迹优化方法. 通过计算智能体在期望编队图中的中心度, TAHW 动态分配各无人机的非对称代价: 赋予外围智能体较高避障权重以主动退让; 中心锚点则因避障惩罚较低, 其运动由全局编队拉力主导, 从而作为刚性骨架维系集群整体走向. 该机制从底层解耦冲突梯度, 使得集群无需显式重规划即可实现“类流体形态重构”. 在宽度渐变走廊 (宽度从 2.0 m 减至 1.2 m) 的对比实验中, 相较于传统同构基准方法与分层最优互惠避碰方法, 所提出方法不仅在极限约束下能够维持较高的通行成功率, 且在较少优化迭代次数下 Jerk 代价与推力代价明显更低, 定量验证了其在狭窄环境中的有效性和稳定性.

关键词: 微型无人机集群；轨迹优化；拓扑异构权重；梯度解耦；编队重构；受限环境

中图分类号: V219；TP273 **文献标志码:** A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2026.0382

引用格式: 任高峰, 李备, 杨亚航, 等. 基于拓扑感知异构权重的无人机编队轨迹优化 [J]. 控制与决策.

Trajectory optimization for UAV formation based on topology-aware heterogeneous weights

REN Gao-feng†, LI Bei, YANG Ya-hang, XU Yi-fan, QIAO Yi-tao, CHANG Xu-cheng, LIU Dai-jun

(School of Automation, Zhengzhou University of Aeronautics, Zhengzhou 450046, China)

Abstract: Trajectory planning for micro-UAV swarms in extremely constrained environments faces the dual challenges of safety and formation rigidity. Existing optimization-based swarm planners generally employ homogeneous penalty weights, which can cause spatial gradient conflicts between inward obstacle-avoidance repulsion and outward formation-maintenance attraction in constrained environments, leading to optimization deadlock and physical collisions among agents. To address this issue, this paper proposes a trajectory optimization method based on topology-aware heterogeneous weighting (TAHW). By calculating the centrality of each agent in the desired formation graph, TAHW dynamically assigns asymmetric costs to different UAVs: peripheral agents are assigned higher obstacle-avoidance weights to actively yield, while central anchors receive lower obstacle penalties and are primarily driven by global formation attraction, thereby serving as a rigid backbone to maintain the overall swarm direction. This mechanism decouples conflicting gradients at the underlying optimization level, enabling the swarm to achieve fluid-like morphological reconfiguration without explicit replanning. Comparative experiments in a gradually narrowing corridor, with the width reduced from 2.0 m to 1.2 m, show that, compared with the conventional homogeneous baseline and hierarchical optimal reciprocal collision avoidance method, the proposed method maintains a high passage success rate under extreme constraints while achieving significantly lower Jerk and thrust costs with fewer optimization iterations. These results quantitatively verify its effectiveness and stability in narrow environments.

Keywords: micro-UAV swarms; trajectory optimization; topologically heterogeneous weights; gradient decoupling; formation reconfiguration; constrained environments

收稿日期: 2026-04-28；**录用日期:** 2026-08-31.

基金项目: 河南省科技攻关项目 (252102220052, 262102221005)；航空科学基金项目 (20200001055001)；河南省人才支持计划项目 (254000510003)；河南省校企协同创新项目 (26AXQXT109).

责任编委: 蒲志强.

†通信作者. E-mail: rengaofeng@zua.edu.cn.

0 引 言

近年来, 微型无人机 (Micro Aerial Vehicle, MAV) 集群在搜救、自主探索和协同监测等复杂任务中展现出巨大的应用潜力[1-2]. 为了实现在未知障碍物的杂乱环境中也能安全导航, 集群轨迹优化 (Trajectory Optimization) 技术受到了广泛的关注. 保证每个无人机严格的无碰撞轨迹并且在飞行过程中维持预期的编队拓扑结构是现阶段集群规划器的理想状态. 然而, 在障碍物密集或环境受限的情况下 (如狭窄走廊), “追求安全” 与 “维持刚性编队” 往往构成了一对不易调和的数学矛盾.

当前先进的集群轨迹规划框架通常采用时空联合优化方法 (如基于 B 样条[3-4] 或 MINCO 多项式[5-6]), 通过构建包含平滑度、避障和编队误差的加权目标函数来求解轨迹. 然而, 现有方法都是将集群视为一个同构实体 (Homogeneous Entity), 即为所有无人机分配全局统一的代价惩罚权重[7-8]. 在宽阔的地带, 该策略的表现没有问题; 但当集群遭遇宽度小于编队物理直径的极端环境时, 同构权重的缺陷便会暴露: 为了维持刚性阵型产生的 “向外拉扯梯度” 和为了躲避墙壁产生的 “向内斥力梯度” 大小相近、方向相反.

这种空间梯度冲突可能会导致优化器陷入预期之外的局部极小值或者会引发剧烈的数值震荡, 最终导致轨迹求解超时, 甚至发生物理碰撞, 从而导致规划失败.

目前, 集群编队控制方法主要有基于最优互惠的避碰方法[9-10](Optimal Reciprocal Collision Avoidance, ORCA)、分布式的领航跟随法[11-12](Leader–Follower, LF)、可重构的虚拟结构法[13-15](Virtual Structure, VS) 以及编队基于图论的优化方法[7,16] 等. 最优互惠避碰算法是一种典型的分布式局部避碰方法, 通过构建速度障碍约束并求解线性规划实现多智能体实时碰撞规避. Wang 等[9] 提出的分层最优互惠避碰 (Hierarchical Optimal Reciprocal Collision Avoidance, H-ORCA) 框架, 通过引入速度优化与局部极小值规避策略, 提高了无人机在复杂非结构化环境中的实时避碰能力. 然而, 该方法仍主要基于局部速度规划, 对编队全局轨迹优化以及受限环境下考虑不足. Wang 等[11] 使用的领航跟随法有比较直观的结构, 方便工程落地, 有比较好的可扩展性和稳定性, 但其对领航节点依赖较强, 一旦领航节点受干扰甚至失效, 就会导致整体的性能下降. Zhou 等[13] 提出虚拟结构法通过将整个编队视为刚性体进行统一控制, 能够使队形保持在较高的精度上, 适用于对编队形状要求严格的任务场景, 但该方法对模型精度和通信同步要求较高, 在复杂环境或存在扰动时鲁棒性相对有限.

Quan 等[7] 提出的基于图论的优化方法则从全局协同角度出发, 采用的是分布式一致性与优化理论, 提升了编队的灵活性与鲁棒性, 适用于大规模、多约束条件下的集群控制场景. 然而, 其现有方法[17-20] 大多是假设各无人机之间是失去个性化的, 很难充分的反映在实际系统下不同编队位置下无人机在感知能力、通信质量及任务角色等方面的差异.

因此, 本文在基于图论的优化方法[7](HW) 基础上, 引入了基于编队拓扑感知的异构权重机制 (TAHW). Lan[21] 等提出了一种基于拓扑重构的无人机编队容错控制策略, 通过动态调整通信拓扑提升故障条件下的编队稳定性. 然而, 该方法主要针对故障情况下的拓扑重构控制, 并未涉及受限环境下轨迹优化过程中不同目标梯度之间的竞争关系, 也未考虑基于拓扑边缘度的异构优化权重设计. 而 Li[22] 等提出了一种面向异构空地集群的分层可变编队控制策略, 通过上下层协同控制实现时变编队跟踪. 然而, 该方法主要针对异构平台之间的分层控制问题, 其编队形态调整依赖控制器设计, 并未从优化梯度解耦角度改善避障与编队保持之间的冲突.

本文认为集群内的智能体应当基于其在编队中的空间位置, 承担非对称的导航责任以进一步提升集群在复杂环境下的适应性与整体性能. 该方法首先会评估每个智能体在期望编队图中的 “中心度” 与 “边缘度”. 然后通过 “中心度” 与 “边缘度” 为不同角色的无人机动态映射异构权重, 从而打破传统目标函数的惩罚对称性. 主要思想是赋予直面障碍的外围无人机极端的避障权重以实现主动退让; 同时赋予被包围的中心无人机较高的编队保持权重, 使其作为集群的刚性锚点.

从数学底层的角度, TAHW 机制有效解耦了相互对抗的空间梯度, 为求解器重新建造了一个较为平滑且无冲突的下降地形.

本文的主要贡献总结如下:

1. 提出将拓扑感知异构代价机制引入基于多项式表示轨迹的联合代价优化后端, 从数学层面缓解了传统同构规划系统易出现的梯度死锁现象.

2. 提出了较为完整的集群轨迹规划框架. 结合前端路径搜索与后端 TAHW 时空优化, 实现了无需显式重规划的隐式流体轨迹规划.

3. 设计了对比 H-ORCA、HW 和 TAHW 三种算

法在不同宽度走廊 (宽度分别为 2.0 m、1.6 m、1.2 m) 压力测试实验. 测试并对比了三种算法的综合性指标, 定量验证了本文方法的有效性与稳定性.

1 预备知识与问题建模

在本章中, 首先建立无人机的动力学轨迹表示模型, 随后引入基于图论的集群编队几何拓扑模型. 最后, 构建了现有的时空联合优化框架的基准数学模型, 并从底层雅可比矩阵的视角, 推导并描述其在极端受限环境下因为同构所带来的局限性与死锁机理.

1.1 动力学与轨迹参数化

基于多旋翼无人机系统的微分平坦特性, 其状态量和控制输入可由位置轨迹$p(t)=[x(t),y(t),z(t)]^T\in\mathbb{R}^3$及其有限阶导数唯一确定. 因此, 集群中第$i$架无人机的轨迹规划问题可降维至三维欧氏空间中的平滑曲线生成问题.

为了最小化执行器的控制代价并确保轨迹的高阶连续性, 本文采用K阶 MINCO(Minimum Control) 多项式类来参数化时空轨迹. 对于由M段组成的分段多项式轨迹, 第m段轨迹可表示为

$$p_m(t)=\sum_{j=0}^{K}c_{m,j}t^j,\ t\in[0,T_m]. \tag{1}$$

其中, $c_{m,j}\in\mathbb{R}^3$为多项式系数, T_m为该段时间分配. 单架无人机的轨迹平滑度代价可通过对其加加速度 (Jerk, 即位置的三阶导数) 进行数值积分获得:

$$J_{smooth}(q,T)=\sum_{m=1}^{M}\int_0^{T_m}||p_m^{(3)}(t)||^2dt. \tag{2}$$

为了消除多项式系数之间复杂的连续性等式约束, MINCO 框架引入了映射方程:

$$c(q,T)=M(T)^{-1}H(q). \tag{3}$$

其中, $M(T)$为由时间分配向量决定的可逆带状映射矩阵; $H(q)$为包含首尾状态边界条件及中间控制点矩阵$q=(q_1,\ldots,q_{M-1})$的组合列向量. 式 (3) 将连续性等式约束隐式化, 把带约束的系数c转化为关于独立变量(q,T)的无约束状态. 该时空解耦机制, 能为接下来集群优化提供了求解自由度.

1.2 编队拓扑建模

为了能在三维空间中严谨地描述集群的相对编队形状, 引入了无向图论模型. 包含N架智能体的集群网络可表示为$G=(\nu,\varepsilon)$, 其中顶点集$\nu=\{1,2,\ldots,N\}$代表智能体, 边集$\varepsilon\subseteq\nu\times\nu$表智能体间的通信与连通关系. 设集群的期望刚性编队构型为

$$P^{des}=[(p_1^{des})^T,\ldots,(p_N^{des})^T]^T\in\mathbb{R}^{3N\times1}. \tag{4}$$

在期望飞行中, 为了评估t时刻实际编队与期望编队的结构偏差, 定义相对距离刚性误差函数f_{form}如下:

$$f_{form}(p(t))=\sum_{\{i,j\}\in\varepsilon}||(p_i(t)-p_j(t))-(p_i^{des}-p_j^{des})||^2. \tag{5}$$

该度量限制了整体拓扑形状的缩放与扭曲. 整体轨迹的编队保持代价J_{form}通过对轨迹上离散采样时间点集合K的f_{form}离散求和获得.

需要指出的是, 式 (5) 所构建的度量方式在物理层面等效于在智能体间引入了“虚拟弹簧”约束. 这种纯相对状态的拓扑度量赋予了集群整体平移的自由度, 确保了分布式协同的灵活性. 然而, 在传统同构优化框架下, 这种追求“绝对刚性”的约束往往缺乏对复杂物理边界的自适应弹性. 当集群遭遇宽度小于编队期望直径的极度受限空间时, 用于维系该拓扑的“内部拉扯梯度”必然与外部“向内避障斥力梯度”发生剧烈的空间对抗. 这一潜在的数学矛盾, 正是引发底层优化器死锁、并促使本文进一步提出拓扑异构权重机制的核心切入点.

1.3 轨迹规划问题形式化定义

综合上述单智能体动力学与集群拓扑编队模型, 无人机集群的轨迹规划本质上是一个受严格物理边界约束的最优控制问题. 定义系统全状态的优化变量为$x=\{q_i,T_i\}_{i=1}^N$, 包含所有智能体的空间控制点与时间分配. 整体问题形式化如下:

$$\min_x\sum_{i=1}^{N}\Big(J_{smooth}(q_i,T_i)+\lambda_{time}\sum_{m=1}^{M_i}T_{i,m}\Big), \tag{6}$$

$$\begin{aligned}s.t.\ & d(p_i(t))\geqslant d_{safe},\forall t,\ \forall i\in v\\ & ||p_i(t)-p_j(t)||\geqslant r_{safe},\forall t,\forall(i,j)\in\varepsilon\\ & f_{form}(p(t))\leqslant\varepsilon_{form},\ \forall t\\ & H(q_i)=H_{bound},\ \forall i\in v.\end{aligned} \tag{7}$$

式 (6) 代表了系统的核心优化目标, 目的是最小化集群整体的飞行执行器控制能量消耗和整体飞行时间. 式 (7) 规定了系统在连续空间内必须绝对遵守的硬约束条件. 其中, 约束 1 与 2 分别定义了无人机离环境障碍物表面与离队友的最小物理安全净距; 约束 3 限定了实际飞行构型与期望构型之间的拓扑偏差不能超过最小容差ε_{form}; 约束 4 则强制要求轨迹的起点与终点状态必须严格满足任务下达的初始与终端边界条件$H_{bound}^{(i)}$, 来保证动力学的完整起降.

上述问题定义不仅体现了多无人机在空间维度上的限制, 更揭示了时空变量的高度耦合特性. 时间分配向量 T 不仅直接决定了轨迹的平滑度代价, 还

会隐式地改变控制点在物理空间中所张成的曲线形态; 而该连续形态又必须时刻受限于环境壁面与集群阵型的双重几何边界. 这种时空交织特性使得该问题的可行解空间非凸且不规则.

1.4 同构时空联合优化基准

由于式 (7) 中包含了欧氏符号距离场 (ESDF) 等高度非凸的连续空间硬约束, 直接求解很难满足集群机载平台的实时性计算需求. 因此, 当前最先进的分布式集群轨迹生成框架, 通常采用罚函数法 (Penalty Method), 将上述几何硬约束松弛为代价函数中的软约束 (Soft Constraints).

在现有的分布式集群轨迹生成框架中, 为保证飞行安全, 引入基于欧氏符号距离场 (ESDF) 的环境避障代价J_{obs}与智能体互避代价J_{inter}. 对于轨迹离散采样点集K, 代价定义为

$$J_{obs}^{(i)}=\sum_{t\in K}\max\left(d_{safe}-d(p_i(t)),0\right)^3, \tag{8}$$

$$J_{\text{inter}}=\sum_{t\in K}\sum_{1\leqslant i\leqslant j\leqslant N}\max(r_{safe}-||p_t(t)-p_j(t)||,0)^3. \tag{9}$$

其中, d_{safe}与r_{safe}分别为环境与互撞的安全阈值. 传统的基准联合代价函数被构建为各项指标的加权和:

$$\min_{q,T}J_{total}=J_{smooth}+\lambda_{obs}^{const}\sum_{i=1}^{N}J_{obs}^{(i)}+\lambda_{\text{inter}}J_{\text{inter}}+\lambda_{form}J_{form}+\lambda_{time}\sum_{m=1}^{M}T_m. \tag{10}$$

其中, $\lambda_{\text{inter}},\lambda_{form},\lambda_{time}$分别为智能体互避、编队和时间三个指标的惩罚权重. 在传统的联合优化框架中, 环境避障权重λ_{obs}^{const}为全局统一的标量常量 (即同构情况). 这意味着系统会强制让所有无人机在面临障碍物时表现出相同强度的避让力度, 即同构实体假设.

为求解上述无约束联合优化问题, 求解器 L-BFGS 的迭代搜索方向依赖于目标函数关于独立优化变量空间控制点q_i与时间分配T的解析梯度. 其中, 导致集群在受限环境中发生空间冲突的原因在于各代价项的空间梯度.

根据链式求导法则, 需首先计算各项空间代价在轨迹某一离散采样点t处对无人机物理位置向量$p_i(t)$的局部偏导数:

(1) 环境避障斥力梯度:

根据式 (8), 其由 ESDF 符号距离场驱动, 当距离小于安全阈值时, 产生垂直于障碍物表面向外的斥力:

$$\frac{\partial J_{obs}^{(i)}}{\partial p_i(t)}=-3(d_{safe}-d(p_i(t)))^2\cdot\nabla d(p_i(t)). \tag{11}$$

其中, $\nabla d(p_i(t))$为 ESDF 场中距离标量关于空间坐标的单位法向梯度.

(2) 互避斥力梯度:

根据式 (9), 其沿两架无人机连线的方向产生排斥作用. 令相对位置向量为

$$\Delta p_{ij}=p_i(t)-p_j(t). \tag{12}$$

则

$$\frac{\partial J_{\text{inter}}}{\partial p_i(t)}=-3(r_{safe}-||\Delta p_{ij}||)^2\cdot\frac{\Delta p_{ij}}{||\Delta p_{ij}||}. \tag{13}$$

(3) 编队拓扑梯度:

根据式 (5), 其将智能体拉回期望的刚性拓扑构型:

$$\frac{\partial J_{form}}{\partial p_i(t)}=2\sum_{j\in\varepsilon}[(p_i(t)-p_j(t))-(p_i^{des}-p_j^{des})]. \tag{14}$$

需要指出的是, 基于 MINCO 框架的时空解耦特性, 总时间代价关于空间控制点的局部偏导严格为零. 此外, 平滑度梯度$\nabla_{q_i}J_{smooth}$仅作为正则化项以抑制轨迹的高阶导数剧烈波动. 相较于避障与编队罚函数因极度逼近物理边界而产生的二次方非线性激增, 平滑度梯度在范数量级上通常小两到三个数量级. 因此, 这两项的影响被视为可忽略的高阶小量.

结合 MINCO 框架的时空映射关系, 上述三维空间位置梯度将被传播至联合优化器的独立控制点q_i. 对于任一代价项$J_*\in\{J_{obs}^{(i)},J_{\text{inter}},J_{form}\}$, 其关于控制点的雅可比向量统一表达为

$$\nabla_{q_i}J_*=\sum_t\left(\frac{\partial p_i(t)}{\partial q_i}\right)^T\frac{\partial J_*}{\partial p_i(t)}. \tag{15}$$

从上述解析梯度可得出推论: 由于式 (11) 中二次方项的存在, 当外围智能体极度逼近物理墙壁时, 避障斥力梯度范数将呈现非线性激增.

在当前同构系统下, 集群在非受限环境下没有暴露出关于统一权重的问题, 但是当集群遭遇宽度小于编队物理直径的受限环境时, 同构权重的刻板和僵硬性将会容易导致两种力度 (编队与避障) 出现的“空间梯度抵消”问题. 当集群遭遇宽度小于物理直径的极限走廊时, 本方法将对目标函数关于外围位置的智能体某一控制点q_i的局部雅可比梯度进行解析展开.

在受限边界处, 环境向内挤压的避障斥力梯度$\nabla_{q_i}J_{obs}^{(i)}$与试图维持初始构型的向外拉扯梯度$\nabla_{q_i}J_{form}$将发生空间对抗. 为定量描述两者的空间

冲突, 定义了梯度方向余弦指标 (Gradient Cosine Similarity):

$$c_i = \frac{(\nabla_{q_i} J_{obs}^{(i)})^T (\nabla_{q_i} J_{form})}{||\nabla_{q_i} J_{obs}^{(i)}|| \cdot ||\nabla_{q_i} J_{form}|| + \varepsilon_0}. \tag{16}$$

其中, ε_0为设定的极小常数阈值, 用于防止当智能体处于绝对开阔无障碍区域时与无编队误差情况时引发分母为零的数值奇异问题.

基于以上所述, 本文提出导致同构优化器失效的数学前置条件:

定义 1(劣质鞍点死锁条件) 同构权重框架下, 在受限走廊内, 若某外围智能体满足:

1. 方向背离: $c_i \to -1$;

2. 力矩数据均衡

$$\lambda_{obs}^{const} ||\nabla_{q_i} J_{obs}^{(i)}|| \approx \lambda_{form} ||\nabla_{q_i} J_{form}||. \tag{17}$$

在此均衡条件下, 总代价关于该控制点的局部梯度将产生致命的物理抵消, 即:

$$||\nabla_p J_{total}^{(i)}|| \to 0. \tag{18}$$

此时, 系统虽未到达安全无碰撞的真实最优解, 但由于总梯度范数趋近于零, L-BFGS 求解器将会因为满足一阶最优性条件而被错误的判定为收敛, 从而会陷入高碰撞风险的劣质鞍点. 此即本文所述的梯度死锁现象.

为了进一步说明梯度死锁产生的数学本质, 有必要分析目标函数梯度在联合优化过程中的传播形式. 设整个无人机集群共有N架无人机, 第i架无人机轨迹采用 MINCO 参数化表示, 其优化变量由轨迹控制点和时间分配共同组成, 记为

$$z_i = [q_i^T, T_i^T]^T. \tag{19}$$

则整个集群的联合优化变量可写为

$$Z = [z_1^T, z_2^T, \ldots, z_N^T]^T. \tag{20}$$

因此, 式 (6) 所建立的联合目标函数本质上可统一表示为

$$F(Z) = J_{obs} + J_{form} + J_{smooth} + J_{time}. \tag{21}$$

其中各代价项均关于联合优化变量 Z 连续可导. 求解器每一步迭代所采用的搜索方向均由目标函数关于联合优化变量的一阶导数决定, 即

$$\nabla F(Z) = \frac{\partial F}{\partial Z}. \tag{22}$$

进一步按照无人机进行分块, 可得到联合雅可比矩阵

$$J = \frac{\partial F}{\partial Z} = \left[\frac{\partial F}{\partial z_1}, \frac{\partial F}{\partial z_2}, \ldots, \frac{\partial F}{\partial z_N}\right]. \tag{23}$$

其中, $\dfrac{\partial F}{\partial z_i}$对应第$i$架无人机在联合优化中的梯度子块, 其共同决定整个编队轨迹的下降方向.

对于传统同构权重框架, 各无人机采用统一的避障权重与编队保持权重, 因此各雅可比子块具有一致的梯度尺度. 当编队进入狭窄区域时, 多架无人机同时受到障碍物斥力与编队保持拉力作用, 不同目标函数梯度在各子块内发生方向竞争, 导致联合梯度方向趋于抵消. 当梯度范数逐渐减小至接近零时, L-BFGS 将误判当前位置满足一阶最优性条件, 从而提前终止优化, 形成本文所述的梯度死锁.

为了从联合雅可比矩阵层面缓解上述梯度竞争, 下一节提出拓扑感知异构权重机制, 通过对不同无人机对应梯度子块实施非均匀权重映射, 实现梯度贡献的重新分配, 从而降低梯度相关性, 提高联合优化过程的收敛效率.

2 拓扑感知异构轨迹优化

在本章节中将详细介绍所提出的拓扑感知异构权重 (TAHW) 集群轨迹规划框架, 如图 1 所示. 该框架由三个核心模块构成: 保证同伦类一致性的前端初始化、基于图中心度的异构代价映射, 以及解耦空间梯度的时空联合优化, 三者梯次递进.

2.1 前端初始化

在高度受限的环境中, 如果允许集群中的各个智能体独立进行图搜索 (如 A*算法), 极易产生拓扑撕裂现象. 即不同无人机的初始轨迹有可能分别从某一障碍物的两侧绕行. 在后续的联合优化中, 刚性编队约束会强制拉扯各个智能体轨迹, 导致轨迹试图穿透刚性障碍物, 进而引发优化器崩溃.

为解决这一问题, 本文提出基于中心锚点的同伦平移初始化策略. 首先, 仅提取集群期望编队的几何中心:

$$p_{center}^{des} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} p_j^{des}. \tag{24}$$

然后利用考虑极小膨胀半径的$A*$算法在离散网格中搜索出一条相对安全的无碰撞主通道$\xi_c(t)$. 随后, 打破传统的刚性平移, 引入随纵向空间进深位置$x(t)$动态变化的缩放系数$s(x) \in [s_{\min}, 1]$. 任意智能体i的初始控制点轨迹通过下式生成:

$$\xi_i(t) = \xi_c(t) + s(x(t)) \cdot (p_i^{des} - p_{center}^{des}), \quad \forall i \in \{1, \ldots, N\}. \tag{25}$$

其中, $s(x)$在开阔地带取 1, 在狭窄走廊内部收缩至安全下界$s_{\min}$. 该数学构造不仅保证了所有个体的初始轨迹同属于同伦类, 更诱发了优化初期的避障软约束惩罚, 为触发后端的 TAHW 机制提供了合理的非奇异初始解.

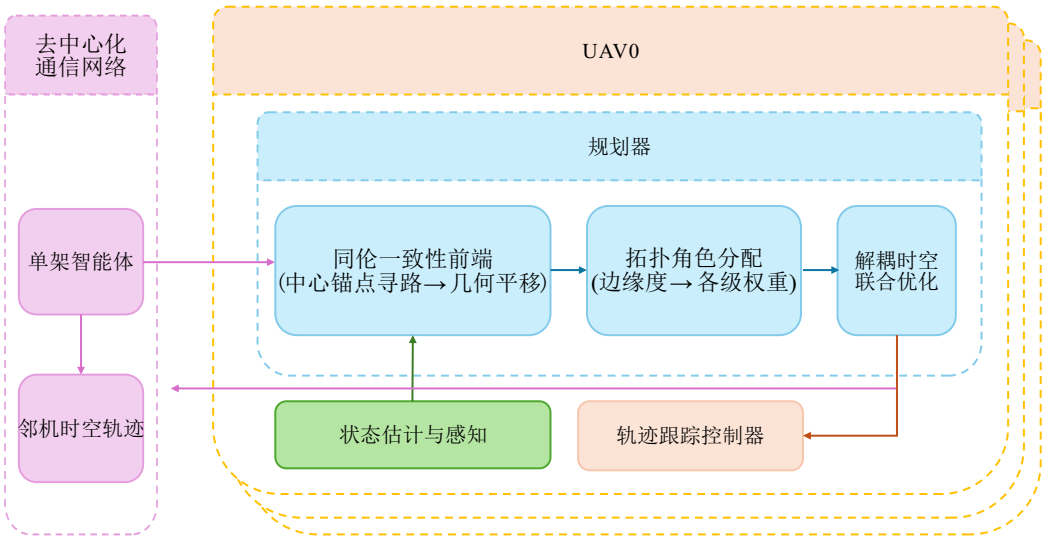


图 1 基于拓扑感知的异构轨迹优化结构

2.2 异构代价映射

传统的集群优化框架通常将多智能体系统视为同构实体, 这掩盖了不同空间位置个体在应对环境时的异质性需求. 本文受生物集群弹性运动机理启发, 引入了拓扑边缘度概念.

设无向图$G=(\nu,\varepsilon)$表示包含 N 架无人机的集群网络. 基于给定的期望编队构型$F^{des}=[P_1{}^{des},\ldots,P_N{}^{des}]$, 本文定义智能体$i$的拓扑边缘度$\eta_i\in[0,1]$为其相对于编队几何中心的归一化欧氏距离:

$$\eta_i=\frac{||p_i^{des}-p_{center}^{des}||_2}{\max_{j\in\nu}||p_j^{des}-p_{center}^{des}||_2}. \tag{26}$$

基于该拓扑特征, 本文打破了传统目标函数中避障惩罚系数的全局对称性, 提出了一种非对称代价映射函数. 对于无人机i, 其个性化的环境避障权重$\lambda_{obs}^{(i)}$自适应生成如下:

$$\lambda_{obs}^{(i)}=\lambda_{obs}^{base}+\eta_i\cdot(\lambda_{obs}^{\max}-\lambda_{obs}^{base}). \tag{27}$$

其中, λ_{obs}^{base}为基础避障权重, $\lambda_{obs}^{\max}$为极限避障权重. 该映射机制的物理直觉在于: 处于集群外围的“边缘节点”$(\eta_i\to1)$被赋予了极高的避障敏感性, 使其在直面障碍时具备主动牺牲局部刚性以换取生存的自由度; 而受外围保护的“中心锚点”$(\eta_i\to0)$则维持极低的避障惩罚, 使其能构专注于维持集群的整体结构走向.

式 (27) 所设计的线性拓扑映射函数并不是单纯的启发式设定, 其在数学上满足以下三个保障联合优化器鲁棒性的理论性质:

1. 严格有界性与数值稳定性: 由于拓扑边缘度$\eta_i\in[0,1]$, 式 (27) 本质上是基础权重与极限权重的线性凸组合. 因此, 对于任意空间分布的集群, 其输出权重都严格有界:$\lambda_{obs}^{(i)}\in[\lambda_{obs}^{base},\lambda_{obs}^{\max}]$. 该有界性从数学底层减少了因权重过度放大而导致的目标函数海森矩阵条件数大幅增长, 从而相对保证了 L-BFGS 拟牛顿求解器在更新步长时的数值稳定性.

2. 严格单调性与空间优先级: 映射函数关于拓扑边缘度呈现严格的单调递增特性, 即

$$\frac{\partial\lambda_{obs}^{(i)}}{\partial\eta_i}=\lambda_{obs}^{\max}-\lambda_{obs}^{base}>0. \tag{28}$$

这在数学上确立了集群内部严格的“空间避障优先级序列”: 距离几何中心越远的个体, 其所承担的环境退让责任就越重, 思想原理如图 2 所示. 这一性质是解决死锁梯度问题的前提条件.

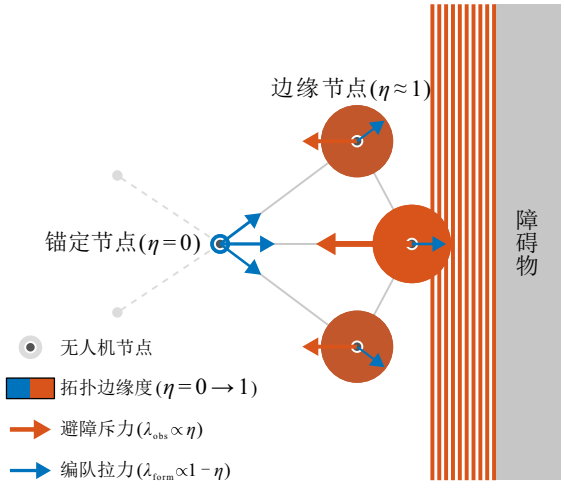


图 2 拓扑感知异构权重的物理机理

3. 基准平滑退化准则: 考察系统的极端边界情况: 当集群环境较为开阔时无需对编队进行形变, 此时人为设定$\lambda_{obs}^{\max}=\lambda_{obs}^{base}$, 或者集群退化为分布式执行任务 (此时$\eta_i\equiv0$) 时, 式 (27) 的异构映射算子将平滑地退化为$\lambda_{obs}^{(i)}=\lambda_{obs}^{base}$. 这证明了本文提出的 TAHW 机制并非孤立的出现, 而是在传统同构权重优化框架上 (式 (10)) 改进的一个高阶系统结构, 具

备较好的理论普适性.

2.3 时空联合优化

本文将集群轨迹参数化为由时间向量T和控制点矩阵q构成的$MINCO$多项式类. 整体时空联合优化问题可表述为无约束非线性规划:

$$min_{q,T}J = J_{smooth} + J_{time} + \sum_{i=1}^{N}\lambda_{obs}^{(i)}J_{obs}^{(i)} + \lambda_{inter}J_{inter} + \lambda_{form}J_{form}. \tag{29}$$

在传统的基准方法中, 所有无人机共享相同的避障权重 (即$\lambda_{obs}^{(i)} \equiv \lambda_{obs}^{const}$). 在诸如狭窄走廊等极端瓶颈处, 外围无人机的控制点q_i将同时受到两个巨大的对抗性空间梯度作用: 向内的避障斥力梯度$\nabla_{q_i}J_{obs}$和向外的编队拉扯梯度$\nabla_{q_i}J_{form}$. 此时, 关于该控制点的总代价偏导数:

$$\frac{\partial J}{\partial q_i} \approx \lambda_{obs}^{const}\frac{\partial J_{obs}^{(i)}}{\partial q_i} + \lambda_{form}\frac{\partial J_{form}}{\partial q_i}. \tag{30}$$

易满足值趋于 0.

而 TAHW 机制对于外围无人机, 避障权重远大于编队权重, 避障梯度占据主导地位, 确保物理安全. 而对于中心无人机, 由于其总梯度由编队保持项主导, 平稳地将发生大形变的集群牵引出狭窄通道.

本文所提方法的目标函数及梯度计算的流程伪代码如算法 1 所示.

算法1 基于TAHW的目标函数与梯度计算

输入: 轨迹控制变量$Q \in \mathbb{R}^{3N}$, 编队拓扑$P_{des} \in \mathbb{R}^{3N\times 1}$, 时间$T$.

输出: 总代价J_{total}, 全局梯度向量$g = \nabla_Q J_{total}$.

Step 1: 初始化总代价J_{total}和梯度变量g.

Step 2: 拓扑中心$p_{center}^{des} = \dfrac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}p_j^{des}$.

Step 3: for 无人机i从1到N:

a. 各拓扑边缘度$\eta_i = \dfrac{||p_i^{des} - p_{center}^{des}||_2}{\max_j||p_j^{des} - p_{center}^{des}||_2}$;

b. 各异构权重$\lambda_{obs}^{(i)} = \lambda_{obs}^{base} + \eta_i \cdot (\lambda_{obs}^{\max} - \lambda_{obs}^{base})$;

Step 4: $\Lambda_{obs} = diag(\lambda_{obs}^{(1)}\mathrm{I}_3, \ldots, \lambda_{obs}^{(N)}\mathrm{I}_3)$.

Step 5: for 无人机i从1到N:

a. $p_i(t) \leftarrow MINCO(q_i, T_i)$;//MINCO框架映射.

b. 除避障外代价:

$J_{\neg obs}^{(i)} = J_{smooth}^{(i)} + \lambda_{form}J_{form}^{(i)} + \lambda_{\mathrm{inter}}J_{\mathrm{inter}}^{(\mathrm{i})}$;

c. 除避障梯度:

$\nabla_{qi}J_{\neg obs}^{(i)} = \nabla_{qi}J_{smooth}^{(i)} + \lambda_{form}\nabla_{qi}J_{form}^{(i)} + \lambda_{\mathrm{inter}}\nabla_{qi}J_{imter}^{(i)}$;

d. 避障梯度:

$\nabla_{qi}J_{obs}^{(i)} = \dfrac{\partial}{\partial qi}\int \max\left(d_{safe} - ESDF(p_i(t)), 0\right)^3 dt$;

e. 累计总代价.

Step 6: 输出结果J_{total}和g.

该方法在雅可比子块层面的梯度解耦机制, 改善了优化求解器所面对的下降地形.

命题 1(异构权重的非死锁充分条件) 在 TAHW 框架下, 对于面临极窄物理边界的外围智能体 ($\eta_i \to 1$), 设定的极限避障权重满足$\lambda_{obs}^{\max} \gg \lambda_{form}$, 则系统从数学解释的层面不会陷入定义 1 中所说的劣质鞍点死锁情况.

证明: 对于外围智能体的任意控制点q_i, 由代价函数的可加性, 其总代价局部雅可比梯度可分解为

$$\nabla_{q_i}J = \lambda_{obs}^{\max}\nabla_{q_i}J_{obs}^{(i)} + \lambda_{form}\nabla_{q_i}J_{form} + R. \tag{31}$$

其中 R 为平滑度与互避等非主导项梯度. 假设系统处于受限空间导致方向极度背离, 即$c_i \to -1$, 由于$\lambda_{obs}^{\max}$在数量级上远大于编队权重λ_{form}, 且在靠近物理障碍物时 ESDF 斥力梯度范数迅速增大, 必然会导致:

$$\lambda_{obs}^{\max}||\nabla_{q_i}J_{obs}^{(i)}|| \gg \lambda_{form}||\nabla_{q_i}J_{form}||. \tag{32}$$

因此, 式 (17) 的力矩数值均衡条件被打破. 此时总梯度方向被比较强力的避障斥力所主导. 所以求解器将会沿着无劣质鞍点的陡峭梯度方向继续下降. 命题证毕.

针对式 (17) 的死锁均衡条件, 一个直观的疑问是: 能否通过在同构框架中全局放大单一避障权重来强行打破僵局?从最优化理论与动力学交互角度而言, 该同构放大策略是不可行的. 若赋予全局极大的避障敏感性, 虽然外围智能体能够逃离墙壁, 但处于集群内部的“中心智能体”同样将遭受极端的环境斥力干扰. 当外围个体向内挤压时, 中心机将在高额互避斥力与高额墙壁远端斥力的双重挤压下, 引发极其剧烈的数值高频震荡. 这正是传统同构基准方法必须在避障安全与编队刚性之间采用妥协折中权重, 进而在极限窄门中陷入死锁的根本原因.

相对应的, 本文 TAHW 机制的核心在于非对称责任分配: 外围个体利用极端避障权重实现绝对避险形变; 中心锚点则利用低避障、高编队的权重配置, 充当稳定系统的核心编队骨架, 从而在底层数学上规避了系统的振荡问题. 综合提升了受限环境下的实时规划效率, 以较低的动力学损耗实现了在受限地形的平滑穿越.

2.4 算法计算复杂度与实时性分析

在分布式多智能体轨迹规划中, 算法的计算复杂度直接决定了其在微型机载平台上的实时部署能

力. 本节将从渐进时间复杂度角度, 严格论证 TAHW 机制的轻量化优势.

设集群规模为N, 单机轨迹分段数为M, 每段轨迹的离散采样点数为κ. 在传统的同构时空联合优化基准中, 单次 L-BFGS 迭代的计算代价主要由以下三部分构成:

(1) MINCO 时空映射: 具有线性时间复杂度, 为$o(N\cdot M)$.

(2) 环境 ESDF 梯度查询: 每个采样点查询时间为$o(1)$, 总耗时为$o(N\cdot M\cdot\kappa)$.

(3) 智能体互撞与编队拓扑评估: 需进行两两相对状态计算, 耗时为$o(N^2\cdot M\cdot\kappa)$.

综上, 基准优化器单次迭代的理论时间复杂度为$o(N^2\cdot M\cdot\kappa)$.

命题 2(TAHW 的零阶复杂度增加特性) 相比于同构基准框架, 引入 TAHW 机制不增加单次迭代的渐进时间复杂度.

证明: TAHW 机制的核心计算开销集中于优化前期的拓扑中心计算与边缘度特征映射. 计算几何中心需遍历N个节点, 耗时$o(N)$; 计算并归一化每个智能体的边缘度η_i及异构权重$\lambda_{obs}^{(i)}$, 同样耗时$o(N)$. 该权重映射过程处于最优化循环的外部, 且在整个联合优化迭代期间保持为常数, 无需重复计算. 因此, TAHW 框架的整体渐进时间复杂度可表示为

$$o_{TAHW}=o(N)+I_{iter}\cdot o(N^2\cdot M\cdot\kappa)\approx I_{iter}\cdot o(N^2\cdot M\cdot\kappa). \tag{33}$$

其中, I_{iter}为优化求解器收敛所需的总迭代次数.

2.5 优化收敛性分析

在基于 ESDF 的非凸时空联合优化中, 全局收敛性往往难以在数学上获得绝对保证, 求解器 L-BFGS 的收敛质量高度依赖于目标函数的优化地形.

传统同构方法 (HW) 在受限空间中的失效, 本质上并非求解器发散, 而是由于$\lambda_{obs}\nabla J_{obs}$与$\lambda_{form}\nabla J_{form}$的对立对称性, 在物理环境狭缝的中心线上人为制造了一个较为平坦的局部极小值. 求解器在该区域的有效下降梯度趋近于零, 导致迭代提前终止且轨迹处于高碰撞风险状态.

本文从雅可比矩阵的构造方面打破这一对称性. 对于外围智能体, 避障梯度占据主导; 对于中心智能体, 则由编队梯度主导. 这种非对称的异构算子在多维优化空间中优化了原有的对抗鞍点. 因此, TAHW 机制虽然并没有改变非凸优化的基本形式, 但能够通过解耦对抗梯度, 在理论上有效的排除了因为传统方法而带来的死锁极小值现象, 从而在数学底层保障了优化器能够快速且可靠地收敛至安全的隐式流体形变状态.

3 仿真与实验

为验证所提基于拓扑感知异构权重的无人机编队轨迹优化方法在狭窄环境下的安全通行能力, 本文在 MATLAB 环境下构建了 ESDF 环境感知与时空联合优化的分布式集群仿真平台. 实验重点考察不同方法在极窄走廊中的无碰撞通行能力、优化效率、安全裕度、执行负担以及编队形态重构能力.

3.1 实验设置与参数配置

实验模拟由 7 架微型无人机组成的飞行集群, 单机安全物理碰撞半径设定为 0.08 m. 初始期望编队为外接直径 2.0 m 的正六边形构型. 狭窄走廊长度设为 6.0 m, 净宽度分别设为 2.0 m、1.6 m 和 1.2 m. 为评估算法在初始扰动和状态估计误差下的鲁棒性, 每组宽度下均进行 50 次独立测试, 并在每次试验中对无人机初始位置加入均匀随机扰动.

需要指出的是,1.2 m 走廊属于极限几何约束场景. 由于单机安全物理碰撞半径为 0.08 m, 扣除两侧安全半径后, 无人机中心可用横向运动宽度仅为 1.04 m. 而初始正六边形编队外接直径为 2.0 m, 若严格保持原始刚性构型, 则几何上无法通过该走廊. 因此, 本文中的编队刚性并非不可违反的硬等式约束, 而是通过编队保持代价实现的可恢复软约束. 算法允许编队在瓶颈区域临时压缩横向跨度, 并在离开走廊后恢复至期望构型.

本文选取三类方法进行对比. 一是同构权重优化方法 (HW). 二是基于分层 ORCA 的局部速度避碰方法 (H-ORCA), 用于代表反应式局部避碰框架. 考虑到 H-ORCA 是近年来面向多无人机复杂环境导航提出的代表性局部速度规划方法, 能够实现实时避碰并兼顾运动学约束, 本文选取其作为对比算法, 以验证所提方法在狭窄空间的综合优势. 本文方法 (TAHW) 则根据无人机在编队拓扑中的边缘度分配异构权重.

表 1 给出了主要实验参数. 为保证公平性, 三种方法采用相同的无人机安全半径、环境模型和后处理碰撞检测准则.HW 方法中的统一权重由网格搜索获得; TAHW 方法中的避障权重和编队权重则根据拓扑边缘度在给定范围内自适应分配.

3.2 狭窄走廊通行对比

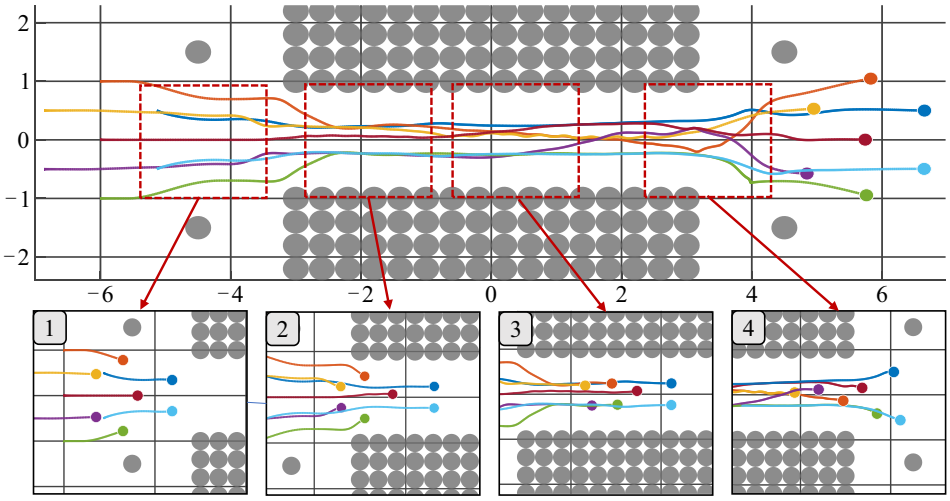
图 3(a) 给出了 1.6 m 宽度下 H-ORCA 方法生成的飞行轨迹; 图 3(b) 为 1.2 m 宽度下 H-ORCA 方法

表 1　主要实验参数设置

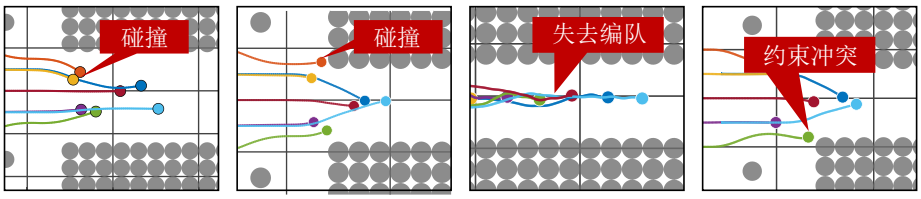
参数	H-ORCA	HW	TAHW
安全物理碰撞半径/m	0.08	0.08	0.08
ESDF安全膨胀边界/m	0.30	0.30	0.30
最大迭代次数	/	200	200
平滑项权重	/	1.0	1.0
时间项权重	/	0.05	0.05
避障权重	/	80	40-120
编队保持权重	/	70	70
互避权重	/	90	90
H-ORCA邻域半径/m	1.20	/	/
H-ORCA时间视野/s	2.0	/	/
最大速度/(m/s)	1.0	1.0	1.0

所出现的失败示例; 图 3(c) 为 1.2 m 宽度下 THAW 方法下的编队飞行轨迹图. 由于 H-ORCA 其底层缺乏全局形态统筹能力, 当局部空间不足以维持期望相对位置时, 会牺牲原有编队结构; 相比之下, TAHW 方法能够使外围无人机主动向内收缩并沿走廊方向形成更细长的通过形态, 从而提高狭窄区域的通行稳定性.

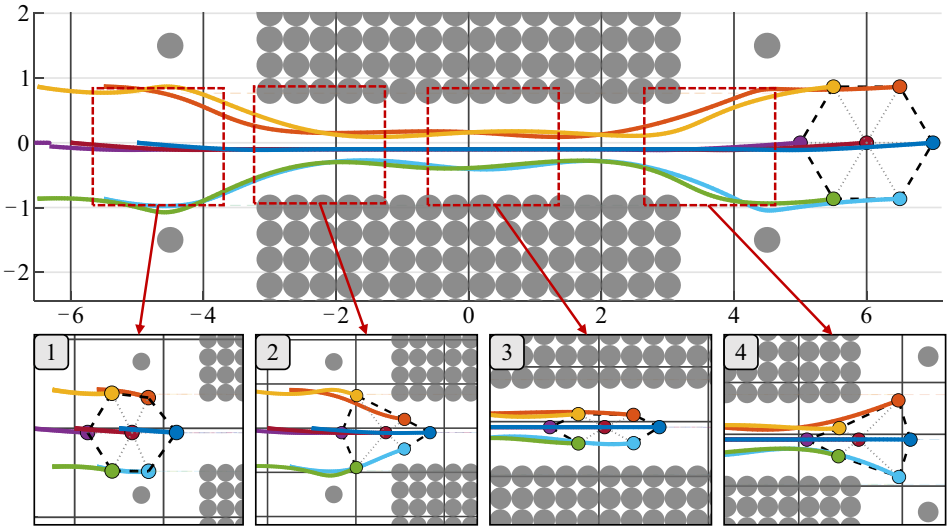
表 2 给出了不同受限环境宽度下各算法的实验对比结果. 随着通道宽度由 2.0 m 逐渐减小至 1.2 m, 环境约束不断增强, 各算法的成功率均呈下降趋势, 如图 4(a), Jerk 代价明显增加, 如图 4(b), 狭窄环境显著提高了多无人机编队飞行任务的规划难度.



(a)　H-ORCA 方法在1.6 m 宽度下的飞行轨迹



(b)　H-ORCA 方法在1.2 m 宽度下的出现的失败示例

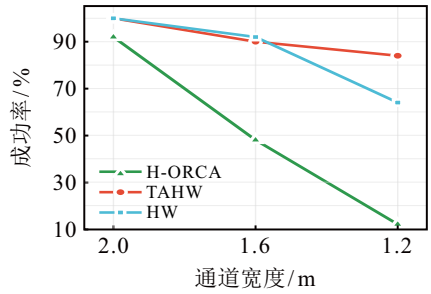


(c)　THAW 方法在1.2 m 宽度下的飞行轨迹

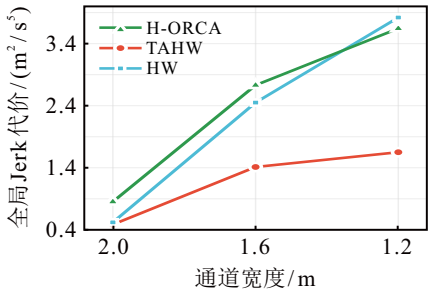
图 3　不同方法在狭窄通道下的轨迹过程

表 2　不同受限环境下的实验对比结果

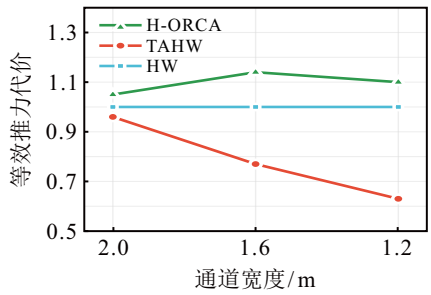
宽度/m	方法	成功率/%	优化迭代次数	Jerk代价(m^2/s^5)
2.0	H-ORCA	92	\	852.4
	HW	100	38	520.6
	TAHW	100	35	485.2
1.6	H-ORCA	48	\	2 730.2
	HW	92	142	2 450.2
	TAHW	90	84	1 412.5
1.2	H-ORCA	12	\	3 644.0
	HW	64	176	3 820.7
	TAHW	**84**	**118**	**1 650.3**



(a) 3 种方法的成功率折线



(b) 3 种方法的Jerk 代价折线



(c) 3 种方法的归一化推力代价折线

图 4　各方法成功率、Jerk 代价指标及推力代价折线图

在宽度为 2.0 m 的场景中, 各算法均能够较好地完成编队穿越任务.

当通道宽度减小至 1.6 m 时, 局部避障与编队保持之间的冲突进一步加剧. H-ORCA 成功率下降至 48%, Jerk 代价显著增加, 表明局部速度修正容易导致轨迹频繁调整; HW 虽然保持较高成功率, 但优化迭代次数增加至 142 次, 同构权重下梯度耦合逐渐增强, 优化收敛速度明显降低; 相比之下, TAHW 通过对不同无人机的优化目标进行差异化分配, 有效缓解了梯度竞争, Jerk 代价较 HW 降低 42.4%, 表现出更好的优化效率.

当环境进一步收缩至 1.2 m 时, H-ORCA 在 50 次独立实验中成功率跌至 12%. HW 受梯度冲突影响, 成功率下降至 64%, 优化迭代次数与 Jerk 代价增加. 相比之下, TAHW 仍保持 84% 的成功率, 优化迭代次数和 Jerk 代价较 HW 分别降低约 32.9% 和 56.8%.

综上, 所提出的拓扑感知异构权重机制在复杂受限环境下可实现避障性能、编队保持能力与轨迹平滑性的有效平衡, 验证了该方法在多无人机狭窄空间协同轨迹优化中的有效性.

为进一步量化不同方法在狭窄通道中的执行机构负担, 本文引入归一化等效推力代价作为补充指标. 根据每架无人机的加速度估计其质量归一化等效推力, 扣除悬停推力基线, 最后对全体无人机在任务时间内的等效推力偏差进行累计, 并以各走廊宽度下 HW 方法的结果作为基准归一化.

其结果如图 4(c) 所示.H-ORCA 在局部避障过程中需要频繁调整速度方向, 推力代价相对较高, 三个宽度下归一化数值分别为 1.05、1.14 以及 1.10; HW 方法虽然能够完成一定程度的避障与编队调整, 但受固定权重影响, 在通道入口及障碍物邻近区域仍存在控制波动. 相比之下, TAHW 方法在三个宽度下归一化数值分别为 0.96、0.77 以及 0.63, 其通过拓扑感知的异构权重分配, 使编队在靠近狭窄区域时能够主动调整局部约束强度, 降低了剧烈加减速和突变避障行为, 从而获得更低的等效推力代价.

3.3　安全裕度定量分析

为进一步评价无碰撞通行的安全裕度, 本文统计了 1.2 m 极窄走廊中成功轨迹的最小障碍物净距、最小机间净距和最小安全裕度. 最小障碍物净距表示无人机中心到最近障碍物表面的距离扣除 0.08 m 安全半径后的剩余距离; 最小机间净距表示任意两架无人机中心距离扣除 0.16 m 后的剩余距离; 最小安全裕度取二者中的较小值.

表 3 为各算法成功轨迹的安全裕度对比. 由表 3 可以看出, H-ORCA 算法在狭窄通道中更容易贴近障碍物运行, 整体安全裕度相对较低; HW 虽能保持一定机间距离, 但障碍物侧安全余量受限制; TAHW 在两者综合方面有较为平衡的安全裕度, 从而提升狭窄环境下的无碰撞通行可靠性.

表 3　各算法成功轨迹的安全裕度对比

方法	最小障碍物净距/m	最小机间净距/m	最小安全裕度/m
H-ORCA	0.018 ± 0.012	0.031 ± 0.011	0.018
HW	0.025 ± 0.009	0.036 ± 0.016	0.025
TAHW	0.043 ± 0.014	0.030 ± 0.018	**0.030**

3.4　无中心实体编队的泛化性验证

前文的各项测试均基于包含实体中心锚点的紧致编队 (实心正六边形). 然而, 在复杂的多智能体协同任务中, 集群常需编队为无物理实体中心的空心编队. 在这类高度对称的编队拓扑下, 所有个体的边缘度趋于一致, 算法面临拓扑退化 (Topological Degeneration) 的验证.

为验证 TAHW 机制对任意极端拓扑结构的泛化性与自适应退化能力, 本文进一步设计了 $N=8$ 架无人机组成的 3D 空心正方体编队极限穿越实验, 如图 5.

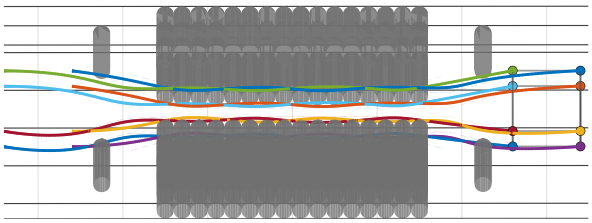


图 5　空心正方体编队穿越 1.2 m 走廊轨迹

同样, 为了定量评估 TAHW 机制在处理无中心实体时的路径规划稳定性与有效性, 本文在1.2 m极限受限约束下, 对该 8 机空心构型进行了 50 次独立蒙特卡洛随机测试. 统计结果如表 4.

表 4　无中心实体编队轨迹优化各测试指标

指标	数值
成功率/%	82
优化迭代次数/次	144
Jerk总代价	2470.1
最小障碍物净距/m	0.028 ± 0.012
最小机间净距/m	0.036 ± 0.016
最小安全裕度/m	0.028

由表 4 可以看出, 在无中心实体的空心编队拓扑下, 所提方法仍能保持轨迹优化性能, 证明其对编队中心节点不存在必要性. 当编队由实心拓扑退化为空心拓扑后, 算法仍能够依据局部拓扑关系实现合理的异构权重分配, 保证轨迹优化过程的稳定性与可行性. 上述结果进一步验证了所提方法具有良好的拓扑泛化能力, 能够适应不同编队结构下的协同轨迹规划任务.

4　结　论

本文提出并验证了一种基于拓扑感知的异构权重 (TAHW) 优化机制. 该机制的本质在于: 在极限环境的生存压力下, 集群内部的个体应当承担非对称的导航责任. 通过让外围智能体主动妥协退让、中心锚点坚守拓扑牵引, 从数学底层缓解了传统集群轨迹优化同构实体框架易出现的梯度死锁现象. 在不同宽度走廊的对比仿真测试中, 该方法展现出高成功率、低迭代次数与低控制代价的优异性能.

未来的工作中, 我们将进一步突破当前静态环境的局限, 致力并研究在包含动态障碍物的未知复杂环境下的无人机集群分布式轨迹规划问题.

参考文献 (References)

[1] 李海峰, 杨宏安, 盛梓茂, 等. 基于 MAPPO 的多无人机协同分布式动态任务分配[J]. 控制与决策, 2025, 40(5): 1429-1437.
(Li H F, Yang H A, Sheng Z M, et al. Multi-UAV collaborative distributed dynamic task allocation based on MAPPO[J]. Control and Decision, 2025, 40(5): 1429-1437.)

[2] 廖勇, 马博涛. 面向低空经济的无人机配送路径规划综述[J]. 移动通信, 2026, 50(4): 34-47.
(Liao Y, Ma B T. A review on UAV delivery path planning for low-altitude economy[J]. Mobile Communications, 2026, 50(4): 34-47.)

[3] Zhou X, Wang Z P, Ye H K, et al. EGO-planner: An ESDF-free gradient-based local planner for quadrotors[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 478-485.

[4] Zhou X, Zhu J C, Zhou H Y, et al. EGO-swarm: A fully autonomous and decentralized quadrotor swarm system in cluttered environments[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Xi'an, 2021: 4101-4107.

[5] Wang Z P, Zhou X, Xu C, et al. Geometrically constrained trajectory optimization for multicopters[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022, 38(5): 3259-3278.

[6] Quan L, Yin L J, Zhang T R, et al. Robust and efficient trajectory planning for formation flight in dense environments[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2023, 39(6): 4785-4804.

[7] Quan L, Yin L J, Xu C, et al. Distributed swarm trajectory optimization for formation flight in dense environments[C]. International Conference on Robotics and Automation. Philadelphia, 2022: 4979-4985.

[8] Jahn A, Alitappeh R J, Saldana D, et al. Distributed multi-robot coordination for dynamic perimeter surveillance in uncertain environments[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Singapore, 2017: 273-278.

[9] Wang W N, Qian H M. A hierarchical ORCA framework for Multi-UAV navigation in unstructured environments with velocity optimization and local minima avoidance[J]. Expert Systems with Applications, 2026, 296: 129205.

[10] Martinez-Baselga D, Sebastián E, Montijano E, et al. AVOCADO: Adaptive optimal collision avoidance driven by opinion[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2025, 41: 2495-2511.

[11] Wang Z X, Zou Y, Liu Y Z, et al. Distributed control algorithm for leader–follower formation tracking of multiple quadrotors: Theory and experiment[J]. ASME Transactions on Mechatronics, 2021, 26(2): 1095-1105.

[12] Jin X. Nonrepetitive leader–follower formation tracking for multiagent systems with LOS range and angle constraints using iterative learning control[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 49(5): 1748-1758.

[13] Zhou S E, Xing W S. A improved fusion formation control method of leader-follower and virtual structure[C]. Proceedings of the 5th International Seminar on Artificial Intelligence, Networking and Information Technology. Nanjing, 2024: 171-174.

[14] Yang Q, Yan J, Yang X, et al. Multi-AUV formation control based on combination of artificial potential field and virtual structure[C]. Proceedings of the 42nd Chinese Control Conference. Tianjin, 2023: 5247-5252.

[15] 刘安东, 秦冬冬. 基于虚拟结构法的多移动机器人分布式预测控制[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1273-1280.
(Liu A D, Qin D D. Distributed predictive control of multiple mobile robots based on virtual structure method[J]. Control and Decision, 2021, 36(5): 1273-1280.)

[16] Yao C H, Tian H, Wang C, et al. Joint optimization of control and communication in autonomous UAV swarms: Challenges, potentials, and framework[J]. IEEE Wireless Communications, 2021, 28(5): 28-35.

[17] Wang G, Ding S M, Pan Y H. Review of swarm formation control and obstacle avoidance technology in multi-agent systems[C]. International Conference on Mechatronics, Robotics, and Artificial Intelligence. Jinan, 2025: 373-377.

[18] 王子玉, 张世勇, 董千里, 等. 面向目标实时稳定跟踪的无人机主动观测轨迹规划[J]. 控制与决策, 2025, 40(11): 3220-3228.
(Wang Z Y, Zhang S Y, Dong Q L, et al. Active observation trajectory planning for real-time and stable target tracking with UAVs[J]. Control and Decision, 2025, 40(11): 3220-3228.)

[19] 姚绍杰, 闫帅明, 张浩, 等. 无人机系统安全控制研究综述: 控制障碍函数[J]. 控制与决策, 2024, 39(10): 3169-3180.
(Yao S J, Yan S M, Zhang H, et al. Review of safety control research in unmanned aerial vehicle systems: Control barrier functions[J]. Control and Decision, 2024, 39(10): 3169-3180.)

[20] 边疆, 聂天常, 李宇华, 等. 面向狭窄通道穿越的无人机编队高速安全变换[J]. 航空学报, DOI: 10.7527/S1000-6893.2026.33200.
(Bian J, Nie T C, Li Y H, et al. High-speed safe formation transformation of UAV swarms for traversing narrow corridors[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, DOI: 10.7527/S1000-6893.2026.33200.)

[21] Lan X J, Cai J S, Li X M, et al. Optimal cooperative fault-tolerant control for UAV formation based on topology reconfiguration strategy[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2025, 61(6): 18743-18755.

[22] Li Q X, Lu X Q, Wang Y N, et al. A hierarchical cross-domain formation strategy for heterogeneous UGV–UAVs with uncertainties[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2026, 73(3): 4224-4237.

作者简介

任高峰 (1983−), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为飞行器动力学与控制、导航制导与控制, E-mail: rengaofeng@zua.edu.cn;

李备 (1999−), 男, 硕士生, 主要研究方向为无人机轨迹规划, E-mail: 15515071771@163.com;

杨亚航 (1997−), 男, 硕士生, 主要研究方向为多智能体协同控制、深度强化学习, E-mail: yangyahang163@163.com;

徐逸钒 (2002−), 男, 硕士生, 主要研究方向为无人机轨迹规划、计算机视觉, E-mail: xuyifan987@163.com;

乔毅涛 (1996−), 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为集群飞行器协同制导与控制, E-mail: qiaoyt@nuaa.edu.cn;

常绪成 (1983−), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为多智能体协同控制、智能导航与自主避障, E-mail: changxc@zua.edu.cn;

刘代军 (1970−), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为导航制导与控制、飞行器动力学与控制, E-mail: liudaijun@zua.edu.cn.