

DOI:10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202605002

频率约束下的多飞行器协同轨迹规划方法综述

王乐^{1,2}, 王铮¹, 高久安¹, 张艺驰¹, 席建祥¹

(1. 火箭军工程大学, 西安 710025;

2. 北京理工大学 宇航学院, 北京 100081)

摘要:复杂电磁环境下, 频谱资源受限与机间频率互扰对飞行器集群的可靠性与任务效能构成严峻挑战, 而传统轨迹规划缺乏对频谱资源的统筹能力, 因此引入频率约束成为必然趋势。基于此, 分析了频率约束下多飞行器协同轨迹规划的研究进展, 首先将现有方法归纳为模型驱动的确定性优化、数据驱动的自适应规划以及分层互补的混合规划, 并从理论完备性、环境适应性与可解释性等方面对3种方法进行比较; 进而聚焦频率约束, 梳理了考虑频率约束与面向频率约束两条技术路径, 前者将频率作为边界条件被动规避干扰, 后者则将频率作为决策变量实现主动调控, 呈现出从被动适应向主动协同递进的技术发展脉络; 最后, 基于当前研究瓶颈, 从3个方面出发, 提出构建轨迹-频谱-波形耦合的状态空间模型、设计多时间尺度分层协同架构以及发展融合物理约束的智能化求解方法等, 为该领域的理论研究与工程实践提供参考。

关键词:多飞行器; 协同轨迹规划; 频率约束; 智能化方法

中图分类号: V249.1

文献标志码: A

开放科学标识码(OSID):

文章编号: 2097-2741(2026)05-0012-13



听语音
与作者
聊科研

随着多飞行器协同技术的快速发展, 飞行器集群具有较高的任务时效性、较强的容错性及协同规模可扩展等特点, 受到学术界和业内的广泛关注。然而, 复杂空域中的不确定因素, 如城市密集建筑区域^[1]、大雾天气^[2]与临时禁飞区^[3]等, 对飞行器的飞行安全性与任务效能产生一定威胁。更为严峻的是, 复杂电磁环境所带来的频谱资源受限、机间频率互扰及外部电磁威胁等问题, 进一步加剧了集群系统运行风险。一方面, 电磁威胁可导致通信链路中断或质量退化, 破坏多机信息一致性; 另一方面, 动态变化的频谱态势要求集群具备实时频谱感知与在线重规划能力。因此, 综合考虑电磁环境与集群协同控制已成为亟待解决的问题。

动态电磁环境下的多飞行器协同轨迹规划, 是指在空间避碰、动力学约束与多机协同等前提下,

将频谱资源纳入决策变量, 为系统生成时域、空域及频域联合优化的状态与动作序列。其中, 频率约束旨在避免集群内部频率互扰^[4]并压制外部电磁威胁, 是保障导航、通信与感知等功能稳定运行的重要条件。目前, 多飞行器协同轨迹规划已形成较为成熟的技术体系, 可划分为模型驱动的确定性优化、数据驱动的自适应方法及分层互补的混合规划3类。然而, 现有研究多将通信链路频谱资源视为理想条件, 在电磁兼容性(electromagnetic compatibility, EMC)^[5]与抗干扰鲁棒性等方面存在局限。例如, 刘庆健等^[6]从图搜索和智能优化算法等角度出发, 梳理了低空飞行器路径规划方法, 但其将频谱占用与电磁干扰排除在约束体系之外, 难以表征高速机动条件下轨迹变化对频谱态势的动态影响; 胡嘉薇和齐小刚等^[7-8]进一步将时序、避碰与

收稿日期: 2026-03-31

修回日期: 2026-05-26

录用日期: 2026-06-23

基金项目: 国家自然科学基金(U23B2064, 62176263, 62103434); 陕西省自然科学基金(2025JC-YBQN-824)

第一作者: 王乐(1991—), 男, 副教授, 主要从事无人集群智能协同研究。

引用格式: 王乐, 王铮, 高久安, 等. 频率约束下的多飞行器协同轨迹规划方法综述[J]. 火箭军工程大学学报, 2026, 40(5): 12-24. Wang Le, Wang Zheng, Gao Jiuan, et al. Survey of cooperative trajectory planning methods for multiple air vehicles with frequency constraints[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2026, 40(5): 12-24.

编队协同纳入多飞行器任务规划框架,提出分层解耦策略,但其耦合分析仍局限于时空域,频域未作为优化变量被引入;刘鸿福等^[9]将研究推进至射频域,提出了将飞行器动态雷达散射截面特性与姿态/轨迹耦合优化的方法,但并未分析多机间的频谱重叠与互扰问题。上述研究从不同方面推动了飞行器轨迹规划技术的发展,却均未考虑多域耦合的建模与协同优化能力,当频谱资源受限、电磁干扰严重时,仅依靠空间隔离或姿态调控已不足以保障 EMC 与任务可靠性。

综上所述,当前面向频率约束的多飞行器协同轨迹规划仍面临以下 3 项挑战。其一,轨迹-频率的联合建模框架尚需进一步完善;其二,当前研究较少考虑非平稳、对抗性电磁环境下的实时规划策略;其三,智能化求解方法在频率约束场景下的应用较为单一。基于此,本文以频率约束为主线,聚焦上述 3 项挑战,通过对考虑频率约束与面向频率约束两种技术路线及其求解框架的梳理,为后续研究提供参考思路与理论框架。

1 多飞行器协同轨迹规划

多飞行器协同轨迹规划在避碰、动力学约束与多机协同方面取得了较大进展,但其优化框架尚未纳入频率约束。下面分述 3 类方法的基本原理及其在频域上的适用边界。

1.1 模型驱动的确定性优化方法

模型驱动的确定性优化方法以飞行器动力学特性、运动学模型及环境约束的精确建模为基础,将规划问题转变为带约束的优化问题,通过数值迭代求解最优或可行轨迹。该方法理论基础完备,对各类约束的处理能力突出,且决策过程具备较高的可解释性。序列凸优化(sequential convex optimization, SCO)与最优控制理论(optimal control theory, OCT)是当前比较具有代表性的两个技术方向。

SCO^[10-11]的基本思想是通过逐步线性化或二阶锥近似,将非凸问题转化为一系列可解的凸子问题进行迭代逼近。宋瑞等^[12-13]搭建出一个 SCO 协同规划框架,通过任务解耦与并行计算处理大规模轨迹规划问题,并设计信赖域收缩策略以加速收敛,具有框架完备、可解释性强的优点,但集中式求解易导致计算负荷随飞行器数量的增加而呈非线性增长,实时性还需进一步改善。为提高多无人机

协同轨迹规划效率,王祝等^[14]利用稀疏矩阵结构对内点法求解器进行优化,通过引入松弛变量和 LDL 分解增强实时性,但仍依赖于离线精确模型,对动态环境突变与模型误差累积的应对能力有限。为此,徐广通等^[15]提出滚动时域 SCO 算法,设计了终端状态启发的目标函数和基于剩余距离的速度调节机制,将长时域问题拆分成滚动更新的短时域子问题,从而增强了系统的动态适应能力。然而,上述改进方法仅针对时空域求解效率的提升,仍受限于 SCO 对非凸约束的线性化近似机制^[16-17],即在复杂障碍场景下,避碰约束经逐次凸化后的安全裕度可能被压缩,导致轨迹在贴近障碍物时面临较高的碰撞风险。

OCT 旨在满足路径约束与终端条件的前提下,寻找使性能达到最优的控制输入函数。徐小平等^[18]采用自适应 hp-Radau 伪谱法将最优控制问题离散化为非线性规划问题来进行求解,具有同时处理多种复杂约束的优点,但伪谱法计算量较大,主要适用于离线规划。张远龙等^[19]在此基础上将编队飞行过程划分为形成段、稀疏编队段和紧凑编队段 3 个子阶段,通过分阶段收紧构型约束来逐步收缩求解空间,从而降低求解复杂度,但该方法对计算资源要求较高。为弥补离线规划在动态环境中适应性不足的问题,赵学博^[20]采用 Radau 伪谱法进行在线重规划,并在滑模协同制导律中引入有限时间收敛理论,增强了算法对模型不确定性的鲁棒性,但在线重规划的计算负担限制了其在高动态场景中的应用。为进一步提升求解效率,范国伟等^[21]在自适应 hp-Radau 伪谱法框架下提出双层优化迭代策略与网格细化准则,通过减少迭代次数削减整体计算时间,但其改进主要集中于数值求解层面,未涉及轨迹与频率的耦合建模问题。

综上所述,上述两类方法共同面临的矛盾在于求解效率与轨迹最优之间的权衡。SCO 以凸近似换取计算效率,OCT 以计算代价换取高精度,而直接最优控制^[22]、模型预测控制^[23](model predictive control, MPC)及混合整数规划^[24]等方法亦未跳出这一框架。更为关键的是,频谱动态适应性表明,上述方法的优化框架均以空域与时域为决策空间,尚未将频率纳入优化变量。SCO 的凸近似仅针对空间几何约束与动力学方程,OCT 的代价函数未包含信干噪比(signal to interference plus noise ratio, SINR),MPC 的预测模型亦未嵌入频谱态势演化方程。这种耦合建模的缺失构成了模型驱动方法在

多飞行器协同规划领域中所面临的短板,也为后续针对频率约束下的协同规划问题研究确立了明确的突破口。

1.2 数据驱动的自适应方法

数据驱动方法通过环境交互信息与历史数据构建从状态到动作的映射,可依据环境变化调整参数与逻辑结构,具有较好的自学习、自适应与泛化能力,适用于模型刻画困难、环境动态变化等情况。根据优化与学习模式的不同,现有方法可划分为群体智能算法与深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL)。前者基于种群迭代与启发式搜索,在离线全局寻优方面表现出色;后者依托环境交互与策略梯度更新,更擅长在线自适应决策。

群体智能算法^[25]凭借其构造简单、并行性强等优势,在多飞行器协同轨迹规划中得到广泛应用。王劭冲等^[26]对灰狼算法(grey wolf optimizer, GWO)进行改进,融合混合多种群策略、非线性收敛因子与模拟退火方法,构建多目标优化函数,显著提升了收敛速度,但其核心参数仍需人工干预,缺乏自适应调整方法。针对参数自适应调节问题,马嘉俊^[27]采用多智能体深度确定性策略梯度算法动态生成子目标点,通过智能体与环境交互自主学习通道参数与目标点之间的映射关系,在一定程度上提升了模型在未知环境中的自适应能力,但在高维连续动作空间中的探索效率不足。针对全局搜索与局部最优之间的矛盾,虞启洲^[28]提出 IGWO-IAPF 融合算法,在 GWO 中改进距离控制参数并引入概率变异以增强算法跳出局部最优的能力,同时在人工势场法(artificial potential field, APF)中增加航路点引力以避免局部势场零点所导致的路径停滞,实现了全局搜索与局部避碰的兼顾。卢炳基^[29]则从参数自适应角度入手,将自适应参数调节、概率变异及机器学习相结合,通过动态调整来提高模型整体性能,在一定程度上缓解了群体智能算法后期多样性衰减的问题。

DRL^[30]凭借无需建模、可在复杂环境中探索近似最优策略的优势,正逐渐成为解决多飞行器协同决策问题的主要技术路径。Kruthika 等^[31]将多智能体深度确定性策略梯度算法引入协同规划,通过多智能体协同训练与分布式策略执行,构建了具备端到端学习能力的多机规划框架,但高斯策略在处理连续动作空间边界约束时存在梯度偏差问题。为解决此问题,崔俊文^[32]提出基于 Beta 分布的动作输出改进策略,通过重新参数化分布边界,在有

效削减策略梯度偏差的同时提升了训练稳定性与控制精度。在此基础上,Yu 等^[33]提出多智能体近端策略优化(multi-agent proximal policy optimization, MAPPO)算法,利用近端策略约束限制单次策略更新幅度,进一步增强了训练收敛稳定性与模型鲁棒性。然而,DRL 在实际应用中仍存在样本利用率低、模型泛化能力不足等问题,刘亚茹^[34]将知识蒸馏技术嵌入协同决策框架,并联合动态冲突检测与调整机制,通过高置信度策略知识的迁移与局部冲突的实时化解,提升了模型在未知电磁场景下的泛化性能与协同规划的任务成功率。

综上所述,群体智能算法虽具备在线迭代、无需离线训练的优势,但其适应度函数未包含频谱效率与 SINR 等频域性能指标,频域变量缺乏建模途径。DRL 虽具备通过隐式映射学习频域-轨迹关联的潜力,但 Critic 网络的输入维度急剧膨胀,样本效率与策略迁移性不易满足频域环境的要求。从发展趋势看,二者均从固定参数向自适应调节发展、从单一框架向多层次融合拓展,但这一改进尚未将频谱资源作为独立优化变量纳入决策回路。上述局限表明,数据驱动方法在处理频率约束下的协同规划问题时,需在频域变量显式嵌入与高维状态空间解耦 2 个方向上寻求突破。

1.3 分层互补的混合规划方法

混合规划方法通过层次化架构融合模型驱动与数据驱动的优势,以期寻找模型可靠性与环境适应性之间的平衡。根据模型驱动与数据驱动的分工与耦合深度,现有工作可归为以下 4 类,这 4 类架构并非彼此孤立,而是体现了从功能叠加到深度融合的发展过程。

1) 精确全局规划与局部自适应架构。模型驱动承担全局路径生成任务,数据驱动仅在局部扰动响应中起辅助作用,二者呈串联关系,分工明确但耦合较浅。该架构在环境变化超出预设扰动范围时,因局部自适应模块缺乏全局重规划能力,且预测误差会沿串行链路向后传播,从而影响整体规划质量。例如,陈龙生^[35]提出基于双层旅行商问题(traveling salesman problem, TSP)优化的探索点序列生成算法,后端采用 MINCO 框架进行轨迹平滑,兼顾了任务效率与轨迹平滑,但该方法假设环境静态已知,未考虑动态障碍物的实时响应。针对动态环境下的轨迹规划需求,张云涵^[36]提出扩展卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)与长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)融合算法,以扩

展 KF 的物理模型预测为基础,利用 LSTM 对预测残差进行学习补偿,有效提升了在动态障碍物场景下的轨迹预测精度。在此基础上,于起祥^[37]将预测信息引入规划层面,采用自适应 KF 生成初始预测轨迹,并通过考虑安全距离的改进 A* 算法将危险轨迹外推至安全区域,进一步降低了飞行器在动态环境中的碰撞率,但其层次化搜索策略增加了额外计算开销。为兼顾计算效率与规划质量,Xu 等^[38]使用 TD3 算法,辅以动态噪声衰减与优先经验回放,通过强化学习(reinforcement learning, RL)的端到端决策简化了预测-规划的串行流程,在时间效率、平滑度与安全性之间实现了更优权衡。

2)智能预规划与精细优化架构。将数据驱动前置到初值生成阶段,为后续精细优化提供高质量初始解,耦合程度较第一类架构有所加强,但初值质量与最终优化效率之间的映射关系难以定量刻画,导致智能模块与优化模块之间的信息传递缺乏统一标尺。王新宇等^[39]将时间与角度约束分解到纵向与横向 2 个平面,纵向以牛顿迭代法设计阻力加速度-能量剖面,横向以序列二次规划(sequential quadratic programming, SQP)搜索倾侧角翻转点,实现了多飞行器再入协同,但对初始猜测值较为敏感,不当的初值易导致 SQP 收敛失败或陷入局部最优。针对初值敏感问题,邵士凯等^[40]将粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法与高斯伪谱法(Gauss pseudospectral method, GPM)相结合,先以 PSO 快速生成近似最优航迹点,经多项式拟合后作为 GPM 的初值进行高精度求解,其收敛速度和求解成功率均优于传统纯伪谱法,但该方法对实际飞行中的气动参数摄动与风场扰动考虑不足。为弥补规划与执行之间的鲁棒性差距,安凯^[41]提出组合超螺旋滑模控制器,融合终端滑模的有限时间收敛特性与超螺旋算法的抖振抑制能力,在轨迹跟踪阶段对模型不确定性与外界扰动进行补偿。

3)精确建模与智能求解优化架构。将数据驱动嵌入求解核心,以智能搜索替代传统数值迭代,模型驱动则提供结构约束与可行域边界,二者耦合更为紧密,但智能搜索过程的不可解释性使得约束满足的可靠性难以从理论层面得到保证,且随着场景复杂度的增加,更加难以兼顾建模精度与求解效率。吴宏涛等^[42]设计多因耦合轨迹规划器,将模型预测控制(model predictive control, MPC)的预测能力与 APF 的实时避碰能力相结合,其稳定性和安全性均优于单一 MPC 控制器,但 APF 的局部势场

计算增加了在线求解负担,且轨迹平稳性受限。Zhao 等^[43]进一步将曲率自适应引入轨迹优化框架,将弯曲线段离散为准直线段,在多 Frenet 坐标系下构建分层规划架构,提升了规划成功率,并验证了精确建模对解空间约束的有效性。

4)传统控制与智能决策架构。以传统控制为底层执行框架,数据驱动专注于上层决策与协同调度,两者层级分离、并行协同,但上层智能决策与底层控制的响应时间存在较大差异。例如,RL 策略更新需要秒级决策周期,而底层控制器要求毫秒级实时响应,两者之间的时间尺度匹配方法尚不成熟,快慢耦合易引发系统振荡。黄海洋^[44]以多项式轨迹规划生成满足动力学约束的平滑分段轨迹,并采用一致性协议驱动多飞行器协同跟踪,解决了目标跟踪任务中协同观测与编队维持的耦合控制问题,具有轨迹平滑度高、可解释性强的优点,但其对机间通信质量较为敏感,数据同步延迟与丢包会直接影响一致性协议收敛。针对通信依赖问题,卿列静^[45]提出 UGUR-DSMA 算法,以 UGUR 模块周期性重关联用户来保证服务连续性,以 DSMA 模块基于集中式训练分布式执行(centralized training and distributed execution, CTDE)框架和 LSTM 网络实现可变规模下的轨迹与资源联合优化,从而减少全流程对稳定通信链路的依赖。在此基础上,Xiong 等^[46]进一步将近端策略优化算法应用于强风条件下的飞行器着陆规划,以控制裕度、平滑性、时间和能量消耗构建多目标奖励函数,通过域随机化训练弥补仿真与现实差距,在强风扰动下有效平衡了飞行器的着陆安全性与效率。

综上所述,架构一中模型驱动与数据驱动仅通过串联接口交换数据,架构二则将数据驱动前置至初值生成环节形成递进依赖,架构三将智能搜索嵌入求解核心实现双向耦合,架构四则在上层决策与底层控制之间建立并行协同通道。具体而言,耦合深度的递增强化了系统在复杂动态环境中的自适应能力,但也引入了新的结构性矛盾,其局限性逐渐从局部自适应范围有限等可量化的性能边界演变为约束满足但可靠性难以保证、时间尺度匹配机制不成熟等理论困境。这一趋势表明,混合规划面临的核心挑战已从工程实现层面的性能优化上升为理论层面的可解释性困难。当前混合架构的层级分工均以空域与时域为预设边界,上层规划未将频谱占用状态作为约束输入,下层执行模块也缺乏根据频谱态势实时调整轨迹的权限。综上所述,架

构一和二中模型耦合较浅、可解释性强,但层级间信息通道不足以传递频谱态势的动态变化;架构三和四均耦合较深,具备多域协同的潜力,但黑盒化的决策过程难以纳入频谱兼容的确定性约束。如何在不牺牲可解释性与理论置信边界的前提下,将频域纳入混合决策框架中,是该领域未来需突破的发展方向之一。

1.4 小结

本节从核心思想、计算开销、收敛性、约束处理能力及可解释性等方面对 3 类多飞行器协同轨迹规划方法进行了对比,结果如表 1 所示。模型驱动方法具有理论完备与可解释性强等特点,适用于结构化环境下的高精度轨迹规划;数据驱动方法以自适应和自学习能力见长,适用于难以精确建模的动态场景;混合规划方法通过分层架构融合二者优势,

在复杂任务和动态场景中表现出色。然而,上述 3 类方法的优化框架均以空域避碰、动力学约束与多机协同为预设边界,频谱资源并未作为独立决策变量进入优化回路。在建模层面,逐次凸化、伪谱离散、种群迭代、策略梯度更新均未涉及频谱态势,缺乏轨迹-频谱-波形多域耦合的数学表征;在求解层面,三类方法的优化目标或适应度函数均以路径长度、能耗、时间等空域或时域指标为核心,SINR、频谱效率、干扰功率等频域性能指标未被纳入其中;在架构层面,混合规划方法的层级分工以时空域的任务分解为依据,上层规划与下层执行之间未建立频谱信息的传递通道。因此,未来工作需要将频谱资源从外部边界条件提升为内部决策变量,以建立轨迹与频率的联合建模与协同优化机制。

表 1 多飞行器协同轨迹规划方法分类对比

Table 1 Classification and comparison of multi-vehicle cooperative trajectory planning methods

评价项	方法类别		
	模型驱动的确定性优化方法	数据驱动的自适应方法	分层互补的混合规划方法
核心思想	构建动力学/运动学模型和约束优化问题,对其进行数值求解	通过环境交互信息和历史数据进行自主学习、动态调整	层次化架构,兼顾模型可靠性与环境适应性
计算开销	随问题规模增加呈非线性增长	群体智能在线计算复杂度较低,但深度强化学习需大量离线训练	分层设计降低单一模块开销,但耦合增加协调成本
收敛性	理论可收敛至局部最优,但模型误差累积可能导致轨迹质量下降	群体智能易陷入局部最优、后期收敛慢;深度强化学习对超参数敏感,训练不稳定	智能预规划可提升初值质量,但整体验证难度大
约束处理能力	对几何避碰、飞行器动力学等确定性约束处理能力强	对几何约束有一定处理能力,但安全约束保障难	兼容多种约束类型
可解释性	高(决策过程理论完备,参数物理意义明确)	低(神经网络黑箱,群体智能参数依赖人工干预)	中(上层可解释,下层黑箱,整体验证难度大)
适用条件	结构化环境、模型已知、轨迹精度和安全性要求极高、实时性要求相对较低	环境复杂、动态适应性强、难以精确建模、实时性要求高	复杂动态、高实时性、高可靠性场景

2 频率约束下的多飞行器协同轨迹规划

本节聚焦于引入频率约束的多飞行器协同轨迹规划方法,重点梳理两类技术路径:一是考虑频率约束的方法,将频率约束作为轨迹优化的边界条件来使飞行器被动规避干扰;二是面向频率约束的方法,将频谱分配与波形参数作为决策变量,从而实现频谱资源的主动调控。频率约束和传统约束的对比如表 2 所示,主要区别在于以下 3 个方面。一是约束来源由可观测的几何实体转变为动态感

知的电磁能量分布;二是耦合关系由二元扩展为三元多因素耦合;三是约束形式由确定性边界转化为概率性统计约束。

由表 2 可得,传统约束的物理载体是明确的,即避碰约束来自障碍物的几何边界、动力学约束来自飞行器自身的物理特性与硬件限制、多机协同关系则描述为多飞行器间相对位置与速度的等式或不等式;频率约束的物理载体是电磁波在频率、空间和时间维度上的能量分布,其边界是无法直接观测的,需通过频谱感知进行动态重构,表明频率约束并非是已知条件,而需实时获取。在耦合关系上,

传统约束仅涉及飞行器与环境,耦合强度随空间距离单调变化;频率约束则将耦合主体延伸至外部辐射源,耦合强度同时受到距离与频谱占用状态的影响。在数学性质上,传统约束为确定性等式或不等式,

可行域边界清晰且固定;频率约束反映的是 SINR 关系,受到接收信号功率、干扰功率、噪声基底及波形处理增益等多种随机因素的复合作用,其数学形式为包含随机变量和统计阈值的功能性约束。

表 2 频率约束与传统约束对比

Table 2 Comparison of frequency and traditional constraints

评价项	约束类别	
	传统约束	频率约束
物理载体	几何实体、运动方程、时空关系	电磁能量在时、空、频域分布
观测方式	可直接观测并建模	频谱感知
耦合主体	飞行器与环境	飞行器、环境、外部辐射源
耦合强度	耦合强度随空间距离单调变化	耦合强度受几何距离与频谱资源共同影响
数学性质	确定性等式或不等式,可行域边界明确固定	概率性、统计性约束,包含随机变量与统计阈值的功能性约束

2.1 频率互扰与外部电磁威胁

近年来,随着飞行器集群规模急剧扩张,有限频谱资源下的频谱分配冲突、信道拥堵及机间频率互扰问题日益突出,对协同轨迹规划的实时性与可靠性构成严峻挑战。赵良瑾等^[47]针对通信带宽受限、云层遮挡等干扰条件,开展了基于轻量级特征

交互与 Transformer 融合的协同感知实验,提升了频率约束下系统感知覆盖范围与抗干扰鲁棒性。频率互扰与外部电磁威胁虽同属频率约束,却在性质上存在显著差异。本文从性质、干扰类型、表现形式及关键量化指标 4 个方面对两者进行对比,结果如表 3 所示。

表 3 频率约束分类对比

Table 3 Classification and comparison of frequency constraints

评价项	频率约束	
	频率互扰	外部电磁威胁
性质	系统内部、非对抗性	系统外部、对抗性、非合作输入
干扰类型	直接耦合、信号混淆与非线性效应	压制式干扰、欺骗式干扰
表现形式	直达波信号强于目标回波,形成固定假目标	目标回波被淹没或出现虚假目标
关键量化指标	信噪比、峰值旁瓣比、干扰功率	信噪比、干信比、波形模糊函数、信息熵

由表 3 可得,频率互扰源于系统内部,具有非对抗性与确定性,其干扰类型包含两种:一是直接耦合,即发射信号不经过目标反射直接进入邻近接收机,直达波信号强度远高于目标回波,易使接收机饱和或阻塞,进而形成固定假目标点;二是信号混淆与非线性效应^[48],即多飞行器工作频率重叠或过于接近造成目标回波难以区分,具体表现为同频干扰、互调干扰及频谱混叠等形式。外部电磁威胁则来自非合作方,具有对抗性与不确定性。其中,压制式干扰旨在淹没目标回波^[49],干信比越高,目标回波被淹没的程度也越严重;欺骗式干扰则在时、空、频域制造虚假目标来破坏飞行器对真实环境的感知能力,涉及敌方策略与信道环境等难以精确建

模的变量,仅靠轨迹调整难以应对,必须将频谱分配与波形设计纳入决策变量中进行主动对抗。Li 等^[50]通过 GAN-WSL 算法重构全局电磁环境图像,并结合 EES-MADDPG 算法实现实时轨迹规划,初步验证了这一主动对抗策略的可行性。

2.2 考虑频率约束的多飞行器协同轨迹规划

考虑频率约束的多飞行器协同轨迹规划将频率互扰与外部电磁威胁处理为相关约束条件,要求在已知频谱资源和电磁环境边界内,通过轨迹调整规避频率干扰,确保满足 EMC 与安全边界^[51]的要求。根据约束来源不同,可从频率互扰与外部电磁威胁两个角度分别论述。

针对频率互扰,Shen 等^[52]将时域、空域和功率

域进行联合控制,把各飞行器的飞行路线、飞行时间及发射功率都视为相互影响的优化参数,随后构建出基于逐次凸近似的联合优化框架以最大化网络总传输速率,但其采用集中式求解架构,在多任务环境中的动态优先级适应能力有待提升,当任务冲突或资源紧张时难以及时灵活调整资源分配策略。针对复杂环境下多无人机协同任务,王祝等^[53]引入多指标动态优先级方法,构建了综合碰撞风险、总路程和等待时间的优先级评估模型,并根据频谱实时占用状态动态调整各飞行器的决策优先级,同时提出 WM-Lazy Theta* 算法,在代价函数中引入拥堵权值地图来引导飞行器主动避开强电磁威胁区域,从源头减少冲突。

在外部电磁威胁应对方面,Qin 等^[54]将多智能体强化学习(multi-agent reinforcement learning, MARL)引入协同干扰与目标保护框架,在动态电磁环境中自主执行干扰掩护与轨迹规划,但其采用独立学习架构,各飞行器将其他飞行器视为环境的一部分进行策略更新,缺乏多智能体间的协同机制,对多样化、高动态威胁的协同应对能力有限。为突破独立学习框架下多飞行器协同能力不足的问题,Alam 等^[55]将三维轨迹控制、频率分配与路由进行联合优化,使各飞行器在分布式决策中同时协调移动方向与频谱资源,但其各智能体本质上仍为独立个体,未在训练阶段引入全局信息进行协同调配。Deng 等^[56]采用集中训练-分散执行框架,训练时通过混合网络将全局状态信息分解为各智能体的局部价值函数,实现智能体间的显式协同,执行时各飞行器仅依赖局部观测数据进行独立决策,在局部观测条件下实现了去中心化频谱共享与避碰协同,在时延、干扰和切换次数 3 项指标上均优于独立学习架构。

综上,现有研究通过联合控制优化、多指标动态优先级解耦及多智能体强化学习等手段,在维持 EMC 和电磁安全边界的前提下实现了多飞行器协同轨迹规划。但此类方法大多将频率与波形处理为静态边界条件,系统主要以轨迹调整被动规避或适应频率约束,在频谱资源与波形特性的主动调控方面仍有较大的提升空间。突破这一局限需从以下两个层面推进:一是在建模层面,应将频谱占用状态由静态约束转变为动态演化过程,通过构建频谱态势的马尔可夫转移模型或高斯过程预测模型,使规划器具备预测频谱资源时变趋势的能力;二是在求解层面,可引入分层 RL 或元学习框架,将波形参数选择与轨迹生成

置于嵌套的决策回路之中。例如,Li 等^[57]设计了价值分解决斗双重深度 Q 网络算法,通过价值分解网络对三维轨迹、速度与频谱分配实施联合优化,在满足 SINR 与避碰约束条件下大幅削减了任务时间,初步验证了这一协同决策思想的可行性。

2.3 面向频率约束的多飞行器协同轨迹规划

面向频率约束的多飞行器协同轨迹规划将路径与频率均当作优化对象,在压制互扰和对抗外部威胁的前提下实现协同决策,并通过频谱管理与波形设计增强复杂电磁环境中的任务效能。

针对面向频率互扰的协同轨迹规划,Zheng 等^[58]从波形设计入手,将雷达与干扰机的对抗过程建模为马尔可夫决策过程,以干扰信号频域能量分布为状态、雷达发射信号频域能量分布为动作、SINR 闭式解为奖励函数,采用 D3QN 算法实现端到端的认知抗干扰波形学习,相比于传统策略,该方法提升了雷达对干扰目标的检测概率,但其状态和动作空间均被高度离散化,限制了波形的多样性。Xiao 等^[59]采用基于 MIMO 雷达的多用户联合雷达通信波形设计方法,所设计的准正交多载波 LFM-CPM 波形具有恒包络、连续相位的特性,在增强频谱效率和抗干扰能力的同时,为后续与轨迹规划的联合提供了波形层面的技术基础。

针对面向外部电磁威胁的协同轨迹规划,Ma 等^[60]针对 UAV-MIMO 场景提出基于子 LFM-BPSK 和混沌扩频码的正交波形设计方法,通过为每根发射天线分配不同的混沌扩频码,在保证各天线波形正交的同时实现并行数据传输,解决了 MIMO 雷达通信一体化中最为关键的正交波形设计难题,但其仅考虑了物理层面的波形优化,未将波形选择、任务规划和轨迹调整相关联。在雷达通信一体化方面,频谱共享与波形设计的融合取得了一定进展,例如:仿射频分复用技术通过时延-多普勒域的参数化抑制了高速机动所引起的子载波间干扰;在线凸优化与多智能体强化学习已被引入动态频谱,在时-频-空变化干扰下完成子带分配与发射功率的联合在线调整。上述研究进展将面向频率约束的协同规划从离线预设拓展至在线自适应,但其与轨迹规划的联合仍处于探索阶段。

综上所述,面向频率约束的多飞行器协同轨迹规划面临以下 3 个核心问题。1)在联合建模层面,轨迹变化通过路径损耗与多普勒效应影响信道增益,频谱分配决定可用频段与干扰环境,波形参数决定抗干扰能力与频谱效率,三者对 SINR 的非线

性耦合缺乏统一的数学描述,且现有研究仅覆盖波形-干扰博弈,或仅优化信号层面性能指标,均未将轨迹变量引入优化模型。2)在求解效率层面,三域联合优化的解空间随飞行器与频段数量的增加而急剧增大,传统凸优化或交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)分解不足以在秒级决策周期内收敛,DRL在三域联合动作空间下的样本效率与策略迁移性尚未得到验证。3)在时间尺度层面,轨迹的响应周期受飞控系统更新频率约束,通常为毫秒级;频谱分配涉及信道感知与决策优化,决策周期在秒级;波形重构根据实现方式不同,从参数调整的微秒级到体制切换的毫秒级不等。3个回路的时间常数存在数量级差异,因此必须建立多时间尺度的分层协调架构。

2.4 小结

本节从约束定位、技术路径两个层面出发,将上述2种方法进行比较,并通过数学形式、优化变量、求解框架及算法流程进一步明晰其技术路径差异,对比结果如表4所示。

在约束定位方面,考虑频率约束方法将 SINR 转化为确定性不等式嵌入轨迹优化,频谱分配视为给定输入,其将统计性约束退化为确定性边界,以牺牲频谱动态适应性换取优化问题的可解性;面向频率约束方法将频率当作决策变量,使优化问题扩展为轨迹与频率的联合求解,并引入频率约束的概率统计特性,追求在频谱动态变化下的主动适应。

前者是对复杂电磁环境的简化建模,适用于频谱态势变化缓慢的场景;后者是对真实电磁环境的精确逼近,但优化维度的增加却进一步加剧了求解复杂度与实时性之间的矛盾。

在技术路径上,考虑频率约束方法采用先感知、后规划的串行架构,即频谱感知结果在规划启动前就已被固化为约束边界,规划器在此边界内求解轨迹,规划完成后以频谱状态超出阈值条件触发重规划,其优势在于模块间接口清晰、计算负载可控,但频谱信息仅在规划启动时被利用一次,规划过程中不再响应频谱的动态变化;面向频率约束方法采用感知与规划交替迭代的并行架构,频谱感知信息同时驱动轨迹优化与频谱分配两个模块,两者在每次迭代中交换变量,频谱状态随轨迹调整而动态更新直至收敛,其优势在于轨迹与频率的决策深度耦合,能够在迭代过程中发现二者之间的最优折中,但其代价在于迭代求解的收敛性依赖于问题结构,且计算开销随问题规模的增加而显著增大。

综上所述,二者并非单独对立的两种技术路线,而是协同规划在处理频率约束时的两个递进阶段,其并非线性替代,而是对应着不同应用场景与技术条件的互补共存。考虑频率约束方法在频谱预分配、平台资源受限等条件下仍具有不可替代的工程价值;面向频率约束方法则代表了从被动适应向主动协同演进的前沿方向,其工程化依赖于波形在线重构能力与机载计算平台的性能表现。

表 4 频率约束方法分类对比

Table 4 Classification and comparison of frequency constraints methods

评价项	频率约束下的多飞行器协同轨迹规划方法	
	考虑频率约束方法	面向频率约束方法
约束定位	边界条件	决策优化变量
决策变量	轨迹与控制量	轨迹、频率分配及波形参数
约束形式	确定性不等式	统计性约束
典型算法	SCO、MPC、伪谱法	ADMM 分解、MADDPG、APPO
适用场景	频谱预分配、干扰源可定位、平台资源受限	频谱动态共享、波形可重构、通信环境动态变化
技术实现层级	规划算法层	物理层波形设计

3 总结与展望

本文围绕频率约束下的多飞行器协同轨迹规划问题,从协同规划技术体系出发,梳理了模型驱动、数据驱动及混合驱动3类方法的特征与适用边

界,提出现有方法在频域上的结构性缺失。在此基础上,聚焦频率互扰与外部电磁威胁,梳理了考虑频率约束与面向频率约束两条技术路径,呈现出从被动规避干扰向主动调控频谱资源递进的技术脉络。在频率约束的处理方式上,现有研究呈现出从被动规避到主动优化的清晰递进逻辑。考虑频率

约束方法将 SINR 要求转化为确定性不等式,以频谱静态边界换取优化可解性,适用于频谱态势缓变场景;面向频率约束方法则将频谱分配与波形参数当作决策变量,追求轨迹和频率联合优化,但面临多域耦合建模、高维求解与多时间尺度协调的三重瓶颈。针对上述挑战,未来研究可从以下 3 个方向推进。

1) 轨迹-频率耦合状态空间建模方法。轨迹与频率的耦合是频率约束下协同规划的理论基础,当前研究缺乏将二者统一描述的数学框架,其包含了以下两个相互关联的层面。其一,从轨迹到频率的前向映射:位置与速度的调整通过路径损耗和多普勒效应改变信道增益与 SINR,需建立轨迹到频率的映射模型,使规划器能够预判轨迹调整对通信链路质量与探测性能的影响,从而在规划阶段进行规避;其二,从频率到轨迹的反向约束:频谱分配与波形参数的调整通过 SINR 约束边界的动态变化反向限制飞行器的可行区域,需建立频谱决策到轨迹安全边界的反馈模型,使规划器能够量化频谱态势变化对飞行走廊的收缩效应,从而确保集群在频谱受限条件下的飞行安全性与任务可行性。上述两个模型并非独立构建,前向映射为反向约束提供耦合强度的量化输入,反向约束为前向映射提供安全边界的反馈信号,二者共同构成闭环的联合状态空间。

2) 面向多时间尺度的协同规划方法。轨迹、频谱与波形的响应时间常数存在数量级差异,即飞控回路以毫秒级运行,频谱决策以秒级周期更新,波形参数调整则从微秒级到毫秒级不等,建立多时间尺度的分层协同架构是可行方法之一。在快时间尺度上,以轨迹局部调整为手段,通过飞行器间优先级协商与基于频谱态势的局部避碰策略实现实时响应;在慢时间尺度上,以频谱资源全局分配与波形体系统筹为核心,基于频谱态势预测进行频段规划与波形参数优化。两个层级之间需建立双向信息通道,慢尺度决策结果为快尺度响应提供约束边界,快尺度的执行反馈为慢尺度的模型更新提供数据支撑,从而避免因更新频率不匹配造成的系统振荡。

3) 针对高维解空间的智能规划方法。轨迹-频谱-波形三域联合优化使决策变量维度急剧升高,传统数值优化方法难以在机载计算资源有限的条件下实时获得可行解。智能化方法,特别是 DRL,凭借其高维函数逼近与端到端的决策能力,为解决这一难题提供了可行路径。然而,其在频率约束场景

下的应用仍需进一步加强,具体可从以下两方面改进:一是状态空间压缩,通过对邻域飞行器状态信息的分层聚合与关键电磁环境特征的提取,将高维原始观测压缩为紧凑表征,以降低决策网络的输入维度与训练复杂度;二是策略泛化增强,通过在训练环境中引入多样化的频谱态势样本与干扰模式,结合领域随机化与元学习等技术,提升模型在未知电磁场景中的适应能力与决策鲁棒性。

参考文献

- [1] Balázs B, Vicsek T, Somorjai G, et al. Decentralized traffic management of autonomous drones[J]. *Swarm Intelligence*, 2025, 19(1): 29-53.
- [2] Giersch S, El Guernaoui O, Raasch S, et al. Atmospheric flow simulation strategies to assess turbulent wind conditions for safe drone operations in urban environments[J]. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 2022, 229: 105136.
- [3] Li Haonan, Huang Junsong, Wang Leting, et al. Research on trajectory tracking and obstacle avoidance methods for UAV swarm based on model predictive control[C]//Proceedings of 12th China Conference on Command and Control. Singapore: Springer, 2024: 351-362.
- [4] Yin Mingye, Feng Bo, Li Yanbing. Mitigation of millimeter-wave radar mutual interference using spectrum sub-band analysis and synthesis[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(13): 3210.
- [5] Li Dongyue, Chen Hongxi, Zhou Shuanghong, et al. Electromagnetic compatibility test signal prediction-method based on LSTM network[J]. *Journal of Signal Processing Systems*, 2024, 96(12): 837-848.
- [6] 刘庆健, 疏利生, 刘刚, 等. 低空无人机路径规划算法综述[J]. *航空工程进展*, 2023, 14(2): 24-34.
- [7] 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.
- [8] Hu Jiawei, Jia Zequn, Sun Yantao, 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.
- [8] 齐小刚, 李博, 范英盛, 等. 多约束下无人机的任务规划研究综述[J]. *智能系统学报*, 2020, 15(2):

- 204-217.
- Qi Xiaogang, Li Bo, Fan Yingsheng, et al. A survey of mission planning on UAVs systems based on multiple constraints[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2020, 15(2): 204-217.
- [9] 刘鸿福, 贾凡, 陈璟. 飞行器雷达隐身轨迹规划技术综述[J]. 飞航导弹, 2015, 37(11): 77-81.
- [10] Wang Ziyu, Wu Yunjie, Hua Yueyang, et al. Rapid trajectory optimization for hypersonic vehicles based on line search sequential convex programming[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 2026, 240(3): 480-492.
- [11] 杨沐明, 攸国攸. 动力下降制导问题的两阶段序列凸化方法[J]. 中国科学: 数学, 2020, 50(9): 1361-1374.
- Yang Muming, You Guoyou. A two-stage successive convexification method for the powered descent guidance problem[J]. SCIENTIA SINICA Mathematica, 2020, 50(9): 1361-1374.
- [12] 宋瑞, 张刚, 刘斯禹, 等. 多临近空间飞行器滑翔段协同轨迹规划方法[J]. 空天防御, 2025, 8(2): 66-76.
- Song Rui, Zhang Gang, Liu Siyu, et al. Cooperative trajectory planning for multi-near space vehicle in glide phase[J]. Air & Space Defense, 2025, 8(2): 66-76.
- [13] 宋瑞, 朱勇, 徐广通, 等. 基于序列凸优化的高超声速飞行器协同再入轨迹规划[J]. 战术导弹技术, 2020(6): 7-16.
- Song Rui, Zhu Yong, Xu Guangtong, et al. Cooperative reentry trajectory planning of hypersonic vehicles based on sequential convex programming[J]. Tactical Missile Technology, 2020(6): 7-16.
- [14] 王祝, 徐广通, 龙腾. 基于定制内点法的多无人机协同轨迹规划[J]. 自动化学报, 2023, 49(11): 2374-2385.
- Wang Zhu, Xu Guangtong, Long Teng. Customized interior-point method for cooperative trajectory planning of multiple unmanned aerial vehicles[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(11): 2374-2385.
- [15] 徐广通, 邹汝平, 王祝, 等. 基于滚动规划框架的多无人机协同轨迹快速生成方法[J]. 无人系统技术, 2021, 4(2): 33-39.
- Xu Guangtong, Zou Ruping, Wang Zhu, et al. Multiple unmanned aerial vehicle rapid cooperative trajectory generation method using receding planning framework[J]. Unmanned Systems Technology, 2021, 4(2): 33-39.
- [16] Ruiz-Fernandez L E, Ruiz-Leon J, Gomez-Gutierrez D, et al. Decentralized multi-robot formation control in environments with non-convex and dynamic obstacles based on path planning algorithms[J]. Intelligent Service Robotics, 2025, 18(2): 215-232.
- [17] Ponce-Alvarez A, Deco G. The Hopf whole-brain model and its linear approximation[J]. Scientific Reports, 2024, 14: 2615.
- [18] 徐小平, 刘宣廷, 安凯, 等. 多高超声速滑翔飞行器协同避障轨迹规划研究[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2024, 55(10): 3742-3755.
- Xu Xiaoping, Liu Xuanning, An Kai, et al. Research on collaborative obstacle avoidance trajectory planning for multiple hypersonic gliding vehicles[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2024, 55(10): 3742-3755.
- [19] 张远龙, 廖宇新, 付钰雯, 等. 高超声速飞行器编队协同飞行轨迹规划方法[J]. 飞控与探测, 2024, 7(4): 26-32.
- Zhang Yuanlong, Liao Yuxin, Fu Yuwen, et al. Formation cooperative trajectory planning for multi-hypersonic vehicles[J]. Flight Control & Detection, 2024, 7(4): 26-32.
- [20] 赵学博. 高超声速飞行器中末制导段集群轨迹规划与制导方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2025: 9-99.
- Zhao Xuebo. Cooperative trajectory planning and guidance methods for hypersonic vehicle swarms in mid-course and terminal phases[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2025: 9-99.
- [21] 范国伟, 高宇, 刘泉志, 等. 基于改进自适应伪谱法的遥感卫星姿态机动规划方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2025, 55(1): 355-365.
- Fan Guowei, Gao Yu, Liu Quanzhi, et al. Attitude maneuvering planning method of remote sensing satellite based on improved adaptive pseudo-spectrum method[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2025, 55(1): 355-365.
- [22] Nurkanović A, Sperl M, Albrecht S, et al. Finite elements with switch detection for direct optimal control of nonsmooth systems[J]. Numerische Mathematik, 2024, 156(3): 1115-1162.
- [23] Deleleu E Y, Dulecha K A, Ararso Z T, et al. Reinforcement learning-driven model predictive control for optimizing counter-rotating permanent magnet synchronous motor in submarine propulsion system[J]. Scientific Reports, 2026, 16: 5277.
- [24] Dias F, Rey D. Aircraft conflict resolution with trajectory recovery using mixed-integer programming[J]. Journal of Global Optimization, 2024, 90(4):

- 1031-1067.
- [25] Li Chong, Yan Bangjie, Zhu Chunxiang, et al. Swarm intelligence-optimized deep neural network for intelligent diagnosis of lithium-ion battery state of health [J]. *Scientific Reports*, 2026, 16:3809.
- [26] 王劭冲, 纪毅, 徐小斌, 等. 基于局部优化混合灰狼算法的多无人机协同轨迹规划[J]. *航空兵器*, 2025, 32(6):70-77.
- Wang Shaochong, Ji Yi, Xu Xiaobin, et al. Multi-UAV cooperative trajectory planning via a on local-optimized hybrid grey wolf optimizer[J]. *Aero Weaponry*, 2025, 32(6):70-77.
- [27] 马嘉俊. 安全走廊约束的无人机协同避障轨迹规划方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2025:1-71.
- Ma Jiajun. Research on UAV cooperative obstacle-avoidance trajectory planning methods using safe flight corridor for UAVs[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2025:1-71.
- [28] 虞启洲. 多无人机协同路径规划与轨迹跟踪研究[D]. 德阳: 中国民用航空飞行学院, 2025:1-92.
- Yu Qizhou. Research on multi UAV collaborative path planning and trajectory tracking [D]. Deyang: Civil Aviation Flight University of China, 2025:1-92.
- [29] 卢炳基. 面向空地协同的低时延业务边缘计算资源分配与 UAV 轨迹规划研究[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2025:1-67.
- Lu Bingji. Research on low delay service edge computing resource allocation and UAV trajectory planning for air-ground in collaboration [D]. Guilin: Guilin University of Electronic Technology, 2025:1-67.
- [30] Kang Yu, Di Jian, Li Ming, et al. Autonomous multi-drone racing method based on deep reinforcement learning [J]. *Science China Information Sciences*, 2024, 67(8):180203.
- [31] Kruthika U, Paneerselvam S. Novel multiagent reinforcement learning framework using twin delayed deep deterministic policy gradient for adaptive PID control in boiler turbine systems [J]. *Scientific Reports*, 2025, 15:34558.
- [32] 崔俊文. 面向人机协同的外肢体机器人动态轨迹规划与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2023:1-96.
- Cui Junwen. Dynamic trajectory planning and implementation of supernumerary robotic limbs for human-machine collaboration[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2023:1-96.
- [33] Yu Chao, Velu A, Vinitsky E, et al. The surprising effectiveness of PPO in cooperative multi-agent games [C]//Proceedings of the 36th International Conference on Neural Information Processing Systems. New York, USA: ACM, 2022:24611-24624.
- [34] 刘亚茹. 复杂环境下移动机器人分布式协同轨迹规划[D]. 北京: 华北电力大学, 2025:1-80.
- Liu Yaru. Distributed cooperative trajectory planning of mobile robots in complex environments [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2025:1-80.
- [35] 陈龙生. 多旋翼无人机三维环境自主探索轨迹规划算法研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2025:5-103.
- Chen Longsheng. Multi-rotor UAV trajectory planning algorithm for autonomous exploration in 3D environment [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2025:5-103.
- [36] 张云涵. 基于无人机轨迹欺骗下的轨迹预测和路径规划研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2025:7-84.
- Zhang Yunhan. Research on trajectory prediction and path planning based on UAV trajectory spoofing [D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2025:7-84.
- [37] 于起祥. 基于动态障碍物轨迹预测的无人机运动规划系统研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2025:3-98.
- Yu Qixiang. Research on UAV motion planning system based on dynamic obstacle trajectory prediction [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2025:3-98.
- [38] Xu Yuhang, Kong Shuhang, Kong Xiaowu, et al. Multi-objective trajectory optimization method for industrial robots based on improved TD3 algorithm[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15:41970.
- [39] 王新宇, 梁学智, 施锐, 等. 高超声速滑翔飞行器协同轨迹规划方法[J]. *航空兵器*, 2022, 29(5):1-10.
- Wang Xinyu, Liang Xuezhi, Shi Rui, et al. Collaborative trajectory planning method for hypersonic glide vehicle[J]. *Aero Weaponry*, 2022, 29(5):1-10.
- [40] 邵士凯, 彭瑜, 贾慧敏, 等. 基于改进高斯伪谱法的多无人机协同轨迹规划[J]. *河北科技大学学报*, 2020, 41(2):122-132.
- Shao Shikai, Peng Yu, Jia Huimin, et al. Cooperative trajectory planning of multi-unmanned aerial vehicle based on improved Gauss pseudospectral method[J]. *Journal of Hebei University of Science and Technology*, 2020, 41(2):122-132.
- [41] 安凯. 高超声速飞行器中末段协同轨迹规划技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2024:11-119.
- An Kai. Midcourse and terminal cooperative trajectory programming research of hypersonic vehicles [D]. Changsha: National University of Defense Technolo-

- gy,2024:11-119.
- [42] 吴宏涛,王耀,马宇鹏.一种误差补偿的多因耦合定位与轨迹规划方法[J].中北大学学报(自然科学版),2025,46(6):693-702.
- Wu Hongtao, Wang Yao, Ma Yupeng. A multifactor coupled localization and trajectory planning approach with error compensation[J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2025, 46(6): 693-702.
- [43] Zhao Yatao, Wang Jiangfeng, Li Peikun, et al. Research on vehicle trajectory planning algorithm integrating spatiotemporal constraints and adaptive curvature[J]. Scientific Reports, 2025, 15: 44505.
- [44] 黄海洋.多无人机协同跟踪地面移动目标系统研究[D].长春:吉林大学,2020:1-72.
- Huang Haiyang. Research on multi-UAV cooperative tracking ground moving target system[D]. Changchun: Jilin University, 2020: 1-72.
- [45] 卿列静.基于强化学习的通感一体化网络动态轨迹优化与资源分配[D].成都:电子科技大学,2025:3-109.
- Qing Liejing. Reinforcement learning-based dynamic trajectory optimization and resource allocation in integrated sensing and communication networks [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2025: 3-109.
- [46] Xiong Hao, Li Long, Zeng Weifeng, et al. Trajectory planning for drone landing, incorporating wind-sensing capabilities, operational and safety objectives, and reinforcement learning[J]. Communications Engineering, 2025, 4: 199.
- [47] 赵良瑾,全昊楠,苑子杨,等.无人机集群的干扰管理:机理、技术与挑战[J].航空学报,2025,46(23):632022.
- Zhao Liangjin, Tong Haonan, Yuan Ziyang, et al. Interference management for UAV swarms: fundamental mechanisms, techniques, and challenges[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2025, 46(23): 632022.
- [48] Yu Ge, Du Fan, Li Xiukun, et al. Time delay estimation of target echo signal based on multi-bright spot echoes[J]. Journal of Marine Science and Application, 2026, 25(1): 312-325.
- [49] Li Qingyun, Li Minghui, Yu Dongjun, et al. PaTRNet: low-latency spectral energy distribution radio frequency interference mitigation for FAST pulsar searches in NGC 6517[J]. The Astronomical Journal, 2026, 171(3): 164-178.
- [50] Li Tong, Ma Zhuangzhuang, Shao Jinliang, et al. Path planning for unmanned aerial vehicle swarm based on electromagnetic environment sensing [J]. Chinese Journal of Electronics, 2025, 34(4): 1156-1171.
- [51] Liu Yanli, Jia Ruipeng. Space division and WGAN-GP based fast generation method of practical dynamic security region boundary [J]. Engineering, 2025, 51: 75-85.
- [52] Shen Chao, Chang Tsung-hui, Gong Jie, et al. Multi-UAV interference coordination via joint trajectory and power control[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2020, 68: 843-858.
- [53] 王祝,张梦通,张振鹏,等.基于多指标动态优先级的无人机协同路径规划[J].航空学报,2024,45(4):328816.
- Wang Zhu, Zhang Mengtong, Zhang Zhenpeng, et al. Multi-UAV cooperative path planning based on multi-index dynamic priority[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2024, 45(4): 328816.
- [54] Qin Yufei, Fang Wen, Peng Yi, et al. MARL-based cooperative jamming and target protection in UAV swarms[C]//2025 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2025: 1-6.
- [55] Alam M M, Moh S. Joint trajectory control, frequency allocation, and routing for UAV swarm networks: a multi-agent deep reinforcement learning approach[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2024, 23(12): 11989-12005.
- [56] Deng Yuhang, Zhang Shuai, Meer I A, et al. Joint trajectory and handover management for UAVs co-existing with terrestrial users: a multi-agent DRL approach [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2026, 12: 1195-1210.
- [57] Li Qingyang, Li Hongxiang, Knoblock E J. 3D trajectory and spectrum optimization for advanced air mobility: a multi-agent deep reinforcement learning approach[C]//GLOBECOM 2025- 2025 IEEE Global Communications Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2026: 278-283.
- [58] Zheng Zexin, Li Wei, Zou Kun. Airborne radar anti-jamming waveform design based on deep reinforcement learning[J]. Sensors, 2022, 22(22): 8689.
- [59] Xiao Bo, Qu Wei, Qiu Lei, et al. OFDM integrated waveform design for joint radar and communication [J]. Wireless Networks, 2024, 30(6): 5425-5436.
- [60] Ma Hao, Wang Jun, Sun Xin, et al. Integrated waveform design based on UAV MIMO joint radar communication[J]. Information, 2023, 14(8): 455.

Survey of Cooperative Trajectory Planning Methods for Multiple Air Vehicles with Frequency Constraints

WANG Le^{1, 2}, WANG Zheng¹, GAO Jiuan¹, ZHANG Yichi¹, XI Jianxiang¹

(1. Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China;

2. School of Aerospace Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

ABSTRACT: In complex electromagnetic environments, the scarcity of spectrum resources and inter-vehicle frequency interference present challenges to the reliability and mission effectiveness of air vehicle swarms. Conventional trajectory-planning methods lack mechanisms for the coordinated allocation of spectrum resources, rendering the incorporation of frequency constraints into trajectory planning an increasingly necessary research direction. This paper presented a comprehensive review of cooperative trajectory planning for multiple air vehicles subject to frequency constraints. First, existing approaches were classified into three categories: model-driven deterministic optimization, data-driven adaptive planning, and hierarchical complementary hybrid planning. These approaches were then comparatively analyzed in terms of theoretical completeness, adaptability to dynamic environments, and interpretability. With a focus on frequency constraints, two technical pathways were examined: frequency-considered methods, which regard frequency as a boundary condition for passive interference avoidance, and frequency-oriented methods, which incorporate frequency as a decision variable for active regulation. This classification illustrated the transition from passive adaptation to active coordination. To overcome these bottlenecks, further research is required in three corresponding directions: the construction of a coupled trajectory-spectrum-waveform state-space model, the design of a multi-timescale hierarchical cooperative architecture, and the development of intelligent solution methods, including deep reinforcement learning incorporating physical constraints. This survey aims to provide a theoretical reference and practical guidance for future research and engineering applications in this field.

KEYWORDS: multiple air vehicles; cooperative trajectory planning; frequency constraint; intelligent method

(编辑:刘建民)