

主管单位：中华人民共和国工业和信息化部

主办单位：北京航空航天大学



ISSN 1001-5965
CN 11-2625/V

北京航空航天大学 学报

JOURNAL OF BEIJING UNIVERSITY OF
AERONAUTICS AND ASTRONAUTICS

先进制导、导航与控制专刊



有翼飞行器编队协同突防构型和通信拓扑
优化设计方法

徐星光 于江龙 郭鸿飞 任章

2 | 2026
Vol.52

目 次

先进制导、导航与控制专刊

有翼飞行器编队协同突防构型和通信拓扑优化设计方法 徐星光, 于江龙, 郭鸿飞, 任章 (385)

不确定环境下多机器人协同区域搜索与覆盖方法
 曹凯, 陈阳泉, 魏云博, 高嵩, 阎坤, 丁羽菲 (404)

基于改进动态窗口法的离轴式全拖挂车辆主动避障 胡丹丹, 赵金聚, 牛国臣 (415)

韧性导向的机场航空器滑行路径及停机位分配联合优化 寇伟彬, 于凯任, 王佳玉, 张宇辉 (426)

基于因子图的主从式 AUV 协同定位算法 王苏, 黄鸿殿, 赵健文, 周红进, 李倩 (436)

基于 MPC 的多目标防撞优化算法 孙辉, 张学东, 孙连蔚, 杨凯欣, 王蕊 (445)

具有同时到达约束的多无人机任务规划 任斯远, 王松, 陈功, 邓晨, 潘正宵 (453)

基于线性卷积混叠过程的自监督式光纤传感信号分离 陈照, 刘泽超 (463)

一种面向隐身目标跟踪的雷达组网系统资源优化分配算法
 黄洁瑜, 张浩为, 谢军伟, 李正杰, 齐铖, 丁梓航 (470)

高机动飞机机翼机动载荷控制方法 赵卓林, 左林玄, 钱卫, 陈同银, 瓮哲, 王子安 (482)

基于拦截捕获区的“多对多”能量最优目标分配方法 李昊键, 黎克波, 梁彦刚 (490)

基于 AHRS 的无人机集群协同导航方法 史晨发, 熊智, 蒋旭, 李其杰, 王钰淳 (498)

基于滑模观测器和非线性动态逆技术的舰载机直接升力控制 甄冲, 冯心钰 (507)

基于非线性优化双目 VIO 的在线时间偏差标定实现方法 曹梓育, 杨建华 (516)

基于神经网络的地形等高线辅助导航 李睿, 汤浔, 都岩巍, 张睿, 许斌 (524)

X 射线安检图像高精度实时目标检测模型与基准数据集 支洪平, 孙立峰, 王旭 (533)

基于深度强化学习的多无人车协同路径规划方法 戴晟潭, 王寅, 尚晨晨 (541)

面向无拖曳稳态建立的抗扰模型预测控制 贺雄峰, 卢苇, 许诺, 周齐贤, 王鹏程, 张永合 (551)

考虑攻击时间和视线角度约束的预定时间收敛协同制导方法 常亚南, 王先至, 李国飞 (561)

超视距空战全域火力场计算及态势威胁评估和辅助决策应用
 曹玥瑶, 薛涛, 何闪闪, 艾剑良, 董一群 (570)

基于神经网络控制器的无人机安全降落算法
 易绍鹏, 董伟, 王炜琳, 王春彦, 易爱清, 王佳楠 (581)

基于自适应神经网络的四旋翼无人机固定时间指令滤波控制
 聂黎, 李臣亮, 刘旺魁, 沈海东, 刘燕斌, 陈金宝 (589)

基于 Hp 自适应伪谱法的飞机速度矢量控制优化 孔令玮, 李卫琪 (599)

轻量化低慢小无人机多目标检测及跟踪方法 樊小冬, 谭天一, 吴江 (610)

博弈环境下的多无人机系统协同路径规划 范芮滔, 刘昊, 程明, 马超群, 刘大卫 (620)

JOURNAL OF BEIJING UNIVERSITY OF AERONAUTICS AND ASTRONAUTICS

Vol. 52 No. 2 (Sum 396) February 2026

CONTENTS

Special Issue on Advanced Guidance, Navigation and Control

- Optimization design method of winged aircraft formation configuration and communication topology for cooperative penetration
..... XU Xingguang, YU Jianglong, GUO Hongfei, REN Zhang (385)
- Multi-robot cooperative area search and coverage method in uncertain environments
..... CAO Kai, CHEN Yangquan, WEI Yunbo, GAO Song, YAN Kun, DING Yufei (404)
- Active obstacle avoidance based on an improved dynamic window approach for off-axis full trailer vehicles
..... HU Dandan, ZHAO Jinju, NIU Guochen (415)
- Resilience-oriented joint optimization of aircraft taxiing route and apron assignment in airport
..... KOU Weibin, YU Kairen, WANG Jiayu, ZHANG Yuhui (426)
- Master-slave AUV cooperative localization algorithm based on factor graph
..... WANG Su, HUANG Hongdian, ZHAO Jianwen, ZHOU Hongjin, LI Qian (436)
- MPC-based multi-objective collision avoidance optimization algorithm
..... SUN Hui, ZHANG Xuedong, SUN Lianwei, YANG Kaixin, WANG Rui (445)
- Task planning of multiple UAVs with simultaneous arrival constraints
..... REN Siyuan, WANG Song, CHEN Gong, DENG Chen, PAN Zhengxiao (453)
- Self-supervised optical fiber sensing signal separation based on linear convolutive mixing process
..... CHEN Zhao, LIU Zechao (463)
- A resource optimization allocation algorithm for radar networked system for stealth target tracking
..... HUANG Jieyu, ZHANG Haowei, XIE Junwei, LI Zhengjie, QI Cheng, DING Zihang (470)
- Wing maneuvering load control method of high maneuvering aircraft
..... ZHAO Zhuolin, ZUO Linxuan, QIAN Wei, CHEN Tongyin, WENG Zhe, WANG Zi'an (482)
- Multi-to-multi energy optimal task allocation method based on interception capture region
..... LI Haojian, LI Kebo, LIANG Yangang (490)
- Cooperative navigation method for UAV swarm based on AHRS
..... SHI Chenfa, XIONG Zhi, JIANG Xu, LI Qijie, WANG Zhengchun (498)
- Carrier-based aircraft direct lift control based on sliding mode observer and non-linear dynamic inversion technology
..... ZHEN Chong, FENG Xinyu (507)
- Nonlinear optimization-based online temporal calibration method of stereo camera and inertial measurement unit in stereo VIO
..... CAO Ziyu, YANG Jianhua (516)
- Terrain contour aided navigation based on neural network
..... LI Rui, TANG Xun, DU Yanwei, ZHANG Rui, XU Bin (524)
- High-precision real-time object detection model and benchmark for X-ray security inspection images
..... ZHI Hongping, SUN Lifeng, WANG Xu (533)
- Multi-unmanned vehicle collaborative path planning method based on deep reinforcement learning
..... DAI Shengtian, WANG Yin, SHANG Chenchen (541)
- Disturbance rejection model predictive control for building drag-free steady state
..... HE Xiongfeng, LU Wei, XU Nuo, ZHOU Qixian, WANG Pengcheng, ZHANG Yonghe (551)
- Prescribed-time convergent cooperative guidance method with impact time and line-of-sight angle constraints
..... CHANG Yanan, WANG Xianzhi, LI Guofei (561)
- Calculation of beyond visual range air combat all-domain fire field and application of situation threat assessment and assistant
decision making CAO Yueyao, XUE Tao, HE Shanshan, AI Jianliang, DONG Yiqun (570)
- Neural network controller-based safe landing algorithm for UAVs
..... YI Shaopeng, DONG Wei, WANG Weilin, WANG Chunyan, YI Aiqing, WANG Jianan (581)
- Adaptive neural network based on fixed-time command-filtered control for quadrotor unmanned aerial vehicles
..... NIE Li, LI Chenliang, LIU Wangkui, SHEN Haidong, LIU Yanbin, CHEN Jinbao (589)
- Optimization of aircraft speed vector control based on Hp adaptive pseudo-spectral method
..... KONG Lingwei, LI Weiqi (599)
- Lightweight multi-target detection and tracking method for small unmanned aerial vehicles
..... FAN Xiaodong, TAN Tianyi, WU Jiang (610)
- Cooperative path planning for multiple unmanned aerial vehicles system in a game-theoretic environment
..... FAN Ruitao, LIU Hao, CHENG Ming, MA Chaoqun, LIU Dawei (620)

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0818

有翼飞行器编队协同突防构型和通信拓扑优化设计方法

徐星光^{1,2}, 于江龙^{1,*}, 郭鸿飞², 任章¹

(1. 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院, 北京 100191; 2. 北京机电工程研究所, 北京 100074)

摘要: 有翼飞行器编队构型和通信拓扑优化在编队协同突防应用场景下有着迫切需求。针对编队构型优化中的参考基准选择和飞行器/拦截力量/战场之间关系的建模问题, 提出一种基于突防通道的编队构型优化设计方法。通过通信拓扑优化获得领导者飞行器角色, 先使用各组长的几何中心、后使用领导者飞行器作为编队构型的参考基准, 设计时变编队构型的显式表达式, 摆脱了对事先获取领导者飞行器先验信息的依赖; 建立有翼飞行器突防通道模型, 保证有翼飞行器在各战场栅格处的探测、反探测、机动规避能力优势; 针对通信拓扑优化需要兼顾信息共享和均衡网络负载的问题, 在编队构型约束下构建通信拓扑, 提出基于最小生成树和最优刚性图的通信拓扑优化设计方法, 给出基于战场威胁态势的拓扑切换策略, 实现了编队构型和通信拓扑的优化。以有翼飞行器编队协同突防探测拦截威胁为例, 验证了所提方法的有效性。

关键词: 有翼飞行器; 编队协同突防; 编队构型; 通信拓扑; 优化

中图分类号: V448.2

文献标志码: A **文章编号:** 1001-5965(2026)02-0385-19

随着空天防御体系的不断升级, 以单枚有翼飞行器实施打击为代表的传统进攻性样式将面临难以有效突防的困境。有翼飞行器编队协同作战融合了有翼飞行器机动灵活、编队协同作战集群对抗能力强的优势, 是应对多层次空天防御体系的重要作战方式。而有翼飞行器编队在空间域、信息域的组织形式集中体现在编队构型和通信拓扑上, 合理的编队构型与通信拓扑形式能够发挥多有翼飞行器的突防优势, 进而提升战场生存能力。根据公开报道, 2021年底, 俄海军完成数发“钻石”飞行器编队协同飞行试验, 验证了通信拓扑支持下的编队构型形成能力, 进一步提升了有翼飞行器在高动态对抗态势下的突防性能。因此, 关于有翼飞行器编队构型和通信拓扑优化的相关研究具有重要工程意义。

国内外研究表明, 飞行初段, 合理的编队构型便于降低飞行器编队自身的目标信号特征, 从而降低被敌方探测概率, 飞行中末段, 合理的编队构型有利于飞行器针对战场威胁实施机动, 增加敌方防御拦截难度。针对飞行器编队构型优化问题, 现有方法主要涵盖了设计变量选择^[1-10]、约束条件分析^[11-16]、目标函数设计^[17-19]和优化算法计算^[20-22]等方面。有翼飞行器在强对抗战场环境下进行编队协同作战时, 需要优化编队构型以提升突防性能。有翼飞行器编队构型优化的关键科学问题主要集中在2个方面: ①描述编队构型一般选择领导者飞行器作为参考基准, 面临通信连接关系动态变化下的适应性不足问题, 需要摆脱对事先获取领导者飞行器先验信息的依赖。文献[23-25]针对飞行器时变编

收稿日期: 2023-12-18; 录用日期: 2024-03-29; 网络出版时间: 2024-05-16 10:44

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240514.1550.002

基金项目: 国家自然科学基金(62103016, U2241217, 61973013, 62103023); 北京市科协青年人才托举工程(BYESS2022186)

*通信作者. E-mail: sdjxyjl@buaa.edu.cn

引用格式: 徐星光, 于江龙, 郭鸿飞, 等. 有翼飞行器编队协同突防构型和通信拓扑优化设计方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52(2): 385-403. XU X G, YU J L, GUO H F, et al. Optimization design method of winged aircraft formation configuration and communication topology for cooperative penetration[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52(2): 385-403 (in Chinese).

队跟踪控制问题,在领-从架构下选择领导者飞行器作为描述编队构型的参考基准,用跟随者飞行器针对领导者飞行器的相对距离和方位角来描述编队构型的空间站位,该描述方法需要事先指定领导者飞行器的角色,飞行中一旦通信连接关系变化,可能出现事先指定的领导者飞行器不能向邻居跟随者飞行器传递信息的情况,有必要重新分配领导者飞行器角色,调整用于描述编队构型的参考基准。②针对编队协同突防目标,建立飞行器、拦截力量、战场三者间的对抗映射关系。文献[1-5]基于飞行器编队构型的特征尺寸构建适应度函数,仅反映了己方编队构型对作战效能的影响,没有体现出拦截力量和战场环境的影响。

通信拓扑为编队构型的形成和保持提供了信息交互通道。在飞行器通信拓扑优化领域,大量学者开展了多方面研究。通过构建通信拓扑和通信代价的规划模型,在编队控制方法^[25-26]、领导者飞行器^[27-28]、通信链路故障^[29-30]等约束条件下,优化通信链路的配置策略。有翼飞行器飞行包线宽,可供载荷使用的功率有限^[31],考虑有翼飞行器间距大、机载资源严苛等约束,有翼飞行器通信拓扑优化需要解决2个科学问题:①如何体现通信拓扑与编队构型的耦合关系,空间距离因素影响通信路由的选择,而信息流向因素则反过来决定编队成员的不同角色。文献[15-32]提出了基于Q学习网络连通性控制算法的固定翼无人机通信拓扑优化方法,但既没有考虑飞行器间的距离对通信连接的影响,也没有考虑优化后的通信拓扑是否会改变飞行器角色。②如何选择通信拓扑优化目标,既要提供必要的协同控制信息,又要延长通信网络生命期。文献[33-37]以均匀减少飞行器编队成员的通信能量消耗为目标,提出了通信拓扑的离线优化机制和拓扑重构策略,可以延长编队构型的队形保持时间。但这类通信拓扑的高连通度会带给飞行器编队更高的通信电磁辐射特征,从而增加被敌方探测截获的概率,难以适应强对抗战场环境。文献[23-25]针对飞行器时变编队跟踪控制问题,反向提出通信拓扑需要包含至少一个生成树的假设条件,删除了必要生成树之外的冗余链路。但这类通信拓扑的低连通度可能导致瓶颈节点出现,从而降低通信网络生命期。

关于飞行器编队构型优化、通信拓扑优化的理论研究已较为成熟,但主要侧重于独立研究编队构型或通信拓扑的某一方面,缺少对二者的耦合分析。针对上述科学问题,本文提出了基于突防通道的编队构型优化方法,给出了基于最优刚性图和最

小生成树的通信拓扑生成及切换逻辑,主要贡献如下:①在编队构型空间关系描述时,针对参考基准选择问题,采用不同型别构建编队构型,先选择各组长的几何中心作为编队构型的参考基准,再从通信拓扑处获得领导者飞行器、跟随者飞行器角色,将参考基准转化到领导者飞行器上,最终基于相对距离、相对相位给出时变编队构型的显式表达式。②针对飞行器、拦截力量、战场三者间的对抗映射关系建模问题,引入战场栅格概念,建立有翼飞行器突防通道模型,定量反映有翼飞行器(我情)在战场(战情)下针对探测拦截威胁(敌情)的探测、反探测、机动规避3个维度的对抗能力。③针对飞行器间距离影响路由选择、信息流向影响编队成员角色带来的耦合设计问题,在编队构型约束下构建通信拓扑,在通信拓扑设计过程中确定领导者飞行器,反过来将领导者飞行器作为编队构型空间关系描述的参考基准。④针对兼顾多重目标的通信拓扑优化问题,综合考虑编队跟踪控制信息交互需求与均衡通信能量消耗的双重目标,提出了基于最小生成树和最优刚性图2种通信拓扑优化设计方法,给出了基于战场威胁态势的拓扑切换策略。

面向编队协同突防作战的任务需求,相比于独立研究编队构型、通信拓扑的传统方法,本文方法可以得到2处性能提升点:①由于无需事先分配领导者飞行器角色,编队构型优化过程无需额外考虑领导者飞行器与相邻飞行器的通信距离约束,拓展了发现更为有利空间站位的可能性。例如,文献[23-25]需要获得领导者飞行器角色的先验信息,编队构型一般设计为正多边形,而本文方法则可以优化出突防性能最优的异形编队构型。②编队构型的时变特征会导致战场威胁态势动态变化,将不同时刻编队构型对应的突防性能作为2种通信拓扑设计优化和切换使用的依据,可进一步提升编队协同作战效果。例如,文献[32-36]建立了较高连通度的通信拓扑,但易于被敌方探测截获;文献[23-25]全程使用最小信息流通信拓扑,但会出现瓶颈节点,从而降低通信网络生命期;而本文方法则可以实时优化出最适合突防作战任务的通信拓扑。

1 问题描述

1.1 编队构型优化设计问题

本文考虑 $N+1$ 枚有翼飞行器执行编队协同突防作战任务,飞行中突破 M 个探测拦截威胁的编队构型优化设计问题。

定义1^[13] 如果一枚有翼飞行器不从邻居飞行器接收信息,则将该枚飞行器称为领导者飞行器;如果一枚有翼飞行器至少从其他一枚邻居飞行器

接收信息, 则称其为跟随者飞行器。



假设 $N+1$ 枚有翼飞行器中有 1 枚领导者飞行器和 N 枚跟随者飞行器。假定领导者飞行器为跟随者飞行器提供参考航迹, N 枚跟随者飞行器以领导者飞行器为参考点, 按照编队构型 $h(t)$ 形成空间站位。

单枚有翼飞行器作战威力大、造价高, 编队规模一般不大, 可用基本队形组合形式刻画多枚有翼飞行器的编队构型。在地面坐标系 $Oxyz$ 下, 各枚有翼飞行器编队协同飞行时, 在水平面 xOz 平面内组成编队构型, 编队构型框架采用分组与基本队形相结合形式。

将 $N+1$ 枚有翼飞行器分成 k 个组, 每组分别由 2 枚或 3 枚飞行器组成, 有 2 种基本队形供选择, 均采用“一字型”布局, 每组中选择位于队首的 1 枚飞行器担任组长, 其他飞行器称为组员, 组内相邻 2 枚飞行器间距离设定为 r , 如表 1 所示。

表 1 基本队形描述

Table 1 Basic formation description

基本队形	形状	尺寸变量
2		2 相对 1 顺时针旋转角度 θ
3		2 和 3 相对 1 顺时针旋转角度 θ

注: 红色三角形代表组长。

给出组员绕组长的旋转角度 $\theta_i (i = 1, 2, \dots, k)$ 的定义。

定义 2 在第 $i (i = 1, 2, \dots, k)$ 组内, 各枚飞行器形成的“一字型”连线与 \vec{Ox} 轴的夹角称为组员绕组长的旋转角度 $\theta_i (0^\circ \leq \theta_i \leq 360^\circ)$ 。

不同组通过各组的组长, 按照特定的型别进行站位, 可建立起整个飞行器编队的编队构型, 编队型别如图 1 所示(蓝色正方形框代表组长位置)。不同型别设计如下:

型别 1: 适用于 1 个组的情况, 每组由 2 枚或 3 枚飞行器组成。

型别 2: 适用于 2 个组的情况, 2 个组的组长采用“一字型”站位, 组长间距为 R , 每组由 2 枚或 3 枚飞行器组成。

型别 3: 适用于 3 个组的情况, 3 个组的组长采用“正三角形”站位, 正三角形边长为 R , 每组由 2 枚或 3 枚飞行器组成。

型别 4: 适用于 4 个组的情况, 4 个组的组长采用“正方形”站位, 正方形边长为 R , 每组由 2 枚或 3 枚飞行器组成。

.....

型别 J : 适用于 J 个组的情况, J 个组的组长采

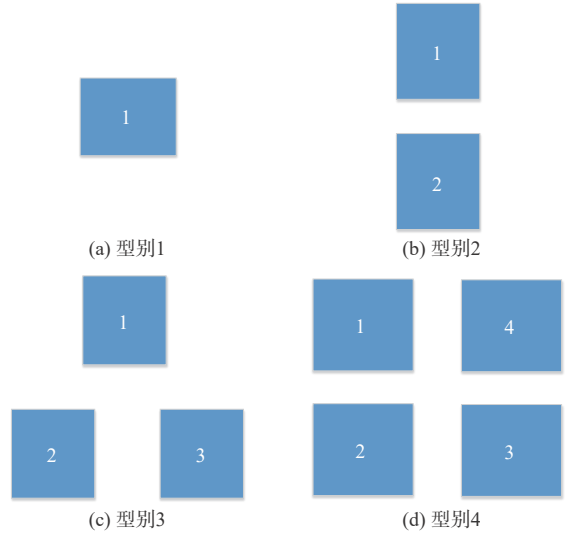


图 1 编队型别示意图

Fig. 1 Schematic diagram of formation type

用“正 J 边形”站位, 正 J 边形边长为 R , 每组由 2 枚或 3 枚飞行器组成。

在已分成 k 个组的情况下, 根据 $r, \theta_i (i = 1, 2, \dots, k)$ 的定义, 可以得到各飞行器间的相对位置关系。图 2 给出了由 9 枚有翼飞行器在水平面 xOz 平面内形成的编队构型(红色三角形代表各组组长, 蓝色三角形代表各组员)。例如, 采用型别 4, 1 组~4 组分别由 2、2、2、3 枚飞行器组成, 领导者飞行器用 0 表示, 跟随者飞行器用 1~8 表示。

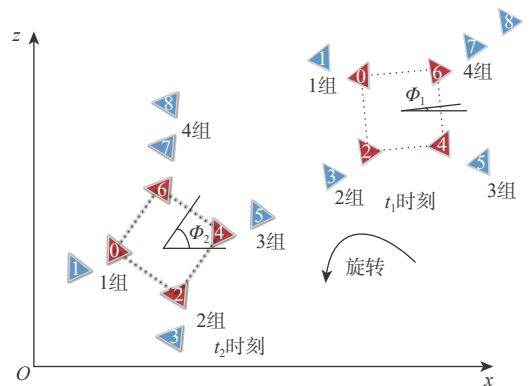


图 2 时变编队构型示意图

Fig. 2 Schematic diagram of time-varying formation configuration

飞行器编队的时变运动可划分为平移和旋转 2 部分, 其中, 平移部分由领导者飞行器的运动轨迹决定, 而为描述旋转影响, 还需要再引入一个变量。针对型别 $J (J = 1, 2, 3, \dots)$, 当编队构型旋转时, 编队构型的整体形状不变, 编队构型整体将绕地面坐标系下空间定点, 相比初始位置发生角度旋转变化, 可以看出, 各组长的角度旋转变化是相同的。定义各型别的初始位置如下(具体如图 1 所示):

在型别 2 中, 2 组长和 1 组长连线平行于 \vec{Oz} 轴

时的状态称为型别2的初始位置;

在型别3中,2组长和1组长连线与 \vec{Ox} 轴夹角 60° 时的状态称为型别3的初始位置;

在型别4中,2组长和1组长连线平行于 \vec{Oz} 轴且2组长和3组长连线平行于 \vec{Ox} 轴时的状态称为型别4的初始位置。

.....

下面给出各组长的几何中心、绕型别初始位置的旋转角度 Φ 的定义。

定义3 对于采用型别 $J(J=1,2,3,4,\dots)$ 的编队构型,各组长的几何中心 $(\hat{x}_i(t), \hat{z}_i(t))$ 可以由 $\hat{x}_i(t) = \sum_{i=1}^J x_i(t)$ 和 $\hat{z}_i(t) = \sum_{i=1}^J z_i(t)$ 计算。将各组长顺次连接为封闭构型,以各组长的几何中心为定点,从型别的初始位置开始逆时针旋转,由此产生的旋转角度称为各组长绕型别初始位置的旋转角度 $\Phi(0^\circ \leq \Phi \leq 360^\circ)$ 。

根据定义2和定义3,在时刻 t ,针对 k 个分组,选择 $\theta_i(i=1,2,\dots,k)$ 及 Φ 等 $k+1$ 个变量作为优化尺寸变量。

多枚有翼飞行器飞行过程中要面对预警探测、防御拦截等战场威胁,由于战场高动态变化,敌我双方在博弈对抗时要考虑二者对一定范围内战场空间的影响。编队构型应尽可能使得飞行器编队不被敌方发现,并尽可能躲避来袭拦截弹的攻击。针对巡航高度所在水平面内的编队构型设计问题,多枚有翼飞行器编队协同突防作战的任务需求描述如下:

在侧向平面,将战场环境等效为 $L \times L$ 的平面区域,以 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ 尺度的栅格将平面区域栅格化,则战场环境由 $L \times L$ 个栅格点组成,如图3所示。本文将 $N+1$ 枚有翼飞行器突破 M 个探测拦截威胁的问题转化为: $N+1$ 枚有翼飞行器通过构造编队构型,在 $L \times L$ 个战场栅格下,获取对 M 个探测拦截威胁的“突防通道”。

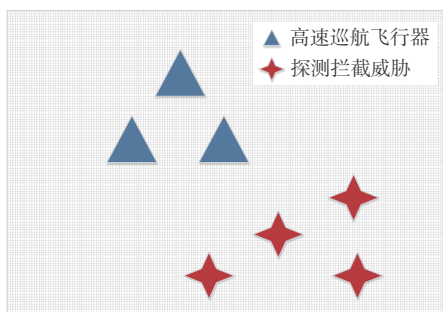


图3 栅格战场环境下有翼飞行器突破探测拦截威胁示意图
Fig. 3 Schematic diagram of winged aircraft breakthrough detection and interception threat in gridded battlefield environment

下面给出突防通道的数学描述。好的编队构型可以为飞行器编队带来更广阔的安全飞行路径,用以规避战场威胁的探测和拦截行为。针对突防通道,主要考虑不同编队构型在战场环境下对探测、反探测、机动规避能力的影响,通过优化设计以最大化可用于可靠突防的飞行路径选择空间。突防通道指标用 $S(t)$ 表示,探测、反探测、机动规避指标分别为 $S_1(t), S_2(t), S_3(t)$,如图4所示。由此可见,突防通道反映有翼飞行器(我情)在战场(战情)下针对探测拦截威胁(敌情)的探测、反探测、机动规避3个维度对抗能力。

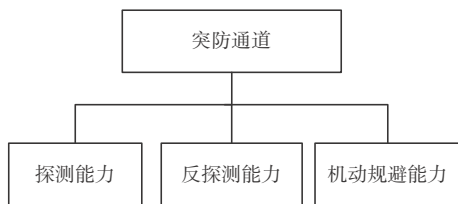


图4 突防通道指标体系
Fig. 4 Penetration channel index system

编队构型一旦确定后,包括“不变”和“时变”2部分。不变的是不同飞行器相互间的相对距离与方位,时变特征是由飞行器编队通过绕某个空间定点旋转产生的,飞行器编队在巡航飞行运动的同时,跟随者飞行器绕领导者飞行器作周期性旋转,可形成时变编队构型,有利于通过机动规避摆脱来袭拦截弹的攻击。

因此,可以选择领导者飞行器作为旋绕定点,在某个作战时段 $[t_1, t_2]$,跟随者飞行器绕领导者飞行器的旋转角度为 $\Delta\Phi$,得到编队构型在另一典型时刻 t_2 的站位结果。值得注意的是,领导者飞行器的角色选择是通过通信拓扑优化设计获得的,根据旋转运动特点,以领导者飞行器为定点, $\Delta\Phi$ 可由时刻 t_1 各组长绕型别初始位置的旋转角度 $\Phi(t_1)$ 、时刻 t_2 各组长绕型别初始位置的旋转角度 $\Phi(t_2)$ 计算得到,即 $\Delta\Phi = \Phi(t_2) - \Phi(t_1)$ 。则时变编队构型的旋转角速度表达式如下:

$$\omega = \frac{\Delta\Phi}{t_2 - t_1} \tag{1}$$

建立有翼飞行器编队构型的优化设计模型如下:

- 1) 优化变量。编队分组数量 k ,编队内部各组员绕组长的旋转角度 $\theta_1(t), \theta_2(t), \dots, \theta_k(t)$,各组长绕型别初始位置的旋转角度 $\Phi(t)$ 。
 - 2) 约束条件。相邻组长距离为 R ,同组中各枚相邻飞行器距离为 r 。
 - 3) 优化目标。 $\max S(k, \Phi(t), \theta_1(t), \theta_2(t), \dots, \theta_k(t))$ 。
- 由于时变编队构型要与有翼飞行器动力学相匹配,为便于编队可行性分析,在得到编队构型

优化变量后, 还需要进一步设计成时变编队向量 $\mathbf{h}(t) = [\mathbf{h}_1^T(t), \mathbf{h}_2^T(t), \dots, \mathbf{h}_N^T(t)]^T$ 的形式^[13-14], 其中, $\mathbf{h}_i(t) = [\mathbf{h}_{i,x}^T(t), \mathbf{h}_{i,v}^T(t)]^T$ 分段连续可微。以领导者飞行器 0 为参考点, 根据上述优化变量得到跟随者飞行器 1, 2, \dots , N 相对领导者飞行器 0 的相对距离 A_i ($i = 1, 2, \dots, N$), 相对相位 φ_i ($i = 1, 2, \dots, N$), 并由式 (1) 获取旋转角速度 ω , 则

$$\mathbf{h}_{i,x}(t) = A_i[\sin(\omega t + \varphi_i), \cos(\omega t + \varphi_i)]^T \quad (2)$$

$$\mathbf{h}_{i,v}(t) = A_i\omega[\cos(\omega t + \varphi_i), -\sin(\omega t + \varphi_i)]^T \quad (3)$$

编队构型设计优化主要解决以下 2 个问题:

①如何定量建立突防通道模型; ②如何给出编队构型的优化算法。

1.2 通信拓扑优化设计问题

本文针对已选定的编队构型, 研究 $N+1$ 枚有翼飞行器相互间的通信拓扑 $\mathbf{G}(t)$ 的优化设计问题。不同有翼飞行器可与邻居飞行器建立通信路由, 从而构成整个通信网络。

根据定义 1, 令 $F = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示跟随者飞行器集合。对于跟随者飞行器 i , 其与邻居飞行器 j 可建立通信路由关系, 表示为

$$w_{ij} > 0 \quad (4a)$$

或

$$w_{ji} > 0 \quad (4b)$$

通信拓扑需满足编队构型保持所需的信息交互需求, 根据战场威胁态势可具体分为如下 2 种情况:

1) 情况 1。探测拦截威胁风险较小时, 突防通道指标较高。有翼飞行器需要采用刚性、可靠的通信方式, 保留有限冗余链路, 避免瓶颈节点出现, 延长通信网络生命周期^[33]。

2) 情况 2。在探测拦截威胁风险较大时, 突防通道指标较低。有翼飞行器需要采用尽可能少的通信路由数目, 删除编队协同控制所需的必要信息外的冗余链路, 实现最小信息流, 弱化通信电磁特征, 从而降低被敌探测定位概率。

定义 4 $N+1$ 枚有翼飞行器采用最大传输半径 R_0 完成两两节点通信时, 所形成的通信拓扑 $\mathbf{G}_0(t)$ 定义为最大功率拓扑。其中, 节点间通信路由关系满足: $\ell = \{(i, j) \in (N+1) \times (N+1) : \|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j\| \leq R_0\}$, $\|\bullet\|$ 表示欧几里得范数, \mathbf{v}_i 、 \mathbf{v}_j 表示节点。

定义 5 对于 $N+1$ 枚有翼飞行器中任一节点 i , 存在式 (4) 描述的通信路由关系的邻居节点集合 $V_i = \{j | w_{ij} > 0 \text{ 或 } w_{ji} > 0\}$ 。 V_i 在最大功率拓扑 $\mathbf{G}_0(t)$ 中定义为物理邻居节点集 V_i^p , 在实际通信拓扑 $\mathbf{G}(t)$ 中

定义为逻辑邻居节点集 V_i^l , 能与该节点直接通信的邻居节点个数称为节点度。

定义 6 如果如下条件成立, 则称通信拓扑 $\mathbf{G}(t)$ 是 k 连通的: 对于任意 2 个顶点 \mathbf{v}_i 、 \mathbf{v}_j , $i \neq j$ 且 $i, j \in N+1$, 至少有 k 条路径, 或删掉 $k-1$ 条边, 2 个节点保持连通。

定义 7^[33] 针对 $N+1$ 枚有翼飞行器形成的通信拓扑 $\mathbf{G}(t)$, 在二维平面内, 构造 E 行、 $2(N+1)$ 列的矩阵, 如果满足下述条件, 称为刚性矩阵 \mathbf{M} : 每行按照如下顺序排列, 其中, 上标 1、2 表示在二维平面中 Ox 、 Oz 轴上的分量: $v_1^1, v_1^2, \dots, v_i^1, v_i^2, \dots, v_j^1, v_j^2, \dots, v_{N+1}^1, v_{N+1}^2$, 对应边 $(i, j) \in E$ 的行为: $(i, j) [0 \quad \dots \quad v_i^1 - v_j^1 \quad v_i^2 - v_j^2 \quad \dots \quad v_j^1 - v_i^1 \quad v_j^2 - v_i^2 \quad \dots \quad 0]$ 。

定义 8^[34] 如果如下 3 个条件成立, 则称该通信拓扑结构为最优刚性图, 称该编队为最优刚性编队:

- 1) 任意一条边的缺失会使得图变为可变形图。
- 2) 假设顶点 $\mathbf{v}_i(t)$ 为节点 i 的可微函数, $\|\mathbf{v}_i(t) - \mathbf{v}_j(t)\| = \sigma$ (σ 为正常量), 且 $(\mathbf{v}_i(t) - \mathbf{v}_j(t))^T \times (\dot{\mathbf{v}}_i(t) - \dot{\mathbf{v}}_j(t))|_{t=0} = 0$ 。
- 3) 拓扑图中边的加权和为所有相同顶点形成的刚性图中的最小值。

针对最优刚性图, 给出以下引理。

引理 1 如果含有 $N+1$ 个顶点的通信拓扑 $\mathbf{G}(t)$ 对应的刚性矩阵 \mathbf{M} 满足以下条件, 则该通信拓扑构成最优刚性图:

$$\text{rank}(\mathbf{M}) = 2(N+1) - 3 \quad (5)$$

定义 9^[35] 在最优刚性编队的基础上, 将最优刚性编队中的双向通信链接变成单向通信链接, 且各顶点出度 $d_{\text{out}}(\mathbf{v}_i) \leq 2$, 则该通信拓扑称为最优持续图, 编队称为最优持续编队。

引入通信拓扑代价指标 C 来衡量通信拓扑的优劣。针对通信拓扑代价, 反映通信路由链路品质、收发能量消耗、节点剩余能量的影响。考虑编队协同突防任务需求, 通过优化变量迭代设计, 最小化通信拓扑代价, 平衡化通信拓扑中各节点的能量消耗, 降低被敌方探测风险。通信拓扑中, 各节点的通信能量耗散方差用 $D(E)$ 表示。链路品质、收发能量消耗、节点剩余能量分别为 C_1 、 C_2 、 C_3 , 通信拓扑代价指标体系如图 5 所示。

由上述分析, $N+1$ 枚有翼飞行器突破 M 个探测拦截威胁时, 通信拓扑优化问题转化为: 在最大功率拓扑 $\mathbf{G}_0(t)$ 确定的物理邻居节点集范围内, 主要包括如下 2 种设计优化情况:

1) 情况 1。在突防通道指标较高时, 建立能量消耗低与通信网络容错性强兼顾的通信拓扑, 考虑

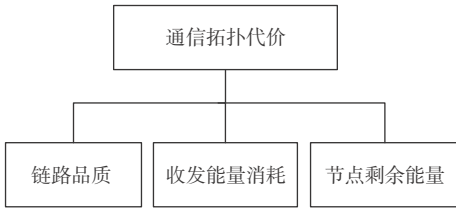


图5 通信拓扑代价指标体系

Fig. 5 Communication topology cost index system

将各节点间通信路由设计为至少双路冗余,使得通信拓扑 $\mathbf{G}(t)$ 为2连通,对无向通信链路进行有向化并找到领导者飞行器。

2) 情况2。在突防通道指标较低时,建立最小信息流的通信拓扑,只保留领导者飞行器到跟随者飞行器的生成树。

在上述2种情况下,通信拓扑 $\mathbf{G}(t)$ 中所有边的通信拓扑代价 C 最小时,选择对应的逻辑邻居节点集。建立如下有翼飞行器通信拓扑设计优化模型:

1) 优化变量。各枚有翼飞行器 i 的逻辑邻居节点集 V_i^l 。

2) 约束条件。最大功率拓扑 $\mathbf{G}_0(t)$ 、编队构型 $\mathbf{h}(t)$ 。

3) 优化目标。获取领-从模式下的通信拓扑 $\mathbf{G}(t)$,包含一条以领导者飞行器为根节点的生成树,且跟随者飞行器之间的通信拓扑 $\mathbf{G}_F(t)$ 是无向的,满足下述情况要求:

① 情况1。2连通、 $\min C$ 、节点通信能量耗散方差 $\min D(E)$ 。

② 情况2。最小信息流、 $\min C$ 。

通信拓扑优化设计主要解决以下2个问题:

①如何定量建立通信路由代价数学模型;②如何从所有飞行器中选择出领导者飞行器,并结合战场威胁态势给出通信拓扑优化设计算法。

2 基于突防通道模型的编队构型优化设计

对于图4中的突防通道指标体系,建立有翼飞行器突防通道模型。模型主要考虑有翼飞行器针对探测拦截威胁,对于战场栅格的探测、反探测、机动规避等3个方面的作用因素,定量描述编队构型对突防通道的影响程度。

针对 M 个探测拦截威胁, $N+1$ 枚有翼飞行器在 $L \times L$ 个战场栅格下的突防通道,是由每枚飞行器的突防域、每个探测拦截威胁的拦截域,对各战场栅格叠加形成的。

定义10 针对战场栅格 $l(l=1,2,\dots,L \times L)$,有翼飞行器、探测拦截威胁形成的突防域、拦截域、突防通道定义如下:

1) 突防域。有翼飞行器针对突防作战任务,在战场栅格 l 处形成的威胁感知、隐蔽防护、机动规避能力的整体影响。

2) 拦截域。探测拦截威胁针对防御作战任务,在战场栅格 l 处形成的预警探测、静默反侦查、拦截阻断能力的整体影响。

3) 突防通道。突防域、拦截域在 $L \times L$ 个战场栅格点上,突防域影响超过拦截域影响,形成的有翼飞行器可用于编队协同突防的“飞行走廊”。

定义有翼飞行器、探测拦截威胁为作战单元,下面给出突防域、拦截域、突防通道的建模方法。

在侧向平面内,设计有翼飞行器 $i(i=1,2,\dots,N+1)$ 对于战场栅格 $l(l=1,2,\dots,L \times L)$ 的突防域模型:

$$S_{il}(t)_+ = S_{ii}(x_i(t), z_i(t), x_l(t), z_l(t))_+ + \omega_1 S_{1il}(t)_+ + \omega_2 S_{2il}(t)_+ + \omega_3 S_{3il}(t)_+ \quad (6)$$

式中: $(x_i(t), z_i(t))$ 为地面坐标系下作战单元 i 的位置坐标; $(x_l(t), z_l(t))$ 为地面坐标系下战场栅格 l 的位置坐标; $S_{1il}(t)_+$ 、 $S_{2il}(t)_+$ 、 $S_{3il}(t)_+$ 分别为有翼飞行器 i 对战场栅格 l 的探测、反探测、机动规避能力; ω_1 、 ω_2 、 ω_3 分别为各能力指标的权重系数,采用三角模糊数指标权重求解方法确定^[38]。

$S_{1il}(t)_+$ 、 $S_{2il}(t)_+$ 、 $S_{3il}(t)_+$ 具体设计方法如下:

1) 探测能力。有翼飞行器根据任务需求配备不同功能的探测载荷,可感知探测拦截威胁的位置分布。对战场威胁的探测设备主要包括雷达和红外搜索跟踪装置,探测能力模型如下:

$$S_{1il}(t)_+ = \ln(1 + Q_{DE}(t)) \quad (7)$$

式中: Q_{DE} 为探测能力参数,具体表达式为

$$Q_{DE}(t) = \begin{cases} \frac{R_{DE}^2}{4} \cdot \frac{\vartheta_R}{2\pi} \cdot \frac{P_{DE} K_{DE} m_{DE}^{0.05}}{r_{il}(t)} & 0 \leq r_{il} \leq R_{DE} \\ 0 & r_{il} > R_{DE} \end{cases} \quad (8)$$

其中: R_{DE} 为末制导设备最大作用距离; ϑ_R 为末制导设备最大搜索方位角; P_{DE} 为目标捕获概率; K_{DE} 为末制导体制适配系数; m_{DE} 为末制导可同时跟踪的目标数量; r_{il} 为作战单元 i 与战场栅格 l 的距离。

2) 反探测能力。有翼飞行器反探测能力表征通过降低自身目标信号特征,相对探测拦截威胁的隐蔽与防护性能,模型建立如下:

$$S_{2il}(t)_+ = \ln(1 + Q_l(t)) \quad (9)$$

式中: Q_l 为反探测参数,具备表达式为

$$Q_l = \left(\frac{10}{W} \cdot \frac{15}{\lambda^L} \cdot \frac{5}{A_{RCS}} \right) (1 - m_{des}) \left(\sum_{i=1}^N \frac{r_{il}(t)}{R_{bat}} \right)^{0.5} \quad (10)$$

其中: λ^L 为作战单元长度; W 为作战单元翼展或宽度;

A_{RCS} 为雷达反射面积; m_{des} 为易损系数, $0 < m_{des} < 1$; R_{bat} 为所有战场栅格覆盖的最大距离。

3) 机动规避能力。机动规避能力体现为有翼飞行器当前时刻向空间某一位置机动, 以规避拦截弹攻击的机动性能, 机动规避能力模型为

$$S_{3il}(t)_+ = \ln(1 + Q_a(t)) \quad (11)$$

式中: Q_a 为作战单元的机动参数, 具体表达式为

$$Q_a = \begin{cases} \frac{Va_{max}}{r_{il}(t)} & r_{min} \leq r_{il}(t) \leq r_{max} \\ 0 & r_{il}(t) < r_{min}, r_{il}(t) > r_{max} \end{cases} \quad (12)$$

其中: V 为作战单元平均速度; a_{max} 为作战单元最大可用加速度; r_{max} 为当前位置下最大机动距离; r_{min} 为最小机动距离。

对于战场栅格 $l(l = 1, 2, \dots, L \times L)$, $N + 1$ 枚有翼飞行器在 t 时刻构成的编队构型, 共同产生的突防域 $S_l(t)_+$ 如下:

$$S_l(t)_+ = \sum_{i=1}^{N+1} S_{il}(t)_+ \quad (13)$$

设计探测拦截威胁 $i(i = 1, 2, \dots, M)$ 对于战场栅格 $l(l = 1, 2, \dots, L \times L)$ 的拦截域模型 $S_{il}(t)_-$, 包括探测能力 $S_{1il}(t)_-$ 、反探测能力 $S_{2il}(t)_-$ 、机动规避能力 $S_{3il}(t)_-$, $\bar{\omega}_1$ 、 $\bar{\omega}_2$ 、 $\bar{\omega}_3$ 分别表示各能力指标的权重系数, 则有

$$\bar{S}_{il}(t)_- = \bar{S}_{i1}(x_i(t), z_i(t), x_i(t), z_i(t))_- = \bar{\omega}_1 \bar{S}_{1il}(t)_- + \bar{\omega}_2 \bar{S}_{2il}(t)_- + \bar{\omega}_3 \bar{S}_{3il}(t)_- \quad (14)$$

探测能力反映探测拦截威胁对进攻方的探测识别能力, 模型为

$$S_{1il}(t)_- = \ln(1 + Q_{DE}(t)) \quad (15)$$

反探测能力体现为探测拦截威胁通过降低自身目标信号, 削弱进攻方威胁感知性能, 致使进攻方飞行器编队从严密设防区域进入, 模型为

$$S_{2il}(t)_- = \ln(1 + Q_l(t)) \quad (16)$$

机动拦截能力体现为拦截弹在当前时刻向空间中某点机动, 以阻断进攻方飞行路线的机动性能, 机动拦截能力模型为

$$S_{3il}(t)_- = \ln(1 + Q_a(t)) \quad (17)$$

式中: Q_{DE} 、 Q_l 、 $Q_a(t)$ 同样采用式 (8)、式 (10) 与式 (12) 描述。

对于战场栅格 $l(l = 1, 2, \dots, L \times L)$, M 个探测拦截威胁共同产生的拦截域 $S_l(t)_-$ 如下:

$$S_l(t)_- = \sum_{j=1}^M S_{jl}(t)_- \quad (18)$$

对于战场栅格 $l(l = 1, 2, \dots, L \times L)$, 可以作为安

全飞行走廊的判断依据是: $N + 1$ 枚有翼飞行器共同产生的突防域 $S_l(t)_+$, 超过 M 个探测拦截威胁共同产生的拦截域 $S_l(t)_-$, 即 $S_l(t)_+ > S_l(t)_-$ 。

根据上述分析, 突防通道模型表征 $N + 1$ 枚有翼飞行器相比 M 个探测拦截威胁, 在 $L \times L$ 个战场栅格下, 突防域超过拦截域的占比, 表达式如下:

$$S(t) = \left(\sum_{l=1}^{L \times L} \{l | S_l(t)_+ > S_l(t)_-\} \right) / (L \times L) \quad (19)$$

式 (19) 代表在 $L \times L$ 个战场栅格中有翼飞行器突防域占优的比例, 数值越大, 表明由多枚有翼飞行器站位决定的飞行路径选择空间越大, 这样就得到了优化目标, 即: $\max \left\{ \left(\sum_{l=1}^{L \times L} \{l | S_l(t)_+ > S_l(t)_-\} \right) / (L \times L) \right\}$ 。

图 6 给出了基于突防通道模型的编队构型设计优化框架。

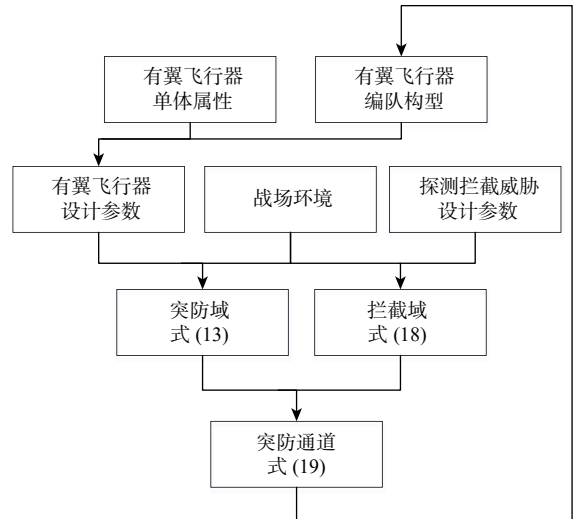


图 6 基于突防通道模型的编队构型优化设计框架

Fig. 6 Optimization design framework for formation configuration based on penetration channel model

$N + 1$ 枚有翼飞行器分为 k 个组, 产生相应尺寸变量 $\theta_1(t), \theta_2(t), \dots, \theta_k(t)$ 及 $\Phi(t)$, 并假设分组形式有 m 种, 由此得到优化变量。给出编队构型参数的优化设计算法。

算法 1 有翼飞行器编队构型参数的优化设计算法。

步骤 1 有翼飞行器分组。将 $N + 1$ 枚有翼飞行器分成 $k(1 \leq k \leq 4)$ 个组, 每个小组 2 枚或 3 枚飞行器, 形成优化变量 $\theta_1(t), \theta_2(t), \dots, \theta_k(t), \Phi(t)$ 。根据基本队形和编队型别差异, 统计分组形式共计 m 种。

步骤 2 有翼飞行器站位计算。优化变量初值设计为 $\theta_i = 0(i = 1, 2, \dots, k)$, 基于表 1、图 1 的基本队形、编队型别, 计算各枚飞行器位置坐标, 与各探测拦截威胁、战场栅格坐标一起, 代入式 (19) 中作

为迭代计算的初始条件。

步骤 3 将优化目标 (19) 作为粒子群 (particle swarm optimization, PSO) 算法的适应度函数, 在 t_1 时刻, 在有翼飞行器 m 种分组形式下, 对每种分组中的优化变量 $\theta_1(t_1), \theta_2(t_1), \dots, \theta_k(t_1), \Phi(t_1)$ 进行寻优计算。在 $0^\circ \sim 360^\circ$ 解空间范围内, 配置目标搜索空间维数、粒子群规模、进化代数、权重因子, 迭代优化编队构型参数。

步骤 4 对 m 种分组下突防通道模型对应的优化结果进行排序, 排序最高者对应最优的编队构型参数, 整理得到编队构型优化设计方案。

步骤 5 针对编队构型优化设计方案, 选择领导者飞行器作为参考点, 得到跟随者飞行器对于领导者飞行器的相对距离 A_i 、相对相位 φ_i 。

步骤 6 在 t_2 时刻, 将领导者飞行器平移至战场某位置, 固化优化变量 $\theta_1(t_2), \theta_2(t_2), \dots, \theta_k(t_2)$, 使得 $\theta_1(t_2) = \theta_1(t_1), \theta_2(t_2) = \theta_2(t_1), \dots, \theta_k(t_2) = \theta_k(t_1)$, 参照步骤 3 优化得到各组长绕型别的初始位置的旋转角度 $\Phi(t_2)$, 从而得到 $\Delta\Phi = \Phi(t_2) - \Phi(t_1)$ 。由式 (1) 计算得到 ω , 则时变编队向量 $\mathbf{h}(t) = [\mathbf{h}_1^T(t), \mathbf{h}_2^T(t), \dots, \mathbf{h}_N^T(t)]^T$ 可以根据式 (2) 和式 (3) 得到。

3 基于最优刚性图和最小生成树的通信拓扑优化设计

针对有翼飞行器 i 向 j 建立通信路关系 e_{ij} 的过程, 首先设计通信拓扑代价模型, 主要涉及通信链路品质、收发能量消耗和节点剩余能量等 3 个方面因素, 具体如下:

$$C_{ij}(t) = \frac{C_{1ij}C_{2ij}(t)}{C_{3ij}(t)} \quad (20)$$

式中: C_{1ij} 为链路品质; $C_{2ij}(t)$ 为收发能量消耗; $C_{3ij}(t)$ 为有翼飞行器 i, j 的当前剩余能量。

1) 链路品质。链路品质表征信息传输过程中的路径损耗, 模型建立为

$$C_{1ij} = \frac{\zeta_{\max} - \zeta_{\min}}{P_{\max} - P_{\min}} P_{ij} - \zeta \quad (21)$$

式中: P_{ij} 为有翼飞行器 i 到 j 的发射功率; P_{\max} 、 P_{\min} 分别为所有有翼飞行器发射功率的最大值、最小值; ζ 为有翼飞行器 j 接收 i 的信号功率; ζ_{\max} 、 ζ_{\min} 分别为所有有翼飞行器接收信号功率的最大值、最小值。

2) 收发能量消耗。收发能量消耗表征两两节点之间收发数据的能量消耗, 收发能量消耗模型如下:

$$C_{2ij}(t) = E_{uj}(t) + E_{rji} \quad (22)$$

式中: $E_{uj}(t)$ 、 E_{rji} 分别为有翼飞行器 i 发送数据消耗

能量、 j 接收数据消耗能量, 具体表达式为

$$E_{uj}(t) = e_{\text{ele}}b + e_{\text{amp}}br_{ij}^2(t) \quad (23)$$

$$E_{rji} = e_{\text{ele}}b \quad (24)$$

其中: e_{ele} 为信息传输过程中发送、接收数据时每单位比特消耗能量; e_{amp} 为发送数据时放大每单位比特消耗能量; b 为数据包比特数; $r_{ij}(t)$ 为有翼飞行器 i, j 间的距离。

3) 节点剩余能量。节点剩余能量表征通信双方当前的剩余能量状况, 随着通信网络运行时间加长, 各节点剩余能量将逐渐减少, 应尽量避免选择剩余能量低的节点构建通信路由关系。节点剩余能量模型如下:

$$C_{3ij}(t) = E_i^\lambda(t) + E_j^\lambda(t) \quad (25)$$

式中: λ 为设计参数, 反映设计者对能量均衡性的偏好程度; $E_i(t)$ 、 $E_j(t)$ 分别为有翼飞行器 i, j 当前的剩余能量, 与初始能量、收发能量消耗、历史传送数据分组个数有关, 表达式为

$$E_i(t) = E_{0i} - \sum_{j=1}^{N+1} E_{uj}(t)l_{uj}(t) - \sum_{j=1}^{N+1} E_{rij}l_{rij}(t) \quad (26)$$

$$E_j(t) = E_{0j} - \sum_{i=1}^{N+1} E_{uj}(t)l_{uj}(t) - \sum_{i=1}^{N+1} E_{rji}l_{rji}(t) \quad (27)$$

其中: E_{0i} 、 E_{0j} 分别为有翼飞行器 i, j 初始能量; $l_{ij}(t)$ 、 $l_{ji}(t)$ 分别为发送的数据分组个数; $l_{rij}(t)$ 、 $l_{rji}(t)$ 分别为接收的数据分组个数。

$N+1$ 枚有翼飞行器突破 M 个探测拦截威胁过程中, 通信拓扑代价为 $\mathbf{G}(t)$ 中所有边 e_{ij} 对应的 $C_{ij}(t)$ 之和, 具体为

$$C(t) = \sum_{e_{ij} \in E} C_{ij}(t) \quad (28)$$

建立 2 种战场威胁态势下的通信拓扑优化设计框架, 如图 7 所示。

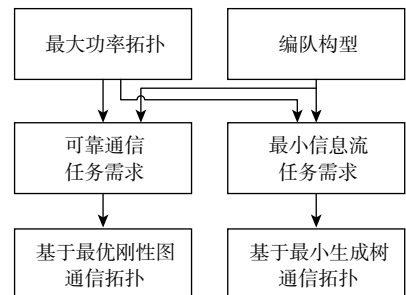


图 7 基于最优刚性图和最小生成树的通信拓扑优化设计框架

Fig. 7 Communication topology optimization design framework based on optimal rigid graph and minimum spanning tree

1) 基于最优刚性图的通信拓扑。

在突防通道指标较高时,通信拓扑的设计原则是保留适当冗余链路,确保通信网络健壮性且降低能量消耗。定义8所述的最优刚性图具备通信稳定性高、复杂度低、无瓶颈节点等特点。因此,可以将可靠通信拓扑生成问题转化为最优刚性图生成问题。下面给出基于最优刚性图的通信拓扑优化设计算法。

算法2 基于最优刚性图的通信拓扑优化设计算法。

步骤1 寻找邻居飞行器。有翼飞行器*i*在此阶段建立其邻居飞行器信息列表。各有翼飞行器以最大发射功率向周围发送 Hello 信息,信息内容有飞行器编号、初始状态能量值*E*、最大发射功率*P_{max}*。其他有翼飞行器接收到该信息后,根据上述信息内容建立初始状态下的邻居飞行器信息列表*L_{ist}(i)*。

步骤2 信息交互。有翼飞行器*i*在此阶段获取邻居飞行器信息列表*L_{ist}(i)*中的链路品质、收发能量消耗、节点剩余能量。各有翼飞行器再向周边发送 Exchange 信息,按照式(21)~式(27)计算得到*C_{ij}(t)*、*C_{1ij}*、*C_{2ij}(t)*及*C_{3ij}(t)*,并将其更新到*L_{ist}(i)*中。

步骤3 通信路由构建。将*L_{ist}(i)*中有翼飞行器*i*与邻居飞行器间的通信拓扑代价*C_{ij}*升序排列,对式(5)形式的刚性矩阵*M*进行扩展,扩展形式如下:

$$(i, j) \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & \frac{v_i^1 - v_j^1}{|v_i^1 - v_j^1|} C_{ij}^1 & \frac{v_i^2 - v_j^2}{|v_i^2 - v_j^2|} C_{ij}^2 & \dots & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix}。$$

式中:*C_{ij}¹*、*C_{ij}²*分别为*C_{ij}*在二维平面中*x*、*z*方向的权值。

按上下次序添加一新行,每*p*行计算刚性矩阵的秩。直到得到秩是2(*N*+1)-3的满秩矩阵。由引理1可知,此时获取*N*+1枚有翼飞行器在二维平面内的刚性矩阵*M*,对应的通信拓扑*G(t)*为最优刚性图。此时,*G(t)*包含的边*w_{ij}*>0或*w_{ji}*>0,是有翼飞行器实现可靠通信的最优通信路由关系。

步骤4 领导者飞行器推选。通过步骤1~步骤3可建立最优刚性图,两两节点间通信路由关系为无向链路。针对最优刚性图*G(t)*,直接引用文献[35]中提出的最优持续编队动态生成算法,将最优刚性图各边进行有向化,可以获得最优持久编队,记为*G*(t)*。在最优持续编队*G*(t)*中,选择入度为0的节点,此节点对应的有翼飞行器为领导者飞行器,其他飞行器则为跟随者飞行器。

步骤5 跟随者飞行器通信路径无向化。针对步骤4形成的*G*(t)*,保留领导者飞行器到邻居飞行器的有向通信链路,将跟随者飞行器间通信路径无向化,最终生成通信拓扑*G(t)*。

下面定理给出算法2的算法分析。

定理1 *N*+1枚有翼飞行器突破*M*个探测拦截威胁时构建基于最优刚性图的通信拓扑*G(t)*,如果其最大功率拓扑*G₀(t)*是连通的,则最优刚性图*G(t)*为2连通,节点度平均值收敛于4。

证明 *G(t)*是*G₀(t)*的全局最优刚性图,由于刚性图具有连通图的一般特征,*G(t)*可以继承*G₀(t)*的连通性。同时,由于*G(t)*基于最优刚性图设计,通信路由关系是可靠稳定的。此外,最优刚性图的所有顶点至少与2个邻居节点直接通信,满足2连通的充要条件,即所得最优刚性图中两两节点间至少包括2条链路。

根据引理1,最优刚性图*G(t)*有2(*N*+1)-3条边。由于*G(t)*中顶点总和是边数2(*N*+1)-3的2倍,则平均节点度为

$$d(G(t)) = \frac{2[2(N+1)-3]}{N+1} = 4 - \frac{6}{N+1} \quad (29)$$

由式(29)可以看出,随着有翼飞行器数目*N*+1的增大,节点度平均值收敛于4。 **证毕**

根据定理1可以看出,经过最优刚性图设计优化后的通信拓扑,起到了减少能耗、平衡负载的目的,实现了通信拓扑代价和节点通信能量耗散方差最小化的目标。

2) 基于最小生成树的通信拓扑。

在突防通道指标较小时,通信拓扑的设计原则是删除冗余链路,仅保留编队跟踪控制所需的基本信息共享。要求有翼飞行器间的通信拓扑*G(t)*存在至少一条生成树,且领导者飞行器是根节点。在此类生成树中以通信拓扑代价最小为优化目标,可得到最小生成树。因此,可以将最小信息流通信拓扑生成问题转化为最小生成树生成问题。参考文献[15],采用基于Q学习的网络拓扑优化方法,将回报函数设计为

$$f_R = \begin{cases} R_{\max} & (v_0 v_j), j = 1, 2, \dots, N \\ \frac{R_{\max}}{C_{ij}(t)} & (v_i, v_j), j = 1, 2, \dots, N, i \neq 0 \end{cases} \quad (30)$$

其中,某跟随者飞行器与领导者飞行器建立通信路由关系时,回报值为*R_{max}*;跟随者飞行器之间建立通信路由关系时,引入通信拓扑代价模型,回报值为*R_{max}*/*C_{ij}(t)*。

由此得到基于最小生成树的通信拓扑。

3) 基于战场威胁态势的通信拓扑切换策略。

由于编队构型的时变特征,战场威胁态势动态变化,不同时刻的编队构型决定不同的突防通道指标,根据突防通道指标高低,设计通信拓扑切换策略。

选择突防通道指标阈值*S*,根据式(19)计算时

刻 t 的突防通道指标 $S(t)$ 。

当 $S(t) > \bar{S}$ 时,通信拓扑 $G(t)$ 切换为基于最优刚性图模式;当 $S(t) \leq \bar{S}$ 时,通信拓扑 $G(t)$ 切换为最小生成树模式。

以 U 为更新周期,在选定的模型下,对通信拓扑 $G(t)$ 进行迭代计算,从而获取通信拓扑代价 $C(t)$ 的最小值。

注1 关于编队构型和通信拓扑优化的求解运用顺序,应用本文算法,包含如下阶段:

阶段1:确定编队构型。利用算法1的步骤1~步骤4,获得 $N+1$ 枚有翼飞行器的编队构型优化设计方案。

阶段2:确定时变编队构型的显式表达式。在上述编队构型基础上,利用算法2的步骤1~步骤4,推选出领导者飞行器,利用算法1的步骤5、步骤6,获得时变编队构型的显式表达式,即式(2)和式(3)。

阶段3:确定通信拓扑的生成和切换逻辑。在时刻 t ,根据算法1和式(19)计算相应的突防通道指标 $S(t)$ 。在上述编队构型和通信半径约束下,基于战场威胁态势的通信拓扑切换策略,采用基于最优刚性图(即算法2)或最小生成树的通信拓扑。

耦合求解流程如图8所示。

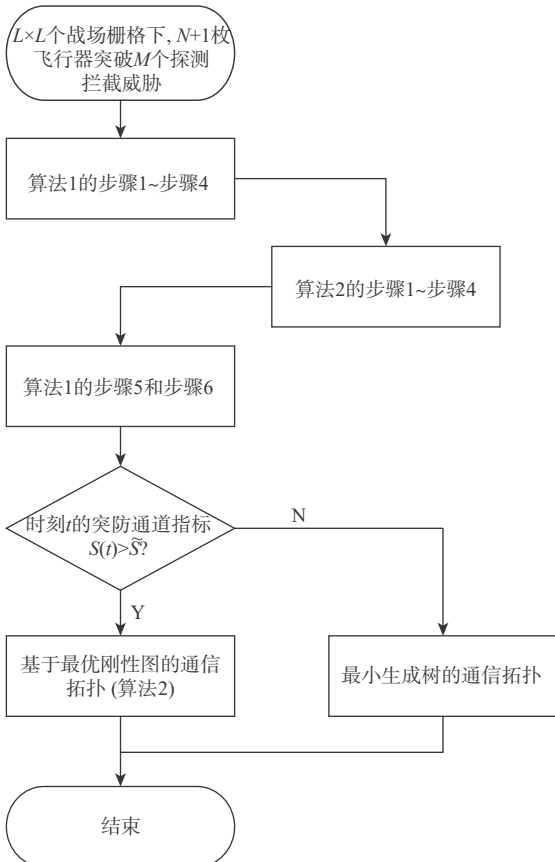


图8 编队构型和通信拓扑的耦合求解流程

Fig. 8 Joint design procedure of formation configuration and communication topology

4 仿真验证

考虑9枚有翼飞行器,突破15个探测拦截威胁,在平面300 km×300 km战场环境范围内遂行作战任务的情况。相邻组长距离 $R = 50$ km,同组中各枚相邻飞行器距离 $r = 10$ km。在 xOz 平面内,将战场栅格化为 $[-150,150]$ km× $[-150,150]$ km区域网格,各组长的几何中心选择在 $(-30,30)$ km处。在 t_1 时刻,有翼飞行器与探测拦截威胁的阵位设置如表2所示,性能指标如表3、表4所示。有翼飞行器

表2 阵位设置情况

Table 2 Formation setting

作战单元	x/km	z/km
几何中心	-30	30
威胁1	40	-60
威胁2	40	-70
威胁3	30	-50
威胁4	50	-50
威胁5	60	-30
威胁6	70	-40
威胁7	80	-40
威胁8	60	-40
威胁9	60	-50
威胁10	60	-60
威胁11	70	-50
威胁12	70	-60
威胁13	70	-70
威胁14	80	-50
威胁15	80	-60

表3 有翼飞行器性能指标

Table 3 Performance index of winged aircraft

R_{DE}/km	$\theta_R/(\text{°})$	P_{DE}	K_{DE}	m_{DE}	W/m
180	65	0.95	1.6	3	0.8
λ^1/m	A_{RCS}/m^2	m_{des}	R_{bat}/km	$V/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$a_{max}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$
5	0.3	0.5	300	2 000	60

表4 探测拦截威胁性能指标

Table 4 Performance indicators of detection and interception threat

R_{DE}/km	$\theta_R/(\text{°})$	P_{DE}	K_{DE}	m_{DE}	W/m
150	45	0.9	2	2	1
λ^1/m	A_{RCS}/m^2	m_{des}	R_{bat}/km	$V/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$a_{max}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$
7	0.9	0.3	300	1 000	120

的探测、反探测、机动规避能力权重分别设为 $\omega_1 = 0.2$ 、 $\omega_2 = 0.4$ 、 $\omega_3 = 0.4$, 探测拦截威胁的探测、反探测、机动拦截能力权重则分别设为 $\bar{\omega}_1 = 0.4$ 、 $\bar{\omega}_2 = 0.2$ 、 $\bar{\omega}_3 = 0.4$ 。

4.1 编队构型优化设计仿真

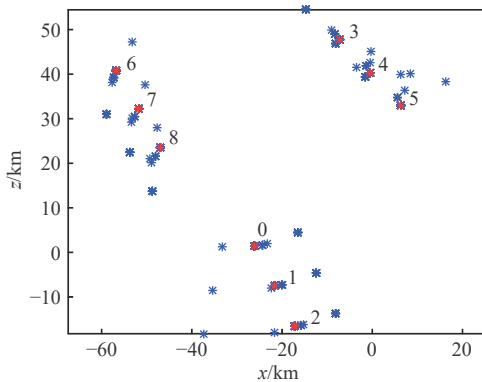
针对算法 1 中的步骤 1, 9 枚有翼飞行器存在 2 种编队编组方案, 具体如下:

1) 方案 1: 编队型别 3, 3 个组的基本队形分别为 3、3、3, 优化变量为 $\theta_1(t)$ 、 $\theta_2(t)$ 、 $\theta_3(t)$ 、 $\Phi(t)$ 。

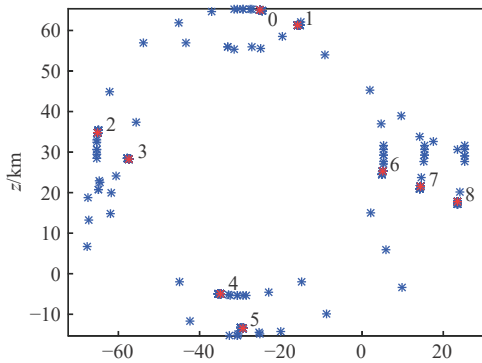
2) 方案 2: 编队型别 4, 4 个组的基本队形分别为 2、2、2、3, 优化变量为 $\theta_1(t)$ 、 $\theta_2(t)$ 、 $\theta_3(t)$ 、 $\theta_4(t)$ 、 $\Phi(t)$ 。

在步骤 2 中, 随机产生 30 个粒子组成的粒子群, 迭代次数 50 次, 选择惯性权重为 0.9, $c_1 = c_2 = 2$, 编组方案 1 目标搜索空间维数取 4, 编组方案 2 目标搜索空间维数取 5。

按照步骤 3 仿真计算, 在图中标出飞行器编号 0~8, 仿真结果如图 9~图 11 所示。图 9 给出了 2 种编组方案下编队构型优化结果。方案 1 编队构型演化过程如图 10 所示, 可以看出, 优化变量 $\theta_1(t_1)$ 、 $\theta_2(t_1)$ 、 $\theta_3(t_1)$ 、 $\Phi(t_1)$ 经过 17 轮迭代后, 突防通道逐渐增大并趋于平衡。图 10(c) 给出了 9 枚有翼飞行器产生的突防域 (式 (13)) 与 15 个探测拦截威胁



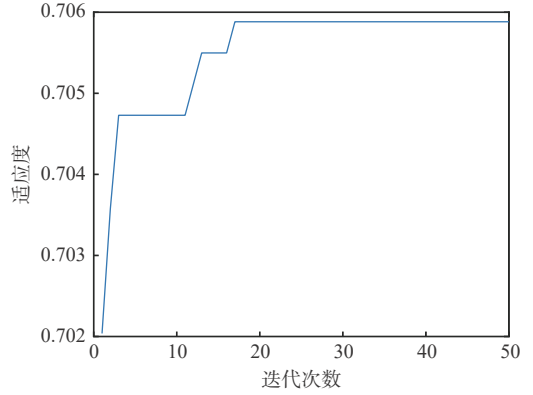
(a) 方案 1



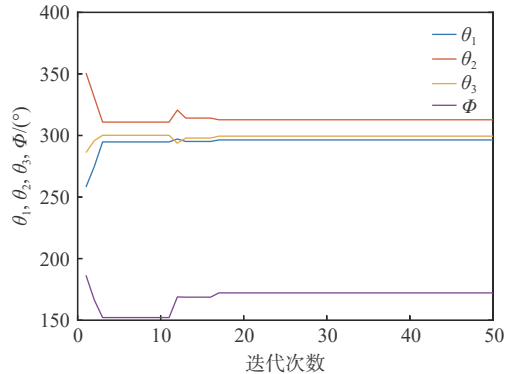
(b) 方案 2

* 优化后的站位 * 优化过程中的站位

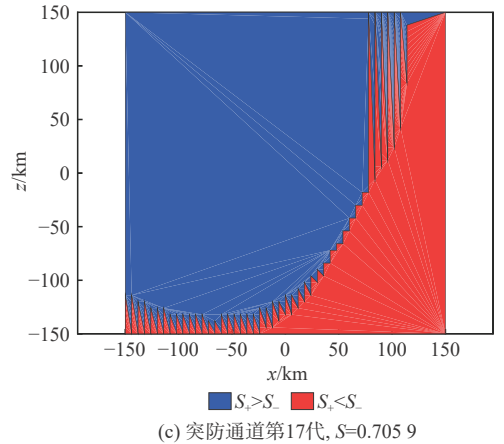
图 9 编队构型优化结果



(a) 适应度优化曲线



(b) 编队构型参数优化曲线



(c) 突防通道第 17 代, $S=0.705\ 9$

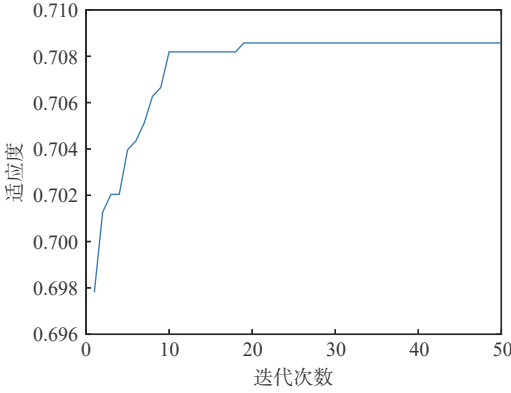
图 10 方案 1 编队构型演化过程

Fig. 10 Evolution process of formation configuration for option 1

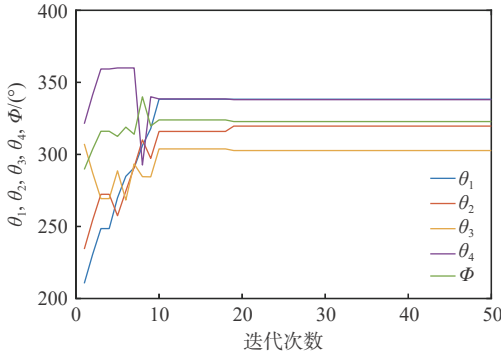
产生的拦截域 (式 (18)) 的对抗结果, 有翼飞行器针对探测拦截威胁产生的突防通道用蓝色区域表示, 否则用红色表示。方案 2 编队构型演化过程如图 11 所示, 同样可以看出, 优化变量 $\theta_1(t_1)$ 、 $\theta_2(t_1)$ 、 $\theta_3(t_1)$ 、 $\theta_4(t_1)$ 、 $\Phi(t_1)$ 在 19 轮次迭代后获得最优解。方案 1、方案 2 下编队构型优化参数在表 5 中给出, 方案 2 最大适应度高于方案 1, 根据步骤 4, 优选方案 2 作为编队构型优化方案。

0 号飞行器选为领导者飞行器, 仿真结果在 4.2 节详细讨论。以领导者飞行器 0 为参考, 根据算法 1 步骤 5, 可以得到最优编队构型下跟随者飞

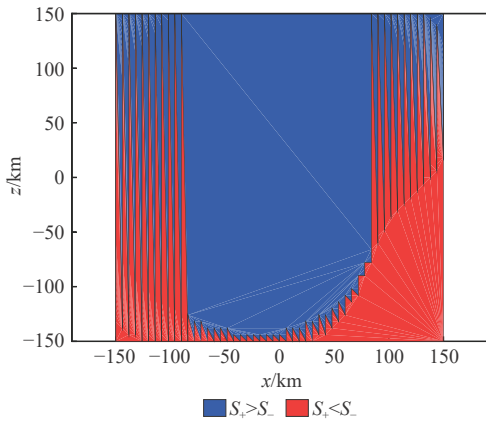
Fig. 9 Optimization results of formation configuration



(a) 适应性优化曲线



(b) 编队构型参数优化曲线



(c) 突防通道第19代, $S=0.7086$

图 11 方案 2 编队构型演化过程

Fig. 11 Evolution process of formation configuration for option 2

表 5 编队构型优化参数对比

Table 5 Comparison of formation configuration optimization parameters

编组方案	最大适应性	迭代次数	组员绕组长的旋转角度/(°)	各组长绕型别初始位置的旋转角度/(°)
方案1	0.7059	17	296.4, 312.8, 299.5	172.2
方案2	0.7086	19	338.3, 319.6, 302.7, 338	322.8

飞行器 1~8 对于领导者飞行器 0 的相对距离 A_i ($i=1, 2, \dots, 8$) 和相对相位 φ_i ($i=1, 2, \dots, 8$), 如表 6 所示。

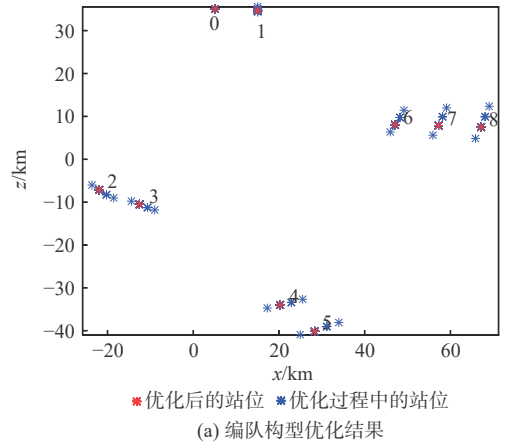
根据算法 1 步骤 6, 各组长的几何中心选择在

表 6 时变编队构型参数设计结果

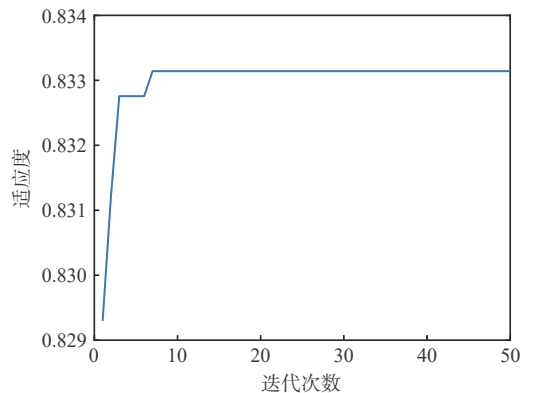
Table 6 Design results of time-varying formation vector parameters

飞行器	相对距离 A_i /km	相对相位 φ_i /(°)
飞行器1	10	-21.71
飞行器2	50	-142.78
飞行器3	48.84	-131.25
飞行器4	70.71	-97.78
飞行器5	78.59	-93.05
飞行器6	50	-52.78
飞行器7	58.82	-47.8
飞行器8	67.96	-44.12

18 s 后 $t_2(t_2 = t_1 + 18 \text{ s})$ 的 (0,0) km。固化优化变量 $\theta_1(t_2) = \theta_1(t_1), \theta_2(t_2) = \theta_2(t_1), \theta_3(t_2) = \theta_3(t_1), \theta_4(t_2) = \theta_4(t_1)$, 假设此时探测拦截威胁位置、数量无变化, 各组长绕型别初始位置的旋转角度 $\Phi(t_2)$ 的优化仿真结果如图 12 所示。可以看出, 经 7 代迭代计算后收敛到最优解 $\Phi(t_2) = 339.7^\circ$, 此时突防通道指标达到 0.8331。进而由式 (1) 计算得到: $\omega = (339.7 - 322.8)/18 = 0.94$ (°)/s = 0.016 rad/s。



(a) 编队构型优化结果



(b) 适应性优化曲线

图 12 各组长绕型别初始位置的旋转角度优化结果

Fig. 12 Result of optimizing rotation angle of each group around type reference position

因此, 时变编队构型设计如下:

$$\begin{cases} \mathbf{h}_1(t) = [10[\sin(0.016t - 21.71), \cos(0.016t - 21.71)]^T, 0.16[\cos(0.016t - 21.71), -\sin(0.016t - 21.71)]^T]^T \\ \mathbf{h}_2(t) = [50[\sin(0.016t - 142.78), \cos(0.016t - 142.78)]^T, 0.8[\cos(0.016t - 142.78), -\sin(0.016t - 142.78)]^T]^T \\ \mathbf{h}_3(t) = [48.84[\sin(0.016t - 131.25), \cos(0.016t - 131.25)]^T, 0.78[\cos(0.016t - 131.25), -\sin(0.016t - 131.25)]^T]^T \\ \mathbf{h}_4(t) = [70.71[\sin(0.016t - 97.78), \cos(0.016t - 97.78)]^T, 1.13[\cos(0.016t - 97.78), -\sin(0.016t - 97.78)]^T]^T \\ \mathbf{h}_5(t) = [78.59[\sin(0.016t - 93.05), \cos(0.016t - 93.05)]^T, 1.26[\cos(0.016t - 93.05), -\sin(0.016t - 93.05)]^T]^T \\ \mathbf{h}_6(t) = [50[\sin(0.016t - 52.78), \cos(0.016t - 52.78)]^T, 0.8[\cos(0.016t - 52.78), -\sin(0.016t - 52.78)]^T]^T \\ \mathbf{h}_7(t) = [58.82[\sin(0.016t - 47.8), \cos(0.016t - 47.8)]^T, 0.94[\cos(0.016t - 47.8), -\sin(0.016t - 47.8)]^T]^T \\ \mathbf{h}_8(t) = [67.96[\sin(0.016t - 44.12), \cos(0.016t - 44.12)]^T, 1.09[\cos(0.016t - 44.12), -\sin(0.016t - 44.12)]^T]^T \end{cases} \quad (31)$$

4.2 通信拓扑优化设计仿真

编队构型采用方案 2 优化结果, 如图 11(b) 所示。每个节点最大通信半径均为 80 km, 初始能量均为 100 kWh。通信中仿真参数设置为: $e_{ele} = 0.5$ Wh/bit, $e_{amp} = 0.1$ Wh/(bit · m⁻²), $b = 50$, $\lambda = 2.3$ 。下面用 3 个仿真算例验证通信拓扑设计优化情况。

1) 情况 1: 基于最优刚性图的通信拓扑优化仿真。针对算法 2 中的步骤 1、步骤 2, 可以得到 9 枚有翼飞行器的物理邻居节点集和最大功率拓扑 $\mathbf{G}_0(t)$, $\mathbf{G}_0(t)$ 包含 33 条无向路径, 表明有翼飞行器间最大可建立无向路由关系数目为 33, 如图 13 所示。更新周期 U 取 1 s, 迭代计算通信拓扑代价 $C_{ij}(i, j = 0, 1, \dots, 8, i \neq j)$ 。在步骤 3 中, 按照扩展行、求秩的方法求解刚性矩阵 \mathbf{M} , 在每个更新周期

得到最优刚性图 $\mathbf{G}(t)$ 。

仿真结果如图 14~图 16 所示。在算法 2 作用

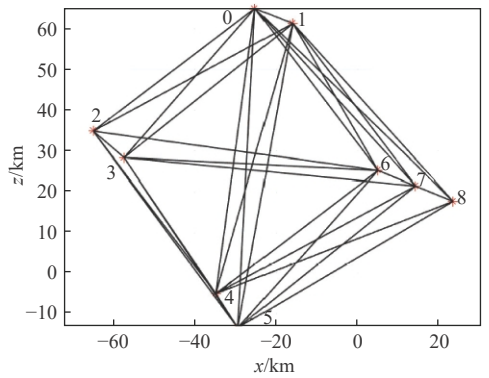


图 13 最大功率拓扑结构

Fig. 13 Structure of maximum power topology

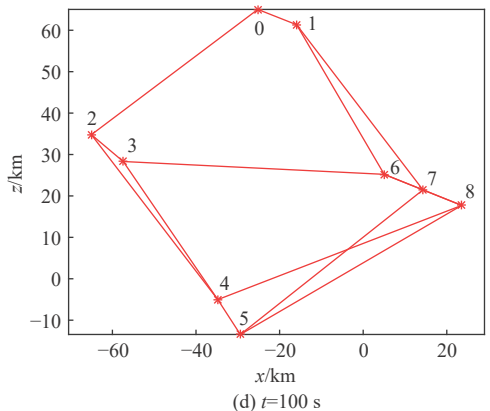
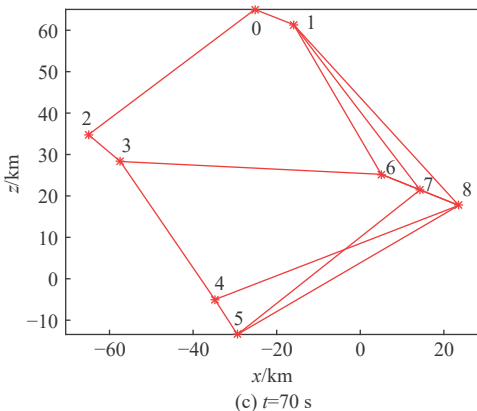
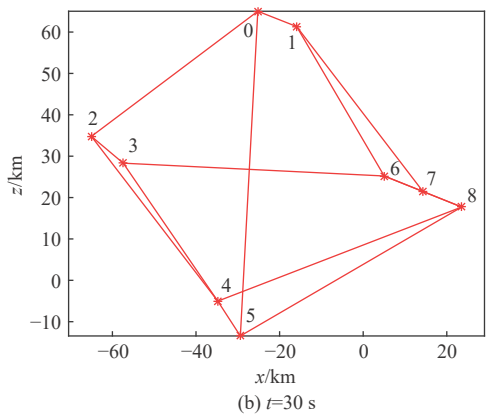
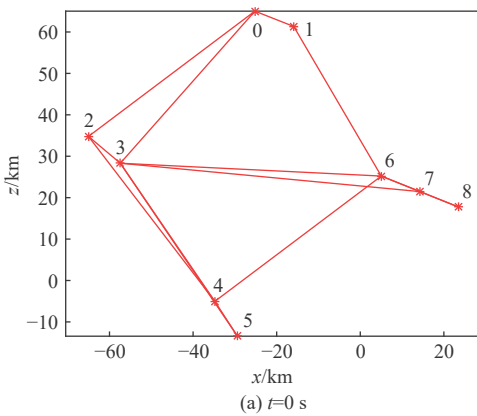
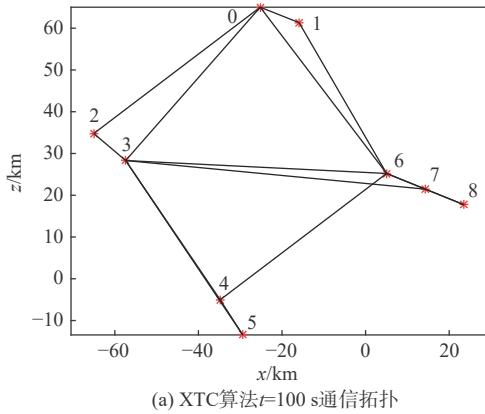
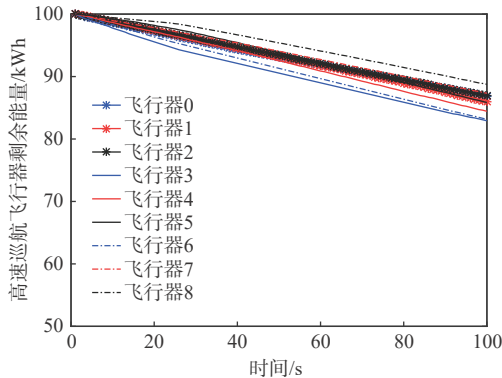
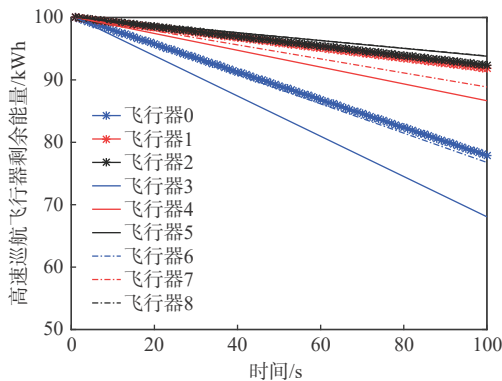


图 14 不同时刻通信拓扑优化过程

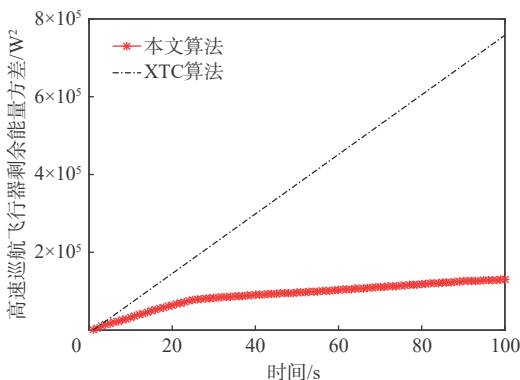
Fig. 14 Communication topology optimization process at different times

(a) XTC算法 $t=100$ s通信拓扑

(b) 本文算法各节点剩余能量演化



(c) XTC算法各节点剩余能量演化



(d) 有翼飞行器剩余能量方差对比

图 15 能量耗散优化结果比较

Fig. 15 Comparison of energy dissipation optimization results

下,9枚有翼飞行器在 $t=0,30,70,100$ s时刻的通信拓扑截图如图 14 所示,飞行器 3 作为信息中继枢纽承担大量信息交互任务,断开飞行器 3 与飞行器

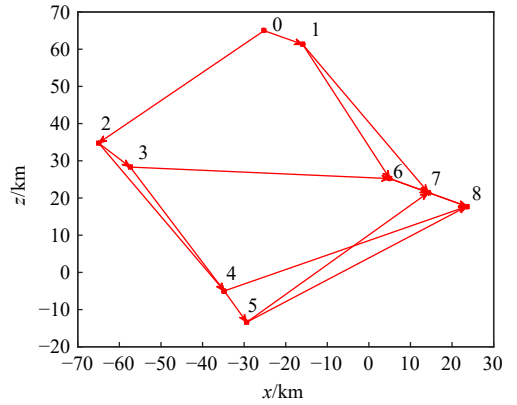


图 16 基于最优持久图的通信拓扑优化结果

Fig. 16 Optimization results of communication topology based on optimal persistence graph

7 的通信链路可减少冗余能量消耗,保留飞行器 4 与飞行器 8 的长距离通信链路可平衡通信网络能量耗散。图 15(b)给出了通信过程中能量耗散情况,可以看出,各枚有翼飞行器较为均衡地调控通信负载。为进一步验证本文算法的有效性,增加一组仿真实验,引入文献 [39] 中的 XTC 算法作比较,仿真结果如图 15(a)、图 15(c)所示,XTC 算法也可起到简化通信拓扑的作用,但在通信能量均衡方面弱于本文算法。随着传送数据分组个数的增加,本文算法各节点剩余能量方差变化平稳且保持在较低水平,而 XTC 算法剩余能量方差则急剧增加,可以预见飞行器 3 能量耗尽时间将显著早于其他飞行器,飞行器 8 则因通信资源“闲置”能量消耗速度慢于其他飞行器。

根据算法 2 中步骤 4,对图 14(d)所示最优刚性图进行持久化,得到时刻 $t=100$ s时最优持久图 $G^*(t)$ 如图 16 所示。其中,飞行器 0 的入度为 0,故将飞行器 0 推选为领导者飞行器,飞行器 1~8 为跟随者飞行器。由步骤 5,保留领导者飞行器 0 到相邻飞行器的有向通信链路,无向化跟随者飞行器 1~8 间的通信路径,得到通信拓扑 $G(t)$ 如图 17 所示,实现了能量消耗低与通信网络容错性强兼顾的通信拓扑结构。

2) 情况 2: 基于最小生成树的通信拓扑优化仿真。9 枚有翼飞行器的物理邻居节点集及最大功率拓扑同情况 1。构造 9×9 的矩阵,选择 $R_{\max} = \max(10/C_{ij})$, $\alpha = 0.9$, $\varepsilon = 0.2$ 。

仿真结果如图 18~图 20 所示。图 18 展示了最大通信半径 80 km 设定下,基于最小生成树的通信拓扑优化结果。图 19 以飞行器 4 为例,给出了 Q 值网络的训练情况。可以看出,在前 130 个训练周期中,飞行器 4 与其余飞行器的路由效果存在持续波动现象,该阶段 Q 值网络输出的策略用以探索各种可能的策略为主。经过前 130 个训练周期后,

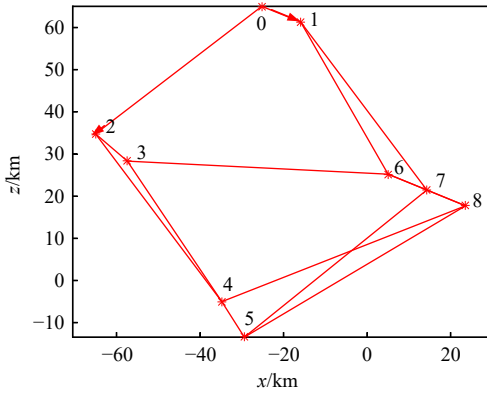


图 17 基于最优刚性图的通信拓扑优化结果

Fig. 17 Optimization results of communication topology based on optimal rigid graph

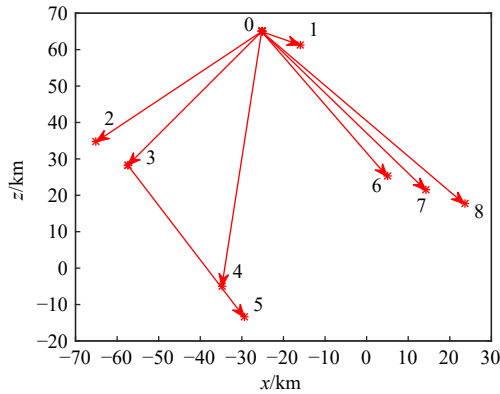


图 18 基于最小生成树的通信拓扑优化结果

Fig. 18 Optimization results of communication topology based on minimum spanning tree

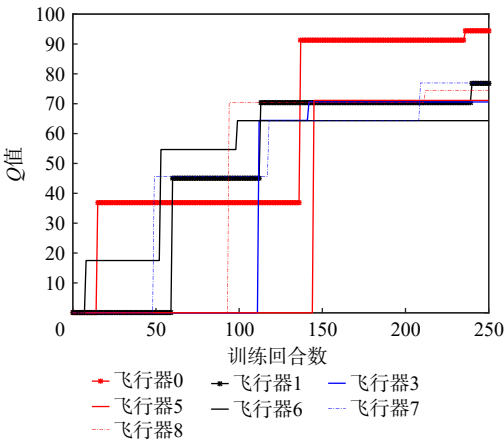


图 19 飞行器 4 的 Q 值网络训练效果

Fig. 19 Training effect of Q-value network for aircraft 4

Q 值网络对整个样本空间进行了相对全面的采样, 基于采样数据通过训练不断对 Q 值进行泛化直至趋近于常数, 飞行器 4 以最小信息流(即 Q 值最大)为原则建立起与飞行器 0 的有向通信链路。其他飞行器路由策略参照飞行器 4 获得。

为进一步验证本文方法有效性, 引入了其他

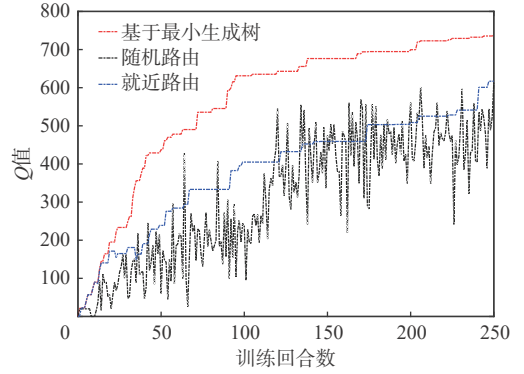


图 20 不同路由策略下的最优表现

Fig. 20 Optimal performance of different routing strategies

2 种路由策略进行对比:

① 随机路由策略: 每个有翼飞行器在最大半径范围内随机选择与其他成员建立信息链路。

② 就近路由策略: 每个有翼飞行器与离自己最近的其他成员建立信息链路。

3 种路由策略的仿真结果如图 20 所示。可以看出, 基于最小生成树的网络连通控制方法比其他策略具备最小信息流优势, 而随机路由策略、就近路由策略既不能保证以领导者飞行器为根节点的生成树, 也难以取消不必要的冗余通信链路。方法在无先验知识前提下自动学到了如何以最节约信息资源获取最基本协同控制信息流的策略。

3) 情况 3: 通信拓扑切换仿真。仿真算例用于测试本节中 2 种通信拓扑结构随突防通道指标的切换作用效果。

考虑在 9 枚有翼飞行器在突破探测拦截威胁过程中, 领导者飞行器从图 9(b) 所示初始阵位向 (75, -35) km 处机动, 用时 60 s, 通信拓扑更新周期 U 取 10 s。根据式 (31), 有翼飞行器在不同时刻(0,10,20,30, 40,50,60 s)的编队构型位置截图如图 21 所示。

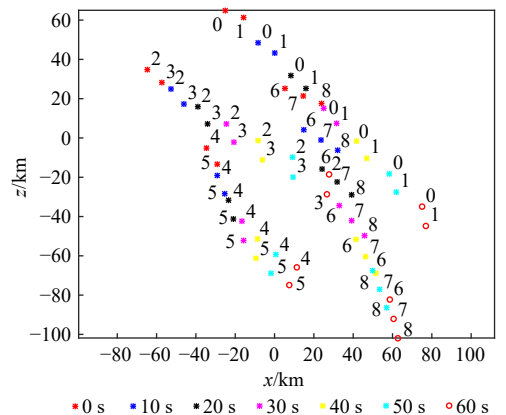


图 21 9 枚有翼飞行器在 0~60 s 内不同时刻编队构型位置截图

Fig. 21 Screenshot of formation configuration positions of 9 winged aircraft during 0 to 60 s

设计通信拓扑切换策略,选择突防通道指标阈值 $\bar{S} = 0.75$,仿真结果如图 22~图 24 所示。通信拓扑切换结果在图 22 中给出,可以看出,通信拓扑以 10 s 为间隔,按照 $G_1 \rightarrow G_2 \rightarrow G_3 \rightarrow G_4 \rightarrow G_5 \rightarrow G_6$ 顺序进行切换。图 23 给出了 9 枚有翼飞行器间的通信拓扑切换信号,其中, $\delta(t)$ 的取值分别对应图 22 中相应序号下的通信拓扑。图 24 给出了突防通道指标 $S(t)$ 变化情况,在 0~10 s、

50~60 s 期间, $S(t) < \bar{S}$,有翼飞行器需要静默飞行降低被探测风险,此时基于最小生成树构建通信拓扑 G_1 、 G_6 ,实现了最小信息流需求;而在 10~50 s 期间, $S(t) > \bar{S}$,有翼飞行器占据战场主导权,此时基于最优刚性图构建通信网络 G_2 、 G_3 、 G_4 、 G_5 ,满足能量消耗低与通信网络容错性强需求。综上所述,多枚有翼飞行器实现了通信拓扑的有效切换。

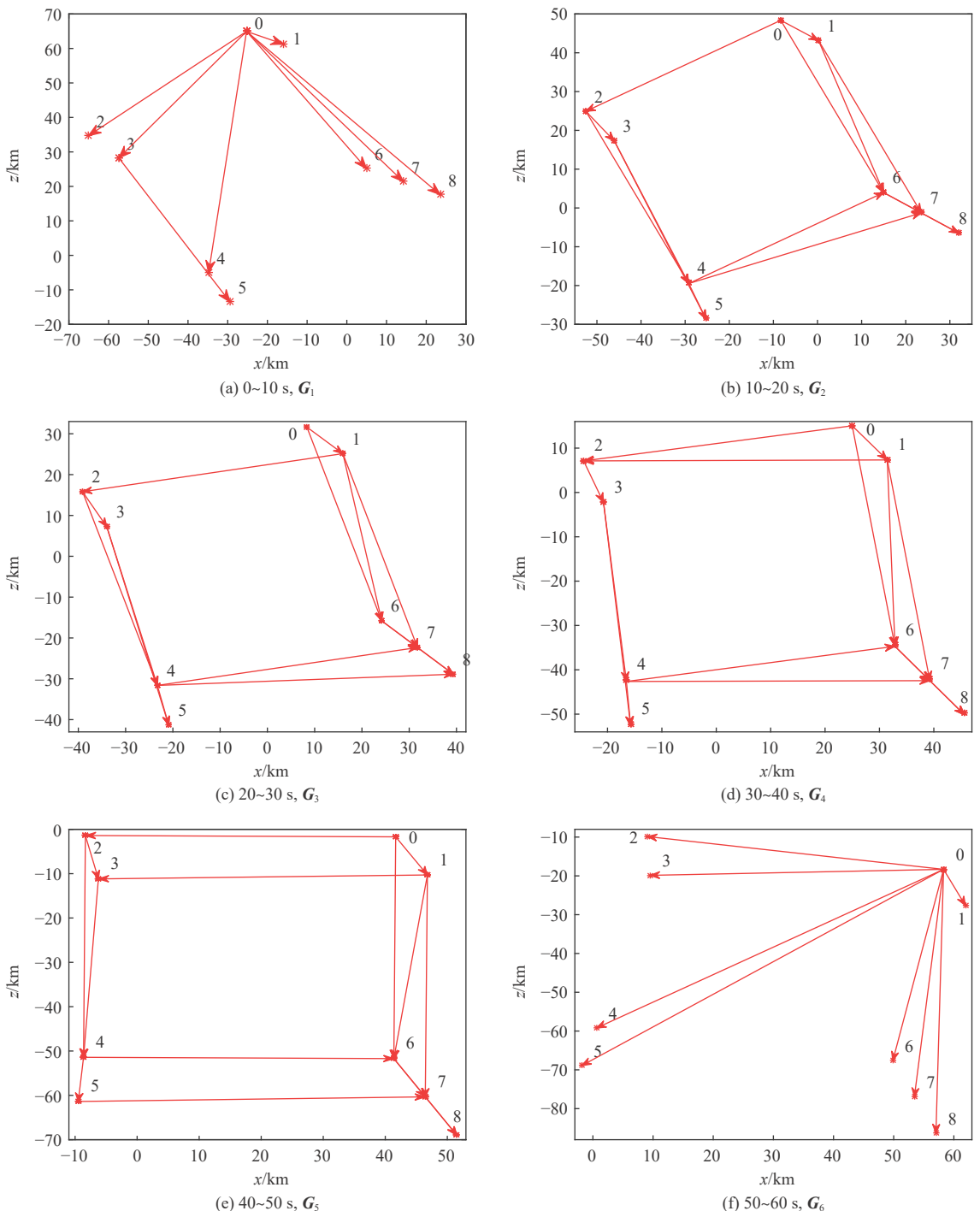


图 22 通信拓扑切换过程

Fig. 22 Communication topology switching process

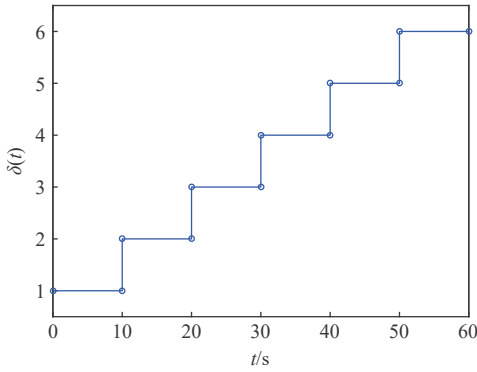


图23 通信拓扑切换信号

Fig. 23 Communication topology switching signal

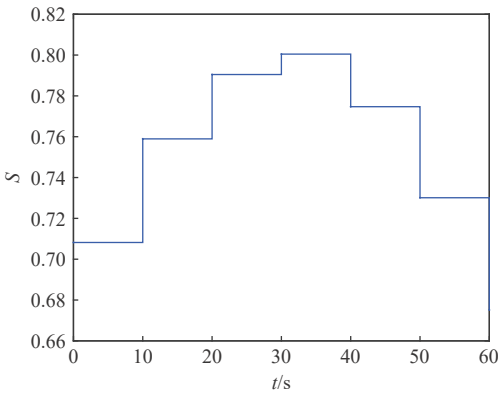


图24 突防通道指标变化情况

Fig. 24 Changes in penetration channel indicators

5 结论

本文研究了有翼飞行器编队协同突防过程中的编队构型和通信拓扑的优化设计问题,提出了基于突防通道的编队构型优化方法,设计了基于最优刚性图和最小生成树的通信拓扑生成和切换逻辑。具体结论如下:

1) 飞行器通信连接关系动态变化下,针对描述编队构型的空间站位关系时参考基准不能事先选取的难题,通过通信拓扑优化获得领导者飞行器角色,先以各组长的几何中心作为参考基准,再转换到领导者飞行器上,实现通信拓扑对编队构型优化的促进作用。

2) 针对飞行器、拦截力量、战场三者间的对抗映射关系建模问题,提出了有翼飞行器突防通道模型,可以表征有翼飞行器、探测拦截威胁在各战场栅格处的探测、反探测、机动规避3个维度的能力对抗特征。

3) 针对飞行器间距离影响路由选择问题,引入了通信拓扑代价模型,基于编队构型约束,在2种战场威胁态势情况下构建并优化出通信拓扑,实现了编队构型与通信拓扑的耦合设计。

4) 针对兼顾多重目标的通信拓扑优化问题,提出了基于最小生成树和最优刚性图的通信拓扑优化设计方法,给出了基于战场威胁态势的拓扑切换策略,实现了兼顾编队跟踪控制信息交互需求与均衡通信能量消耗目标的通信拓扑结构。

参考文献 (References)

- [1] 段海滨,邱华鑫.基于群体智能的无人机集群自主控制[M].北京:科学出版社,2018.
DUAN H B, QIU H X. Unmanned aerial vehicle swarm autonomous control based on swarm intelligence[M]. Beijing: Science Press, 2018(in Chinese).
- [2] 董文奇,何锋.大规模 UAV 编队信息交互拓扑的分级分布式生成[J].航空学报,2021,42(6): 324380.
DONG W Q, HE F. Hierarchical and distributed generation of information interaction topology for large scale UAV formation[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(6): 324380(in Chinese).
- [3] 冉华明,熊蓉玲.空战中机群编队分层优化算法[J].航空学报,2020,41(增刊2): 724257.
RAN H M, XIONG R L. Hierarchical optimization algorithm for fleet formation in air combat[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(Sup 2): 724257(in Chinese).
- [4] DUAN H B, ZHAO J X, DENG Y M, et al. Dynamic discrete pigeon-inspired optimization for multi-UAV cooperative search-attack mission planning[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2021, 57(1): 706-720.
- [5] 杨之元,段海滨,范彦铭.基于莱维飞行鸽群优化的仿雁群无人机编队控制器设计[J].中国科学:技术科学,2018,48(2): 161-169.
YANG Z Y, DUAN H B, FAN Y M. Unmanned aerial vehicle formation controller design via the behavior mechanism in wild geese based on Levy flight pigeon-inspired optimization[J]. Scientia Sinica (Technologica), 2018, 48(2): 161-169(in Chinese).
- [6] GUO J G, HU G J, GUO Z Y, et al. Evaluation model, intelligent assignment, and cooperative interception in multimissile and multi-target engagement[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2022, 58(4): 3104-3115.
- [7] 于江龙,董希旺,李清东,等.拦截机动目标的分布式协同围捕制导方法[J].航空学报,2022,43(9): 325817.
YU J L, DONG X W, LI Q D, et al. Distributed cooperative encirclement hunting guidance method for intercepting maneuvering target[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(9): 325817(in Chinese).
- [8] WU J, LUO C B, LUO Y, et al. Distributed UAV swarm formation and collision avoidance strategies over fixed and switching topologies[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 52(10): 10969-10979.
- [9] SHIN H S, ANTONIADIS A F, TSOURDOS A. Parametric study on formation flying effectiveness for a blended-wing UAV[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2019, 93(1): 179-191.
- [10] ZHAO Q L, DONG X W, SONG X, et al. Time-varying formation pursuit based cooperative guidance for multiple missiles to intercept a maneuvering target[C]//Proceedings of the 37th Chinese Con-

- trol Conference. Piscataway: IEEE Press, 2018: 4779-4784.
- [11] 杨秀霞, 罗超, 张毅, 等. 导弹编队队形参数优化设计[J]. 飞行力学, 2018, 36(6): 54-58.
YANG X X, LUO C, ZHANG Y, et al. Optimization for multi-missile formation parameters[J]. *Flight Dynamics*, 2018, 36(6): 54-58 (in Chinese).
- [12] SUN Z Y, YANG J Y. Multi-missile interception for multi-targets: dynamic situation assessment, target allocation and cooperative interception in groups[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2022, 359(12): 5991-6022.
- [13] DONG X W, ZHOU Y, REN Z, et al. Time-varying formation tracking for second-order multi-agent systems subjected to switching topologies with application to quadrotor formation flying[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(6): 5014-5024.
- [14] WANG Y Z, SHAN M, WANG D W. Motion capability analysis for multiple fixed-wing UAV formations with speed and heading rate constraints[J]. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 2020, 7(2): 977-989.
- [15] 徐星光, 王晓峰, 姚璐, 等. 固定翼无人机编队构型与通信拓扑优化[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(9): 2936-2946.
XU X G, WANG X F, YAO L, et al. Formation configuration and communication topology optimization for fixed-wing UAVs[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2022, 44(9): 2936-2946 (in Chinese).
- [16] CUI G Z, XU H, CHEN X K, et al. Fixed-time distributed adaptive formation control for multiple QUAVs with full-state constraints[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(4): 4192-4206.
- [17] DE LIMA FILHO G M, KUROSWICKI A R, MEDEIROS F L L, et al. Optimization of unmanned air vehicle tactical formation in war games[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 21727-21741.
- [18] YANG Y, LIU Q D, TAN H R, et al. Collision-free and connectivity-preserving formation control of nonlinear multi-agent systems with external disturbances[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(8): 9956-9968.
- [19] HU W J, YU Y, LIU S M, et al. Multi-UAV coverage path planning: a distributed online cooperation method[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(9): 11727-11740.
- [20] 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.
- [21] 王芳. 导弹编队协同突防—攻击一体化队形优化设计及最优控制研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
WANG F. Research on optimal design and optimal control of missile formation cooperative penetration-attack integrated formation [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016 (in Chinese).
- [22] GONG X, GONG L Q, HUANG T W, et al. Resilient path planning of UAV formation flight against covert attacks on ultra-wideband sensors[J]. *IEEE Transactions on Industrial Cyber-Physical Systems*, 2023, 1: 101-112.
- [23] GONG X, BASIN M V, FENG Z G, et al. Resilient time-varying formation-tracking of multi-UAV systems against composite attacks: a two-layered framework[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2023, 10(4): 969-984.
- [24] YIN T T, GU Z, XIE X P. Observer-based event-triggered sliding mode control for secure formation tracking of multi-UAV systems[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2023, 10(2): 887-898.
- [25] ZHANG Z Y, DUAN H B, CHEN W. Leader-follower formation control via fixed-time distributed observer over directed topology: theories and applications[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2025, 72(9): 5033-5045.
- [26] XU L W, JIN X J, WANG Y, et al. Stochastic stable control of vehicular platoon time-delay system subject to random switching topologies and disturbances[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(6): 5755-5769.
- [27] 王国强. 面向队形保持的无人机编队信息交互拓扑优化问题的研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2016.
WANG G Q. Research on information exchange topology optimization problem of UAV formation during formation keeping[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2016 (in Chinese).
- [28] ZHANG Y F, WU Z G, SHI P. Resilient event-/self-triggering leader-following consensus control of multiagent systems against DoS attacks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(4): 5925-5934.
- [29] JIANG X L, XIA G H. Nonfragile formation control of leaderless unmanned surface vehicles with memory sampling data and packet loss[J]. *IEEE Systems Journal*, 2023, 17(2): 3026-3035.
- [30] YANG J, SUN K X, HE H S, et al. Dynamic virtual topology aided networking and routing for aeronautical ad-hoc networks[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(7): 4702-4716.
- [31] 冯志高, 关成启, 张红文. 高超声速飞行器概论[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2016.
FENG Z G, GUAN C Q, ZHANG H W. An introduction to hypersonic aircraft[M]. Beijing: Beijing Insitute of Technology Press, 2016 (in Chinese).
- [32] KOUSHIK A M, HU F, KUMAR S. Deep Q-learning-based node positioning for throughput-optimal communications in dynamic UAV swarm network[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2019, 5(3): 554-566.
- [33] LUO X Y, ZHONG W J, LI X L, et al. Rigid graph-based three-dimension localization algorithm for wireless sensor networks [J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2018, 29(5): 927-936.
- [34] LUO X, LIU D, GUAN X, et al. Flocking in target pursuit for multi-agent systems with partial informed agents[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2012, 6(4): 560-569.
- [35] 罗小元, 邵士凯, 关新平, 等. 多智能体最优持久编队动态生成与控制[J]. 自动化学报, 2013, 39(9): 1431-1438.
LUO X Y, SHAO S K, GUAN X P, et al. Dynamic generation and control of optimally persistent formation for multi-agent systems[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(9): 1431-1438 (in Chinese).
- [36] BERADY A, JAUME M, TONG V V T, et al. From TTP to IoC: advanced persistent graphs for threat hunting[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2021, 18(2): 1321-1333.
- [37] 罗贺, 李晓多, 王国强. 能耗均衡的三维最优持久编队通信拓扑生成[J]. 航空学报, 2022, 43(1): 324922.

- LUO H, LI X D, WANG G Q. Energy-balanced communication topology generation of three-dimensional optimally persistent formation[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(1): 324922(in Chinese).
- [38] 徐星光, 廖志刚, 任章, 等. 战术导弹分层混合贝叶斯网络测试性建模和评价方法[J]. *战术导弹技术*, 2019(6): 1-8.
- XU X G, LIAO Z G, REN Z, et al. Hierarchical hybrid testability modeling and evaluation based on Bayesian network for tactical missiles[J]. *Tactical Missile Technology*, 2019(6): 1-8(in Chinese).
- [39] KUHN F, WATTENHOFER R, ZOLLINGER A. An algorithmic approach to geographic routing in ad hoc and sensor networks[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2008, 16(1): 51-62.

Optimization design method of winged aircraft formation configuration and communication topology for cooperative penetration

XU Xingguang^{1, 2}, YU Jianglong^{1, *}, GUO Hongfei², REN Zhang¹

(1. School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;

2. Beijing Institute of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing 100074, China)

Abstract: In the cooperative penetration application scenario, there is an immediate need to optimize the communication topology and wing aircraft formation structure. A formation configuration optimization design method based on penetration thoroughfares is proposed to address the issues of reference benchmark selection and modeling of aircraft/interception force/battlefield relationships in formation configuration optimization. The leader aircraft's role is obtained by the optimization of the communication topology. The formation configuration is referenced by the geometric centers of the leader aircraft and each team leader in turn. Explicit expressions for the formation configuration are designed to eliminate the dependence on obtaining prior information about the leader aircraft. A penetration thoroughfares model is established for winged aircraft to ensure their advantages in detection, anti-detection, and maneuver avoidance capabilities at various battlefield grids. To address the issue of balancing information sharing and network load on communication topology optimization, a communication topology is constructed under the constraints of formation configuration. In order to optimize both formation configuration and communication topology, a topology switching strategy depending on battlefield conditions is suggested after a communication topology optimization approach based on minimal spanning tree and optimal rigid graph is presented. Finally, the effectiveness of the designed optimization method is verified by taking the cooperative penetration against military threats for winged aircraft as an example.

Keywords: winged aircraft; formation cooperative penetration; formation configuration; communication topology; optimization

Received: 2023-12-18; Accepted: 2024-03-29; Published Online: 2024-05-16 10:44

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240514.1550.002

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (62103016,U2241217,61973013,62103023); Young Elite Scientist Sponsorship Program by BAST (BYESS2022186)

* Corresponding author. E-mail: sdxyjl@buaa.edu.cn

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0379

不确定环境下多机器人协同区域搜索与覆盖方法

曹凯^{1,2}, 陈阳泉², 魏云博¹, 高嵩^{1,*}, 阎坤¹, 丁羽菲¹

(1. 西安工业大学 电子信息工程学院, 西安 710021; 2. 加州大学默塞德分校 工程学院, 默塞德 95343)

摘要: 针对未知环境下的多机器人协同搜索和源定位问题, 提出一种基于 Voronoi 图的分布式协同区域搜索和覆盖方法。该方法考虑机器人的实际尺寸和定位误差引起的碰撞问题, 根据每个机器人的定位不确定性半径构造 Voronoi 缓冲区域以保障安全性。利用稀疏高斯过程回归和引入不确定正则项的质心 Voronoi 划分 (CVT) 算法重建未知浓度场的分布, 并进行协同覆盖; 提出一种自适应环境探索策略, 实现无先验信息下的环境探索。仿真实验表明: 所提方法能够快速完成对未知环境的探索, 并准确定位到污染源的位置。

关键词: 多机器人; Voronoi 划分; 源定位; 稀疏高斯过程回归; 协同覆盖

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2026)02-0404-11

近年来, 多机器人系统已被广泛应用于污染环境的探索^[1-4], 而该类任务通常具有高复杂性、实时性和准确性的特点^[5], 通过将多个机器人组成集群, 可以实现协同作业、信息共享和优势互补, 从而在复杂的环境中高效、准确地完成污染源探索任务。因此, 需要制定合理且高效的探索策略, 通过机器人自主决策, 选择最佳探索位置。

在未知环境的覆盖探索方面, 国内外学者已经进行了广泛的研究^[6-9]。这些研究通常以搭载传感器的移动机器人作为载体, 借助密度梯度^[10-11]、信息熵^[12-14]或贝叶斯方法^[15-17]等完成污染源的定位。文献[18]提出一种污染源自适应搜索方法, 通过估计气味羽流源的梯度实现对目标污染源的定位, 但梯度方法易使机器人陷入局部最优。文献[19]提出一种基于神经网络的动态覆盖和源定位框架, 使用神经网络根据浓度和距离信息控制机器人, 并设置适应度函数以选择性能最佳的神经网络。文献[20]提出一种基于局部粒子群优化的概率搜索策略, 基于粒子群算法为无人机指派探索或

开发任务, 并通过贝叶斯模型更新污染源位置概率图。然而, 启发式智能算法的缺陷在于难以对场源进行建模。文献[21]使用粒子滤波和信息熵来跟踪羽流源, 并基于疑似目标的熵增益和重复探索得分设计目标函数, 通过人工势场法消除伪源的干扰。文献[22]考虑污染源覆盖控制中的机器人健康损耗问题, 提出一种能量优化管理策略, 并结合质心 Voronoi 划分 (centroidal Voronoi tessellation, CVT) 算法设计编队代价函数, 提升编队覆盖的鲁棒性。文献[23]提出一种基于深度强化学习的源搜索方法, 将搜索过程表述为部分可观测的马尔可夫决策过程, 并采用深度 Q 网络 (deep Q-network, DQN) 算法为搜索任务找到最优策略, 该方法的搜索结果较好, 但模型训练的时间成本过大。文献[24]提出一种结合 Voronoi 划分和深度强化学习的协同探索策略, 通过生成动态 Voronoi 分区来为不同机器人分配探索区域, 并基于不同探索场景选择深度或广度优先策略, 通过深度强化学习进行障碍物的避碰。然而, 传统 CVT 算法并不适用于密度

收稿日期: 2024-06-04; 录用日期: 2024-08-17; 网络出版时间: 2024-09-12 17:31

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240912.1000.001

基金项目: 国家自然科学基金青年基金 (62103315); 陕西省科技厅项目 (2022GY-238, 2022QFY01-16, 2023-ZDLNY-61); 信息融合技术教育部重点实验室开放基金 (202312-IFTKFKT-007); 国家外国专家项目 (H20251091)

*通信作者. E-mail: gaos@xatu.edu.cn

引用格式: 曹凯, 陈阳泉, 魏云博, 等. 不确定环境下多机器人协同区域搜索与覆盖方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52(2): 404-414. CAO K, CHEN Y Q, WEI Y B, et al. Multi-robot cooperative area search and coverage method in uncertain environments [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52(2): 404-414 (in Chinese).

函数未知的情况。针对该问题,文献[25]提出一种基于高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)的分布式自适应覆盖算法,通过先验信息在线学习环境模型,引导机器人探索不确定性较大的位置,最终重建整个场源的分布,但该算法在大数据集时的计算复杂度高,模型训练的时间消耗较大,导致编队效率低下。因此,本文提出了一个新的框架,使用基于CVT的多机器人覆盖对环境进行估计,主要贡献如下:

- 1) 考虑了机器人的位置不确定性影响,通过构建缓冲Voronoi细胞提升机器人间的安全性。
- 2) 以稀疏高斯过程回归方法构建未知环境的密度函数模型,以引入不确定性的CVT算法为机器人规划任务区域和探索目标点,实现最优覆盖。
- 3) 本文方法为预测环境分布提供了较高的预测精度,并降低了模型不确定性,提高了多机器人的覆盖性能和预测性能。

1 Voronoi划分

1.1 质心Voronoi划分

考虑 n 个机器人在环境 $\Omega \subseteq \mathbf{R}^2$ 中移动,Voronoi细胞的定义如下:

$$V_i = \{p \in \Omega \mid \|q - p_i\| < \|q - p_j\|, \forall j \neq i\} \quad (1)$$

式中: $i, j = 1, 2, \dots, n$; q 为 Ω 中的任意点; p_i 为机器人 i 的位置点; $\|\cdot\|$ 表示 \mathbf{R}^2 上的欧几里得范数。

一般,通过密度函数的数值反映机器人对目标区域的感兴趣程度,高密度数值会分配给机器人较高的优先级,即机器人会优先前往高密度区域。在给定密度函数 ρ 时,每个点在整个Voronoi区域覆盖划分的代价函数表示为

$$H(p) = \sum_{i=1}^n \int_{V_i} \|q - p_i\|^2 \rho(q) dq \quad (2)$$

根据惯性理论,Voronoi细胞的质量 M_{V_i} 和质心 C_{V_i} 可以表示为

$$\begin{cases} M_{V_i} = \int_{V_i} \rho(q) dq \\ C_{V_i} = \frac{1}{M_{V_i}} \int_{V_i} q \rho(q) dq \end{cases} \quad (3)$$

此外,表示第 i 个机器人的极转动惯量为

$$H_{V_{p_i}} = \sum_{i=1}^n \int_{V_i} \|q - p_i\|^2 \rho(q) dq \quad (4)$$

根据平行移轴定理,进一步可以表示为

$$H_{V_{p_i}} = H_{V_{C_i}} + M_{V_i} \|p_i - C_{V_i}\|^2 \quad (5)$$

式中: $H_{V_{C_i}}$ 为Voronoi区域 V_i 围绕其质心的极转动惯量。

由式(6)可以推出 $H(p)$ 的另一种形式为

$$H_p = \sum_{i=1}^n H_{C_{V_i}} + \sum_{i=1}^n M_{V_i} \|p_i - C_{V_i}\|^2 \quad (6)$$

则 H_p 的导数为

$$\frac{\partial H_p}{\partial p_i} = 2M_{V_i} (p_i - C_{V_i}) \quad (7)$$

控制律表达式为

$$u_i = 2K_i M_{V_i} (p_i - C_{V_i}) \quad (8)$$

式中: K_i 为正定增益矩阵,一般为单位阵。

因此,得到最小化代价函数的最优解,即当 $p_i - C_{V_i}$ 时系统能够收敛,达到最优配置。

1.2 加权缓冲质心Voronoi划分

传统CVT算法一般将机器人进行质点化处理,但忽略了其具有的物理尺寸。此外,由于机器人自身的感知误差,定位范围具有一定的不确定性,机器人间存在相互碰撞的风险。

如图1所示,蓝色和绿色圆圈为机器人 p_i 和 p_j 的位置误差上界,在位置误差圆圈相交的部分,机器人会发生相互碰撞。因此,提出一种缓冲CVT算法,通过加入机器人的不确定性半径对算法进行扩展,从而提高机器人间的避碰性能。

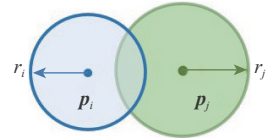


图1 位置误差范围

Fig. 1 Position error range

考虑 n 个机器人在空间环境 $\Omega \subseteq \mathbf{R}^2$ 中移动,每个机器人 p_i 的边界形状是半径为 r_i 的圆。式(1)的Voronoi单元可以重新定义为

$$V_i = \left\{ p \in \Omega \mid \left(p - \frac{p_i + p_j}{2} \right)^T (p_j - p_i) \leq 0, \forall j \neq i \right\} \quad (9)$$

式中: $p_{ij} = p_j - p_i$ 。

定义机器人的缓冲带调节因子 ε_s ,引入缓冲区域对Voronoi细胞进行约束,定义缓冲质心Voronoi单元的计算公式如下:

$$V_{b,i} = \left\{ p \in \Omega \mid \left(p - \frac{p_i + p_j}{2} \right)^T p_{ij} + \varepsilon_s \|p_{ij}\| \leq 0 \right\} \quad (10)$$

式中:缓冲带调节因子 ε_s 的大小由每个机器人的位置不确定性半径 $r_{i,j}$ ($i, j = 1, \dots, n$)确定,即

$$\varepsilon_s = r_i + r_j$$

图2为2种不同的Voronoi划分。图2(a)为标准Voronoi划分,而改进CVT算法基于机器人尺寸对Voronoi细胞边界进行收缩,产生具有一定宽度的缓冲带,从而保证了机器人的安全性,如图2(b)所示。

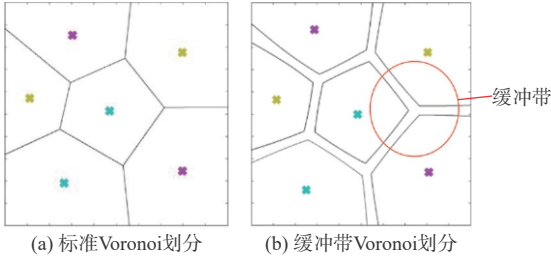


图2 2种不同 Voronoi 划分

Fig. 2 Two different Voronoi tessellation

1.3 算法收敛性证明

通过密度函数 $\rho(\mathbf{q})$ 的改变,控制机器人进行移动,从而实现多机器人协同的搜索与覆盖。为确保机器人编队搜索与覆盖的成功,需要保证在每个密度函数下,CVT算法都能使编队的代价函数 H 最小。以下是最小化代价函数 H 的CVT证明。

以式(2)中的代价函数为基础,考虑机器人位置 \mathbf{p}_i 的变化量 $\boldsymbol{\varepsilon}$:

$$H_{V_{b,i}}(\mathbf{p}_i + \boldsymbol{\varepsilon}) - H_{V_{b,i}}(\mathbf{p}_i) = \int_{V_{b,i}} \rho(\mathbf{q}) \{ \|\mathbf{q} - \mathbf{p}_i - \boldsymbol{\varepsilon}\|^2 - \|\mathbf{q} - \mathbf{p}_i\|^2 \} d\mathbf{q} \quad (11)$$

式中: $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为机器人位置的变化量。

对式(11)进行简化可得

$$\frac{H_{V_{b,i}}(\mathbf{p}_i + \boldsymbol{\varepsilon}) - H_{V_{b,i}}(\mathbf{p}_i)}{\boldsymbol{\varepsilon}} = \int_{V_{b,i}} \rho(\mathbf{q}) \{ \boldsymbol{\varepsilon} + 2(\mathbf{p}_i - \mathbf{q}) \} d\mathbf{q} \quad (12)$$

当 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 的变化无限接近于0时,可得

$$\nabla_{\mathbf{p}_i} H_{V_{b,i}}(\mathbf{p}_i) = 2 \int_{V_{b,i}} \rho(\mathbf{q}) (\mathbf{p}_i - \mathbf{q}) d\mathbf{q} \quad (13)$$

将积分展开可得

$$\nabla_{\mathbf{p}_i} H_{V_{b,i}}(\mathbf{p}_i) = 2\mathbf{p}_i \int_{V_{b,i}} \rho(\mathbf{q}) d\mathbf{q} - 2 \int_{V_{b,i}} \mathbf{q} \rho(\mathbf{q}) d\mathbf{q} \quad (14)$$

若导数部分等于0,则可得到最小解:

$$\mathbf{p}_i = \frac{\int_{V_{b,i}} \mathbf{q} \rho(\mathbf{q}) d\mathbf{q}}{\int_{V_{b,i}} \rho(\mathbf{q}) d\mathbf{q}} \quad (15)$$

此时,机器人的位置与Voronoi单元的质心位置重合,由此即可证明CVT算法能够最小化代价函数,实现编队的收敛。在编队任务中,需要形成期望的编队队形,因此,以实际距离和期望距离之间的估计误差作为代价函数,如下:

$$H_V(\mathbf{p}) = \sum_{i=1}^n \sum_{j \in N_i} \frac{1}{2} (\|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\| - d_{ij})^2 = \sum_{i=1}^n H_{V_{b,i}}(\|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|) \quad (16)$$

式中: N_i 为与机器人 i 相互作用的邻居集合; d_{ij} 为2个不同的机器人 i 和 j 之间的期望距离; $H_V(\mathbf{p})$ 为

代价函数,用于衡量当前机器人和期望编队队形之间的距离误差。当该误差为0时,说明已形成期望编队队形,对 $H_V(\mathbf{p}_i)$ 进行求导得

$$\frac{\partial H_V}{\partial \mathbf{p}_i} = \sum_{j \in N_i} \frac{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\| - d_{ij}}{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|} (\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j)^T \quad (17)$$

式(17)描述了多机器人系统的任务过程,当2个不同机器人之间的距离差值小于已设定阈值时,将权重系数更改为负数,从而不断控制机器人增大相互之间的间距;反之,不断减小二者间距。当二者之间的距离为0时,该控制问题就转化为群体的一致性问題,即系统代价函数的最小化问题。这种基于代价函数的最优化问题的公式化推导,能够增强系统的适应性。通过选择不同的权重或定义适当的假设,能够对控制器的分布进行约束,从而保证系统在有限时间内完成收敛。

2 基于稀疏高斯过程回归的在线覆盖算法

2.1 稀疏高斯过程回归

在常规的高斯过程回归中,通过计算输入空间中的协方差矩阵的逆来进行预测。然而,大数据集下的计算和存储消耗过大。完全独立训练条件近似(fully independent training conditional approximation, FITC)方法通过引入“诱导点”来降低计算成本。

考虑参考点数据集输入 $Z_* = \{z'_m\}_{m=1}^M$ 和参考点目标 $\bar{f} = \{f_m\}_{m=1}^M$,以此得到条件分布:

$$p_i(y|z, Z_*, \bar{f}) = N(y | \mathbf{k}_z^T \mathbf{K}_M^{-1} \bar{f}, K_{zz} - \mathbf{k}_z^T \mathbf{K}_M^{-1} \mathbf{k}_z + \sigma^2) \quad (18)$$

式中: \mathbf{K}_M^{-1} 为诱导点间协方差矩阵 \mathbf{K}_M 的逆矩阵; \mathbf{k}_z^T 为协方差向量 \mathbf{k}_z 的转置; K_{zz} 为预测点 z 的先验方差; $[\mathbf{K}_M]_{mm'} = K(z'_m, z'_m)$, $[\mathbf{k}_z]_m = K(z'_m, z)$; σ^2 为方差。

设置高斯先验:

$$p_i(\bar{f}|Z_*) = N(\bar{f} | 0, \mathbf{K}_M) \quad (19)$$

利用贝叶斯推理方法,稀疏模型的后验概率分布为

$$p_i(\bar{f}|D, Z_*) = N(\bar{f} | \mathbf{K}_M \mathbf{Q}_M^{-1} \mathbf{K}_{MN} (\boldsymbol{\Phi} + \sigma^2 \mathbf{I})^{-1} y, \mathbf{K}_M \mathbf{Q}_M^{-1} \mathbf{K}_M) \quad (20)$$

式中:参考点的数据集合用 D 表示; \mathbf{K}_{MN} 为诱导点与数据点之间的协方差矩阵; $\boldsymbol{\Phi}$ 为对角协方差矩阵,用于表示在FITC近似下各参考点输出的残余协方差; \mathbf{I} 为单位矩阵; \mathbf{Q}_M 为融合了数据似然信息的诱导点协方差矩阵,定义为

$$\mathbf{Q}_M = \mathbf{K}_M + \mathbf{K}_{MN} (\boldsymbol{\Lambda} + \sigma^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{K}_{NM} \quad (21)$$

其中: $\boldsymbol{\Lambda}$ 为真实训练点协方差与诱导点近似协方差

的差异构成的对角矩阵, 反映各样本点的残余方差。

通过新的训练集输入 z_* 来逐步更新模型的参数和超参数, 将边缘似然函数和模型的后验概率分布进行积分得到预测分布:

$$p_r(y_*|z_*, D, Z_*) = \int p_r(y_*|z_*, Z_*, \bar{f}) p_r(\bar{f}|D, Z_*) d\bar{f} \quad (22)$$

后验分布的均值 m_* 和方差 σ_*^2 用于估计新输入对应的输出值的期望和不确定性:

$$m_* = \mathbf{k}_*^T \mathbf{Q}_M^{-1} \mathbf{K}_{MN} (\Phi + \sigma^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y} \quad (23)$$

$$\sigma_*^2 = K_{**} - \mathbf{k}_*^T (\mathbf{K}_M^{-1} - \mathbf{Q}_M^{-1}) \mathbf{k}_* + \sigma^2 \quad (24)$$

式中: \mathbf{k}_* 为预测点与各诱导点间的协方差向量; K_{**} 为新输入点 z_* 自身的协方差。

相比于传统高斯过程回归方法, FITC 方法将整体模型划分为多个独立的子模型, 减少了模型对特定输入维度的依赖, 增强了模型对于输入变量的鲁棒性, 其训练计算时间复杂度为 $O(MN^2)$, 能够显著降低时间和内存开销。

2.2 基于上界置信度的质心 Voronoi 覆盖算法

以存在污染源泄漏的环境为例, 传统的基于密度驱动的贪婪式 CVT (greedy-centroidal Voronoi tessellation, G-CVT) 算法利用贪婪策略指派机器人不断前往高浓度位置, 但机器人很容易陷入某个局部高浓度区域而无法完成整体的覆盖巡检任务。

为提升多机器人对环境的勘探和覆盖性能, 提出一种新的多机器人覆盖框架。上界置信度质心 Voronoi 划分 (upper confidence bound-centroidal Voronoi tessellation, UCB-CVT) 基于稀疏高斯过程回归理论, 在传统 CVT 算法的基础上引入基于预测不确定性的正则项进行扩展, 如式 (25) 所示, 通过不确定性和密度加权的形式对任务区域中的位置点进行评估。

$$f_p(\mathbf{q}) = \mu(\mathbf{q}) + \sigma^2 \ln \sigma^2 \quad (25)$$

式中: $\mu(\mathbf{q})$ 和 σ^2 分别为 Voronoi 区域中点的预测浓度值和预测后验方差值。

式 (25) 改进了机器人的移动策略, 使得机器人能够权衡勘探和开采, 避免陷入局部浓度极值, 同时不断降低预测模型的不确定误差。图 3 展示了考虑不确定性前后的 CVT 质心变化。

扩展 CVT 算法代价函数为

$$H_c = \sum_{i=1}^n \int_{V_{b,i}} \|\mathbf{q} - \mathbf{p}_i\|^2 f_p(\mathbf{q}) d\mathbf{q} \quad (26)$$

控制策略中的密度函数为基于预测信息的信息论估计, 每个 Voronoi 单元的质心坐标更新为

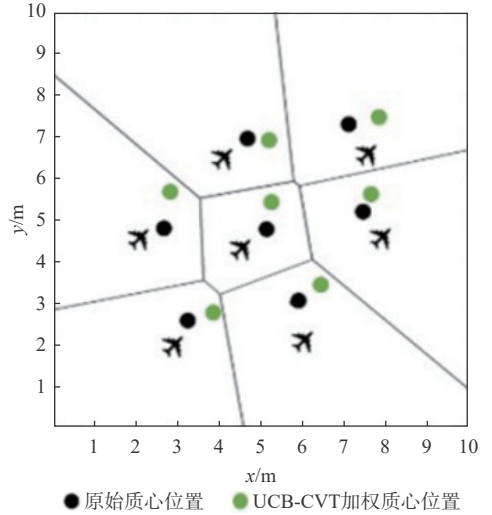


图 3 考虑不确定性的环境覆盖

Fig. 3 Environment coverage considering uncertainty

$$\mathbf{q}_* = \frac{\int_{V_{b,i}} \mathbf{q} f_p(\mathbf{q}) d\mathbf{q}}{\int_{V_{b,i}} f_p(\mathbf{q}) d\mathbf{q}} = \hat{\mathbf{C}}_{V_{b,i}} \quad (27)$$

与基于密度的 CVT 算法不同的是, 更新后的 Voronoi 质心分别由预测密度质心 \mathbf{c}_μ 和不确定性质心 \mathbf{c}_σ 这 2 个部分构成:

$$\hat{\mathbf{C}}_{V_{b,i}} = \mathbf{c}_\mu + \mathbf{c}_\sigma \quad (28)$$

$$\text{式中: } \mathbf{c}_\mu = \frac{\int_{V_{b,i}} \mu(\mathbf{q}) \mathbf{q} d\mathbf{q}}{\int_{V_{b,i}} \mu(\mathbf{q}) d\mathbf{q}}; \mathbf{c}_\sigma = \frac{\int_{V_{b,i}} (\sigma^2 \ln \sigma) \mathbf{q} d\mathbf{q}}{\int_{V_{b,i}} \sigma^2 \ln \sigma d\mathbf{q}}.$$

在进行密度和不确定性的权衡后, 机器人会向着新的质心移动, 控制律更新为

$$\dot{\mathbf{p}}_{b,i} = k_p (\hat{\mathbf{C}}_{V_{b,i}} - \mathbf{p}_{b,i}) \quad (29)$$

式中: k_p 为调整步长权重的常数; $\mathbf{p}_{b,i}$ 为机器人当前位置点。

2.3 分布式探索策略

在进行环境探索任务时, 通过在机器人上搭载一定的传感器实现对区域信息的检测。当机器人装载的传感器无法探测到任何可用先验信息时, 传统的基于 CVT 算法的编队控制失去作用, 难以形成编队队形。因此, 提出一种基于 Voronoi 图的协同搜索策略引导机器人不断探索未知区域, 从而降低环境的不确定性。

由于环境噪声的影响和传感器本身的传感范围限制, 当搜索区域中的任务点 \mathbf{q} 与机器人间的欧氏距离不断增加时, 机器人的探索能力逐渐下降。图 4 为机器人搜索区域。为对传感器的探索能力进行描述, 设置机器人传感器的最大感知范围为 R , 定义搜索能力函数为

$$f_s(r) = ke^{-\frac{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{q}\|^2}{2a^2}} \quad (30)$$

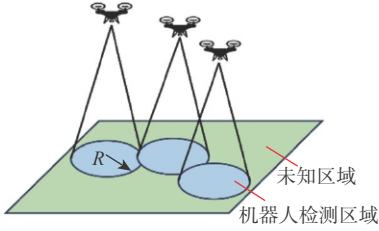


图4 机器人搜索区域

Fig. 4 Robot search area

式中: k 、 a 为常数; r 为机器人的搜索半径, $r \leq R$, 即在大于最大搜索半径的位置, 机器人的搜索能力为0。

执行搜索任务的机器人在每次迭代结束后更新全局不确定性香农熵分布, 不确定性香农熵的更新如下:

$$\begin{cases} F_{m+1} = \sum_{i=1}^n F_m \min\{(1 - f_s(\|\mathbf{p}_i - \mathbf{q}\|))\} \\ F_m = - \sum_{i=1}^n \phi_m(\mathbf{q}) \ln \phi_m(\mathbf{q}) \end{cases} \quad (31)$$

式中: m 为搜索次数; F_m 为不确定性熵分布; ϕ_m 为该点的不确定性密度, $\phi_m = 1$ 表示该点的不确定性最大。

在区域搜索任务中, 由于污染源信息无法感知, 分布式探索策略的目的是尽可能地减少任务区域中的环境不确定性, 将不确定性密度函数的变化定义为

$$\Delta F_m(\mathbf{q}) = F_m(\mathbf{q}) - F_{m+1}(\mathbf{q}) = \left(1 - \min_{i \in I_n} \{(1 - f_s(\|\mathbf{p}_i - \mathbf{q}\|))\}\right) F_m(\mathbf{q}) \quad (32)$$

式中: I_n 为索引集合。

定义 CVT 算法的代价函数如下:

$$\begin{aligned} H_V &= \int_{V_i} \Delta F_m(\mathbf{q}) d\mathbf{q} = \\ &= \int_{V_i} \left(1 - \min_{i \in I_n} \{(1 - f_s(\|\mathbf{p}_i - \mathbf{q}\|))\}\right) F_m(\mathbf{q}) d\mathbf{q} = \\ &= \sum_{i=1}^n \int_{V_{o,i}} \left(ke^{-\frac{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{q}\|^2}{2a^2}}\right) F_m(\mathbf{q}) d\mathbf{q} \end{aligned} \quad (33)$$

式中: $V_{o,i}$ 表示以机器人 \mathbf{p}_i 为原点、以 r 为半径的圆形搜索区域。

任意点 \mathbf{q} 处的代价函数梯度为

$$\begin{aligned} \frac{\partial H_V}{\partial \mathbf{p}_i} &= \sum_{i=1}^n \int_{V_{o,i}} ke^{-\frac{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{q}\|^2}{2a^2}} \left[-\frac{1}{\sigma^2} (\mathbf{p}_i - \mathbf{q}) F_m(\mathbf{q}) \right] d\mathbf{q} = \\ &= - \int_{V_{o,i}} \tilde{F}_m(\mathbf{q}) (\mathbf{p}_i - \mathbf{q}) d\mathbf{q} = -\frac{1}{\sigma^2} \tilde{M}_{V_{o,i}} (\mathbf{p}_i - \tilde{\mathbf{C}}_{V_{o,i}}) \end{aligned} \quad (34)$$

式中: $\tilde{M}_{V_{o,i}}$ 和 $\tilde{\mathbf{C}}_{V_{o,i}}$ 分别为不确定性分布在机器人搜索区域 $V_{o,i}$ 上的质量和质心。当代价函数 H_V 最小化

时, 机器人位于搜索区域的质心位置 $\tilde{\mathbf{C}}_{V_{o,i}}$ 。

在获得不确定性密度函数分布后, CVT 算法控制机器人前往新的质心位置, 将控制律表示为

$$\dot{\mathbf{p}}_{o,i} = k_m (\tilde{\mathbf{C}}_{V_{o,i}} - \mathbf{p}_{o,i}) \quad (35)$$

式中: $\mathbf{p}_{o,i}$ 为机器人的当前位置点。

进一步, 定义目标点集合 $\psi = \{\mathbf{P} | \mathbf{p}_i = \mathbf{C}_i, \mathbf{C}_i \in \tilde{\mathbf{C}}_{V_{o,i}}, \tilde{\mathbf{C}}_{V_{o,i}}\}$ 。当 $\|\mathbf{C}_i - \mathbf{p}_i\| \rightarrow 0$ 时, 该状态称为收敛配置。设置机器人的单次运动距离阈值为 d , 每个机器人的目标点更新如下:

$$\begin{cases} \mathbf{p}_{i+1} = \mathbf{p}_i + d \frac{\overrightarrow{\mathbf{p}_i \mathbf{C}_i}}{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{C}_i\|} & \|\mathbf{p}_i - \mathbf{C}_i\| \geq d \\ \mathbf{p}_{i+1} = \mathbf{p}_i + \overrightarrow{\mathbf{p}_i \mathbf{C}_i} & \|\mathbf{p}_i - \mathbf{C}_i\| < d \end{cases} \quad (36)$$

式中: $\frac{\overrightarrow{\mathbf{p}_i \mathbf{C}_i}}{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{C}_i\|}$ 表示机器人和质心间的单位向量。

在线探索与覆盖算法的伪代码如下:

输入: n 个机器人的初始位置信息 $\{\mathbf{p}_i\}_{i=1,2,\dots,n}$ 和不确定性半径信息 $\{r_i, i=1, \dots, n\}$, 任务覆盖区域 $\Omega \subseteq \mathbf{R}^2$, 编队最小收敛阈值 η 。

While 编队中机器人与质心的最小距离 d 小于编队收敛阈值 η

获取每个机器人的位置信息 \mathbf{p}_i 和不确定性半径 r_i ;

计算每个机器人与任务区域点的距离 $\|\mathbf{q} - \mathbf{p}_i\|$

构造每个机器人的缓冲 Voronoi 细胞 $V_{b,i}$

if 机器人 \mathbf{p}_i 检测浓度低于设定阈值

计算不确定性香农熵 $F_m(\mathbf{q})$

计算 Voronoi 单元的质量 \tilde{M}_{V_i} 和不确定质心 $\tilde{\mathbf{C}}_{V_{o,i}}$

驱动机器人前往该质心位置 $\mathbf{p}_i = \tilde{\mathbf{C}}_{V_{o,i}}$

else

n 个机器人在 \mathbf{p}_i 点进行全局质心 Voronoi 划分获取该位置点的环境先验信息

计算 FITC 稀疏模型及其预测方差

结合密度和不确定信息更新评估公式 $f_p(\mathbf{q})$

计算覆盖代价函数 H_e 和加权质心 $\tilde{\mathbf{C}}_{V_{o,i}}$

调节步长权重 k_p 并驱动机器人进行覆盖

综合历史信息得到已探索点集 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_n\}_{n=1}^N$

end if

end While

3 仿真分析

通过 MATLAB 2018a 仿真软件验证本文算法的有效性, 分别设置 2 组仿真对比实验。为防止机器人速度过大, 将每次迭代的最大运动步长设置为 1 m; 根据机器人自身大小, 将其不确定性半径设置

为 0.2 m, 即机器人最小碰撞距离为 0.4 m; 为保证任务的效率和采样精度, 将采样时间间隔设置为 1 s。

为评估重建泄漏场源的精度, 提出 3 个评价指标:

1) 距离误差计算预测浓度极大值和真实浓度场极大值间的差值。

$$D_e = \sqrt{(x_p - x_t)^2 + (y_p - y_t)^2} \quad (37)$$

式中: (x_p, y_p) 为预测场的浓度极值点坐标; (x_t, y_t) 为真实场的浓度极值点坐标。

2) 极值误差计算预测场和真实场中浓度极大值点的浓度差值。

$$E_e = p_*^{\max} - t_*^{\max} \quad (38)$$

式中: p_*^{\max} 为预测场的浓度极值; t_*^{\max} 为真实场的浓度极值。

3) 平均误差用来衡量预测模型的准确度。

$$R_{mse} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - t_i)^2} \quad (39)$$

式中: p_i 为预测点浓度值; t_i 为真实值。

3.1 多污染源场景的在线覆盖

为验证 UCB-CVT 算法在建立模型的密度和不确定性之间的权衡作用, 设置多污染源仿真环境, 并将其与 CVT 算法进行实验对比。

假定采样环境内具有 2 个污染源, 坐标分别为 (4,4) m 和 (8,7) m, 真实密度函数为复合高斯分布。

$$\rho_{xy} = 3e^{-0.7[(x-4)^2+(y-4)^2]} + 4e^{-0.4[(x-8)^2+(y-7)^2]} \quad (40)$$

多污染源仿真环境如图 5(a) 所示, 其中, (8,7) m 为极大值点, (4,4) m 为局部极值点。7 个机器人的初始 Voronoi 划分如图 5(b) 所示。

图 6(a)、(b) 中, 不同颜色的曲线代表不同机器人的运动轨迹, 不规则多边形表示不同机器人的 Voronoi 单元。如图 6 所示, UCB-CVT 算法控制下的机器人对污染源进行了充分探索, 对任务区域的覆盖率为 88.1%, 因此, 图 6(c) 中的不确定性分布较少, 图 6(d) 说明该算法准确预测出 2 个污染源的位置。

图 7 表明, G-CVT 算法下的预测模型平均误差和极值误差都较大, 而本文算法引导机器人尽可能探索不确定性区域, 与真实场的数据相比, 其预测模型误差降低 85.25%, 距离和极值误差分别降低 97.92% 和 98.60%。图 7(d) 说明地面机器人在迭代过程中的间距始终大于碰撞距离。

G-CVT 和 UCB-CVT 算法的运行时间对比如

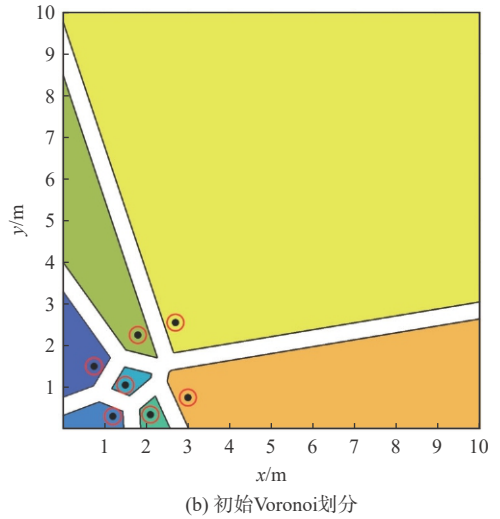
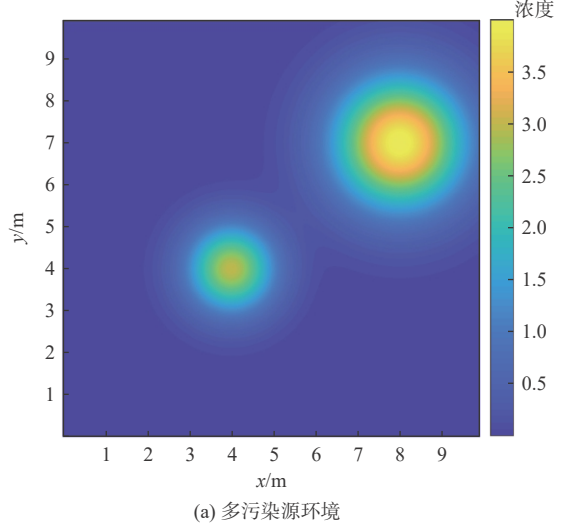


图 5 多污染源仿真初始环境

Fig. 5 Initial environment for simulating multiple pollution sources

表 1 所示。可以看出, UCB-CVT 算法的运行时间为 239.53 s, 平均单次迭代时间为 2.52 s, 而 G-CVT 算法为 6.15 s, 耗时明显降低。

该仿真证明, UCB-CVT 算法能够根据稀疏 GPR 预测方差的大小更新不确定性正则项的值, 引导机器人跳出局部最优状态, 覆盖更多区域。同时, 降低算法的时间消耗。

3.2 先验环境信息未知的在线探索和覆盖

该实验场景中污染源距离机器人较远, 即机器人在迭代初始阶段缺乏可利用的环境先验信息, 需要利用多机器人对未知环境进行探索, 从而降低环境的不确定性。

该实验使用 5 个机器人, 真实环境场源的密度函数为

$$\rho_{xy} = 6e^{-0.6[(x-6)^2+(y-5)^2]} \quad (41)$$

图 8(a) 为该实验场源分布, 图 8(b) 为 5 个机器

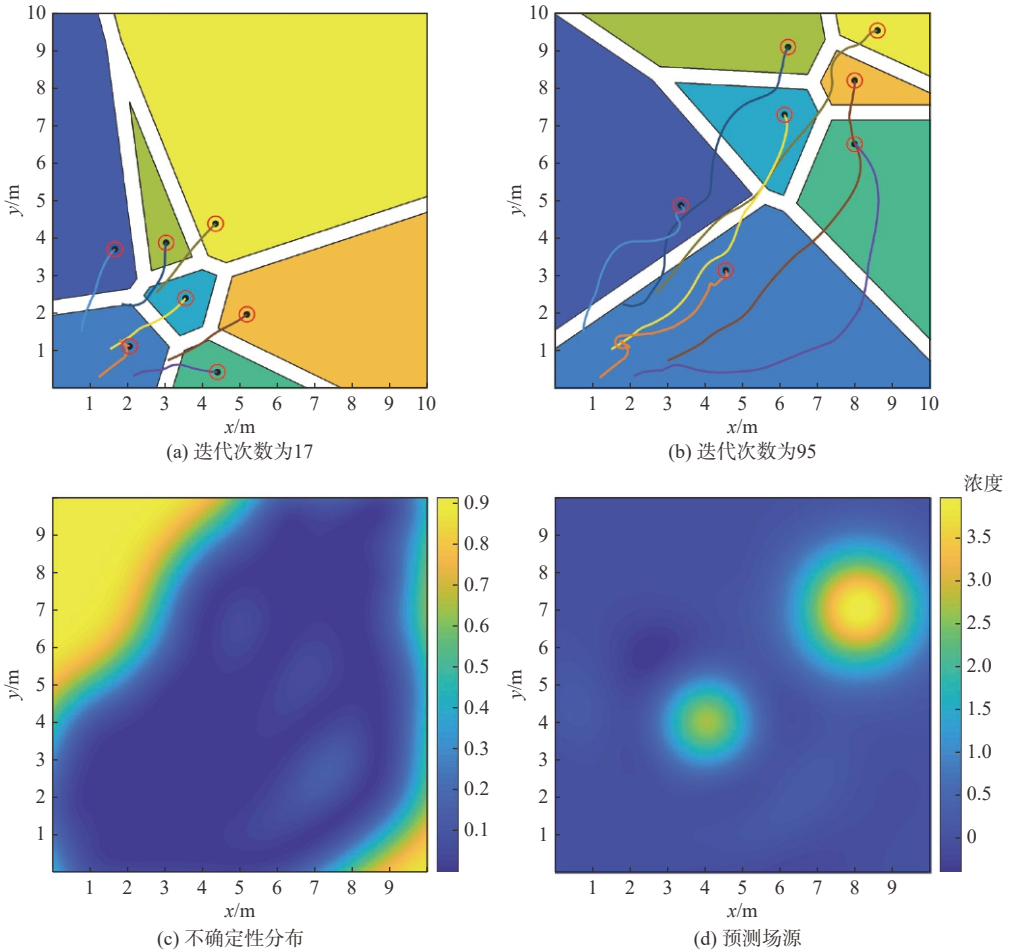


图6 多源密度函数下的UCB-CVT算法仿真

Fig. 6 Simulation of UCB-CVT algorithm under multiple source density function

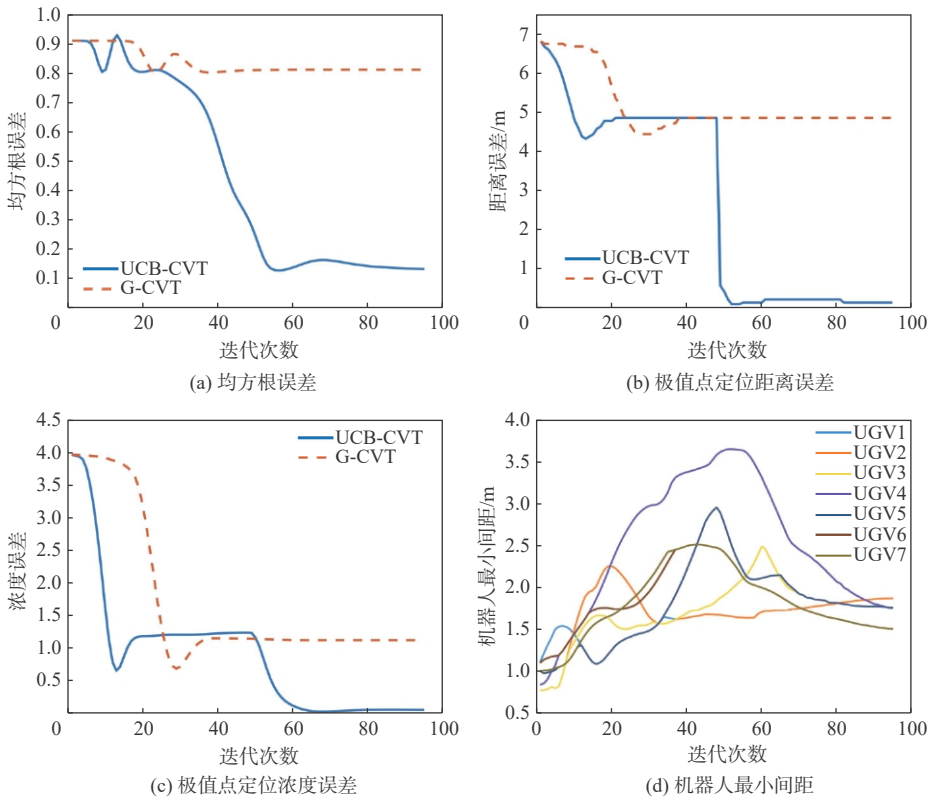


图7 UCB-CVT与G-CVT的评价指标对比

Fig. 7 Comparison of evaluation metrics between UCB-CVT and G-CVT

表 1 2 种算法的运行时间

Table 1 Runtime of two algorithms

算法	运行时间/s
G-CVT	583.79
UCB-CVT	239.53

人形成的初始 Voronoi 划分。

从图 9 可以看出, 在初始阶段, 由于整个环境信息都是未知的, 机器人偏向于执行探索任务, 而随着机器人在任务区域内的移动, 未探索区域不断

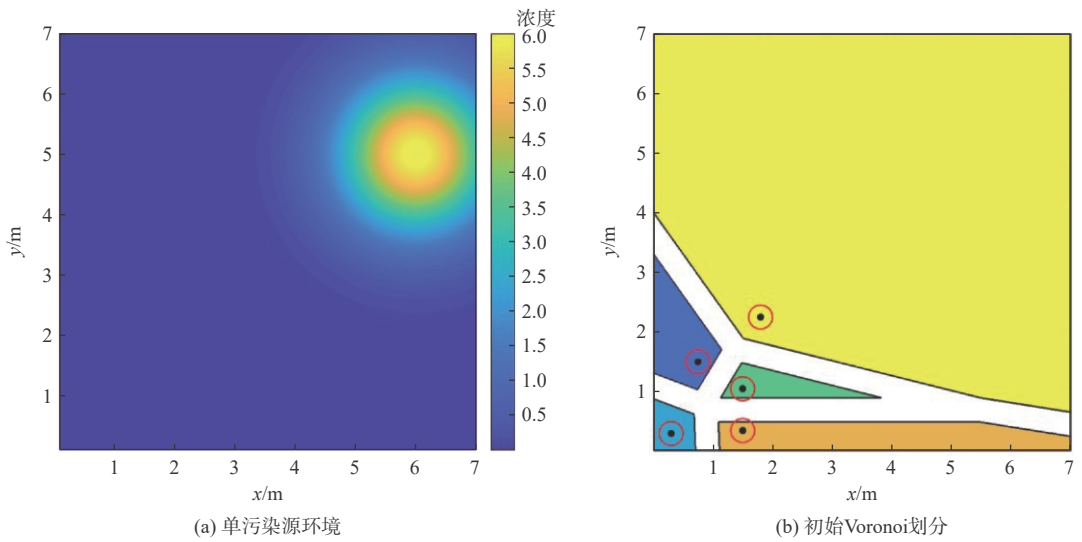


图 8 单污染源未知环境仿真

Fig. 8 Single pollution source unknown environment simulation

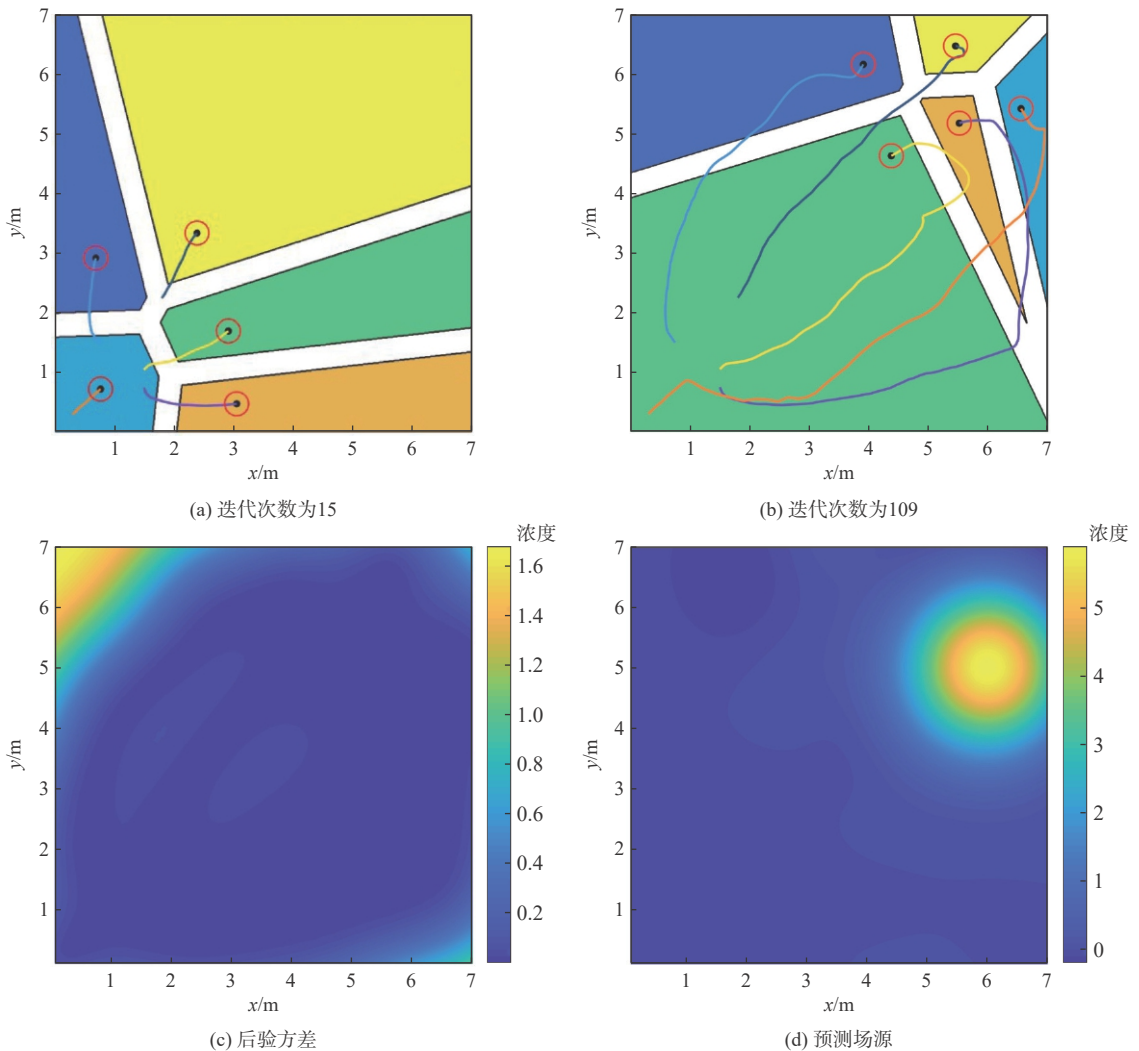


图 9 加入探索算法的仿真

Fig. 9 Simulation with exploration algorithm

减少,机器人更偏向于执行覆盖任务,即通过稀疏高斯过程回归方法估计环境密度和不确定性信息,并以 CVT 算法完成任务区域的划分和任务点的指派,如图 9(c) 所示,机器人对探索区域的覆盖率达到 96.7%。

由于没有可利用的先验信息,未加入探索算法的机器人无法利用梯度信息完成任务区域的划分,

同时无法建立场源模型,因此传统算法在该场景失效。

3 个评价指标的对比结果如图 10 所示。其中,基于 G-CVT 的在线覆盖算法表现较差,机器人无法完成探索任务,而本文算法能够在保证完成探索任务的同时,确保较高的污染源定位准确度,且能够保证机器人的安全性。

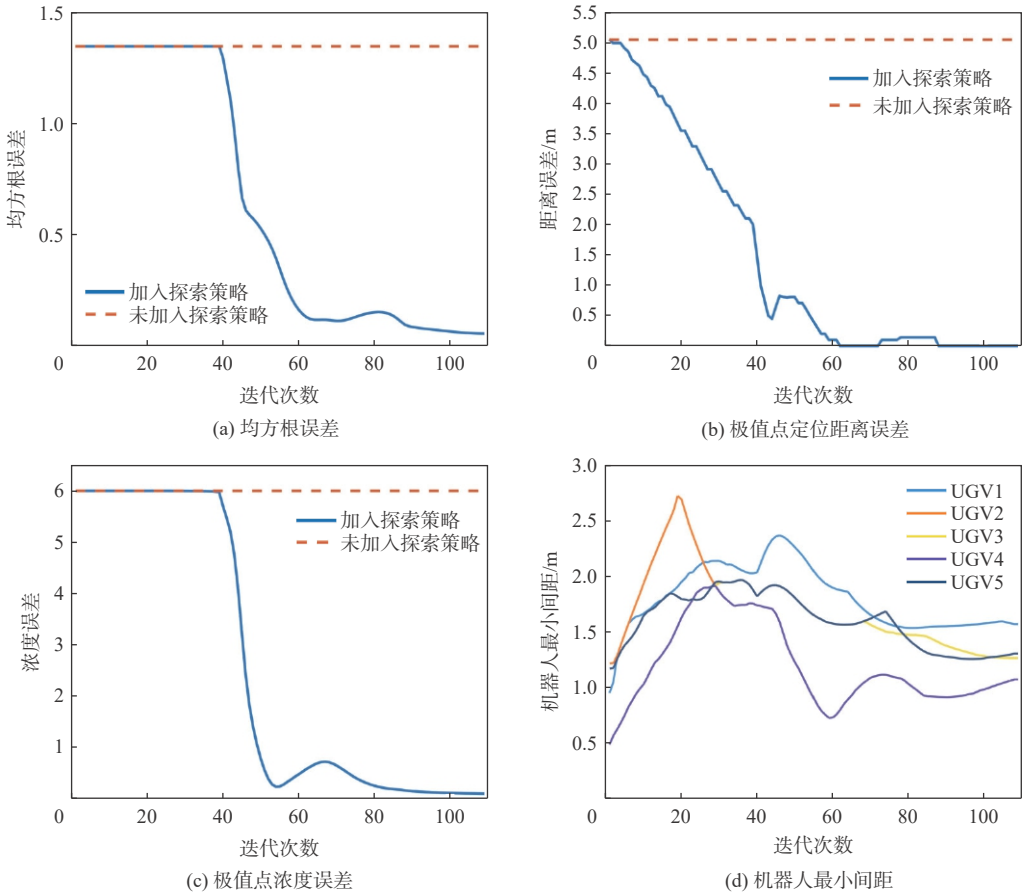


图 10 加入探索策略与未加入探索策略的评价指标对比

Fig. 10 Comparison of evaluation metrics with and without exploration strategy

4 编队源定位验证实验

4.1 实验设置

为进一步验证本文提出的 UCB-CVT 算法和探索策略在实际场景下定位污染源的效果,将利用搭载光敏传感器的 4 个 TurtleBot3 机器人进行光源场的重建和定位实验。在该实验环境中,设置任务区域大小为 $4.2\text{ m} \times 3.6\text{ m}$, 4 个机器人的尺寸半径为 0.1 m , 位置不确定半径为 0.2 m 。

如图 11 所示,实验中的 TurtleBot3 机器人具备光源感知能力,利用光敏传感器采集光源数据,以 ESP8266-12E 模块作为中央处理器,并将数据发送给基站,作为先验密度信息输入。此外,通过 SLAM 技术提前构建环境地图获取机器人的实时全局位

置信息,并通过 ROS 系统将位置信息发送到基站,作为先验位置信息输入。

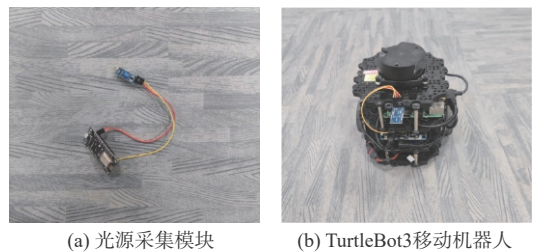


图 11 实验环境设置

Fig. 11 Experimental environment setup

4.2 实验结果

该场景中的光源位于场景右下角,4 个 TurtleBot3 机器人从地图左上角出发。当光敏传感器检测到的光照强度小于 36 lx 时,机器人会被分配进行环

境探索任务。而检测到的光照强度超过 36 lx 时,机器人的任务将立即切换到编队覆盖。实验过程如图 12 所示,其中用红色线条表示的不规则多边形为不同机器人的 Voronoi 细胞。

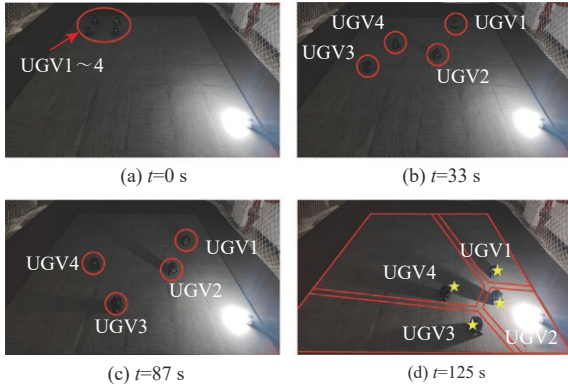


图 12 TurtleBot3 编队实验

Fig. 12 TurtleBot3 formation experiment

在初始阶段,由于采集光照数值趋近于 0, 移动机器人先对任务区域进行探索。随着机器人的移动,可用先验样本点的数量不断增加,预测场的分布更加准确。在 33 s 时,2 号机器人检测到的光照强度数值高于 36 lx, 因此,开始向着预测源的位置移动。但此时剩余机器人仍执行探索任务,直至 87 s 时,1、2 号机器人切换到编队覆盖。最终,在 125 s 时,编队完成收敛,实现了对未知环境的探索和光源的定位。

5 结论

为实现对未知污染源场的重建和定位,本文提出一种多机器人自适应探索覆盖方法。主要结论如下:

1) 考虑了机器人在环境中的定位不确定性,在传统 CVT 算法的基础上引入缓冲带调节因子,构建缓冲 Voronoi 单元以保障机器人的安全性。

2) 利用稀疏高斯过程回归方法建立场源扩散模型,并利用加入不确定正则项的 CVT 算法对任务区域进行覆盖,提高覆盖和环境预测效果。

3) 考虑到搜索前期缺少先验环境信息的情况,提出基于信息熵的分布式探索策略,扩展搜索算法在复杂环境下的适应性。

通过与已有的 CVT 覆盖策略进行仿真对比,证明本文所提策略在场源重建的精度和污染源定位的成功率方面都有明显提高。进一步的机器人实验证明,该算法在真实场景下也能够完成未知场的重建,同时准确定位出污染源的位置。在未来的工作中,将重点考虑动态障碍物和时变污染源下的编队探索和覆盖问题。

参考文献 (References)

- [1] JIANG M R, LIAO Y, GUO X, et al. A comparative experimental study of two multi-robot olfaction methods: towards locating time-varying indoor pollutant sources[J]. *Building and Environment*, 2022, 207: 108560.
- [2] 段安娜,周锐,邸斌.考虑先验信息的多机器人重点区域协同覆盖[J].*北京航空航天大学学报*, 2023, 49(6): 1479-1486.
DUAN A N, ZHOU R, DI B. Multi-robot cooperative coverage of key regions considering prior information[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2023, 49(6): 1479-1486 (in Chinese).
- [3] FU Z J, CHEN Y M, DING Y J, et al. Pollution source localization based on multi-UAV cooperative communication[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 29304-29312.
- [4] 宁宇铭,李团结,姚晓,等.基于快速扩展随机树-贪婪边界搜索的多机器人协同空间探索方法[J].*机器人*, 2022, 44(6): 708-719.
NING Y M, LI T J, YAO C, et al. Multi-robot cooperative space exploration method based on rapidly-exploring random trees and greedy frontier-based exploration[J]. *Robot*, 2022, 44(6): 708-719 (in Chinese).
- [5] FRANCIS A, LI S, GRIFFITHS C, et al. Gas source localization and mapping with mobile robots: a review[J]. *Journal of Field Robotics*, 2022, 39(8): 1341-1373.
- [6] TRAN V P, GARRATT M A, KASMARK K, et al. Dynamic frontier-led swarming: multi-robot repeated coverage in dynamic environments[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2023, 10(3): 646-661.
- [7] EL ROMEH A, MIRJALILI S. Multi-robot exploration of unknown space using combined meta-heuristic salp swarm algorithm and deterministic coordinated multi-robot exploration[J]. *Sensors*, 2023, 23(4): 2156.
- [8] CHOUDHURY S, GUPTA J K, KOCHENDERFER M J, et al. Dynamic multi-robot task allocation under uncertainty and temporal constraints[J]. *Autonomous Robots*, 2022, 46(1): 231-247.
- [9] GUL F, MIR A, MIR I, et al. A centralized strategy for multi-agent exploration[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 126871-126884.
- [10] ZHAO M, LU H, CHENG S, et al. A multi-robot cooperative exploration algorithm considering working efficiency and working load[J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 128: 109482.
- [11] HONG L, CUI W C, CHEN H. A novel multi-robot task allocation model in marine plastics cleaning based on replicator dynamics[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2021, 9(8): 879.
- [12] JANG H, PARK M, OH H. Improved Socialtaxis for information-theoretic source search using cooperative multiple agents in turbulent environments[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 225: 120033.
- [13] LI H, YUAN J, YUAN H. An active olfaction approach using deep reinforcement learning for indoor attenuation odor source localization[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(9): 14561-14572.
- [14] AN S, PARK M, OH H. Receding-horizon RRT-Infotaxis for autonomous source search in urban environments[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2022, 120: 107276.
- [15] AL REDWAN NEWAZ A, ALSAYEGH M, ALAM T, et al. De-

- centralized multi-robot information gathering from unknown spatial fields[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2023, 8(5): 3070-3077.
- [16] LIU Y, HARVEY C M, HAMLIN F E, et al. Bayesian estimation and reconstruction of marine surface contaminant dispersion[J]. *Science of the Total Environment*, 2024, 907: 167973.
- [17] JIA H Y, KIKUMOTO H. Line source estimation of environmental pollutants using super-Gaussian geometry model and Bayesian inference[J]. *Environmental Research*, 2021, 194: 110706.
- [18] JABEEN M, MENG Q H, JING T, et al. Robot odor source localization in indoor environments based on gradient adaptive extremum seeking search[J]. *Building and Environment*, 2023, 229: 109983.
- [19] XIAO D H, WANG Y, CHENG Z. Agent-based autonomous pollution source localization for complex environment[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2021, 12(10): 9481-9489.
- [20] SAADAoui H, EL BOUANANI F. A local PSO-based algorithm for cooperative multi-UAV pollution source localization[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 106436-106450.
- [21] ZHU H B, WANG Y B, DU C J, et al. A novel odor source localization system based on particle filtering and information entropy[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2020, 132: 103619.
- [22] 曹凯, 陈阳泉, 高嵩, 等. 基于健康管理的多机器人覆盖控制[J]. *传感技术学报*, 2022, 35(7): 902-912.
- CAO K, CHEN Y Q, GAO S, et al. Multi-agent coverage control under health management[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2022, 35(7): 902-912(in Chinese).
- [23] ZHAO Y, CHEN B, WANG X H, et al. A deep reinforcement learning based searching method for source localization[J]. *Information Sciences*, 2022, 588: 67-81.
- [24] HU J Y, NIU H L, CARRASCO J, et al. Voronoi-based multi-robot autonomous exploration in unknown environments via deep reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(12): 14413-14423.
- [25] ABDULGHAFOOR A Z, BAKOLAS E. Multi-agent distributed optimal control for tracking large-scale multi-target systems in dynamic environments[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2024, 54(5): 2866-2879.

Multi-robot cooperative area search and coverage method in uncertain environments

CAO Kai^{1,2}, CHEN Yangquan², WEI Yunbo¹, GAO Song^{1,*}, YAN Kun¹, DING Yufei¹

(1. School of Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China;

2. College of Engineering, University of California, Merced, Merced 95343, US)

Abstract: For the problem of multi-robot collaborative search and source localization in unknown environments, a distributed collaborative search and coverage method based on Voronoi diagrams is proposed. In order to assure safety, this method initially addresses collision problems caused by the physical dimensions and positioning faults of the robots by building Voronoi buffer zones based on each robot's placement uncertainty radius. Utilizing sparse Gaussian process regression and the centroidal Voronoi tessellation (CVT) algorithm with an uncertainty regularization term, the distribution of the unknown concentration field is reconstructed to achieve collaborative coverage. An adaptive environmental exploration strategy is proposed to enable environment exploration without prior information. Simulation experiments demonstrate that this method can rapidly complete exploration of unknown environments and accurately locate the position of the pollution source.

Keywords: multi-robot; Voronoi tessellation; source localization; sparse Gaussian process regression; collaborative coverage

Received: 2024-06-04; Accepted: 2024-08-17; Published Online: 2024-09-12 17:31

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240912.1000.001

Foundation items: National Natural Science Foundation of China Youth Fund (62103315); Shaanxi Provincial Science and Technology Department Projects (2022GY-238,2022QFY01-16,2023-ZDLNY-61); Open Fund of the Ministry of Education Key Laboratory of Information Fusion Technology (202312-IFTKFKT-007); National Foreign Expert Program (H20251091)

* Corresponding author. E-mail: gaos@xatu.edu.cn

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0404

基于改进动态窗口法的离轴式全拖挂车辆主动避障

胡丹丹¹, 赵金聚¹, 牛国臣^{1, 2, *}

(1. 中国民航大学 机器人研究所, 天津 300300; 2. 民航智慧机场理论与系统重点实验室, 天津 300300)

摘 要: 针对普通乘用车的局部规划算法无法充分考虑整个拖挂系统, 从而导致全拖挂车辆存在高碰撞风险的问题, 提出一种针对离轴式全拖挂系统的改进动态窗口法 (DWA), 以实现无人全拖挂系统在非结构化道路下的主动避障。对牵引车速度进行采样, 构成速度矢量空间, 并根据系统约束和采样值, 借助系统运动学模型预测两车体的运动轨迹; 引入与目标点位置相关的子评价函数, 提出一种符合全拖挂系统的评价函数; 根据评价函数选择最优速度, 确保系统安全抵达目标点。实验表明: 所提方法在避障任务中具有可靠的安全性, 在实车实验中, 牵引车到障碍物边界的最小距离为 0.83 m, 全拖挂车辆到障碍物边界的最小距离为 0.89 m。

关键词: 全拖挂车辆; 动态窗口法; 非结构化道路; 主动避障; 运动学模型

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2026)02-0415-11

离轴式全拖挂车辆的避障控制策略已成为自动驾驶研究热点。该系统由一辆牵引车挂接一辆或多辆刚体小车组成, 被称为拖挂式移动机器人系统^[1]。全拖挂车辆的运动依赖于牵引车的控制, 使得系统成为欠驱动的非线性系统^[2]。这种车辆通常应用于码头货物运输和机场行李运输, 保证地面运行的高效和安全。

学者们提出了多种无人车避障方法, 主要分为局部路径跟踪^[3]和主动避障^[4]2类。局部路径跟踪依赖环境获取局部路径并跟踪, 从而完成避障, 常见方法有参数曲线路径规划^[5]、人工势场法^[6]、基于随机采样^[7]及其组合算法等。主动避障根据环境和动态信息生成运动指令直接控制车辆, 可在复杂环境中灵活、安全行驶^[8], 如模型预测控制^[9]和动态窗口法 (dynamic window approach, DWA)^[10]等, 这类方法能够有效约束系统的运动学和控制输入, 在无人驾驶技术中得到了广泛研究^[11-12]。

文献 [13] 利用 Sigmoid 函数优化无人驾驶的拖挂车辆避障控制, 基于模型预测控制, 增加 Sigmoid

函数来调整车辆速度和前轮转角, 限制最大速度和最大前轮转角, 提高车辆的稳定性和舒适性。文献 [14] 提出一种基于栅格的方法解决拖挂机器人路径规划问题, 考虑了非刚性连接, 清晰描述车辆运动, 通过格点表示轨迹, 提升了规划效率, 经过搜索运动空间得到避障路径。文献 [15] 提出了一种满足拖挂系统非完整性和机械约束的双向快速搜索随机树 (rapidly-exploring random trees, RRT)^[16] 避障算法, 用于车辆在未知环境下的避障。文献 [17] 提出了一种满足拖挂系统的非线性模型预测控制方法, 用于农用半挂车的主动避障, 通过预测拖挂车辆的运动状态并进行目标函数的改进和优化, 实现系统的避障。文献 [18] 提出了一种适用于拖挂系统的路径规划方法, 使用复合概率路径图 (probabilistic roadmap, PRM)^[19] 和遗传算法, 将车体抽象为多个刚体, 通过 PRM 生成采样点, 并加入前轮转角和转弯半径的约束。

以上文献提出的多种无人驾驶拖挂车辆避障控制方法普遍存在如下局限性: ①在参数优化、实

收稿日期: 2024-06-06; 录用日期: 2024-07-12; 网络出版时间: 2024-09-09 14:47

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240909.1151.002

基金项目: 国家自然科学基金 (U2333205); 中央高校基本科研业务费专项资金 (3122023PY04)

*通信作者. E-mail: niu_guochen@139.com

引用格式: 胡丹丹, 赵金聚, 牛国臣. 基于改进动态窗口法的离轴式全拖挂车辆主动避障 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52 (2): 415-425. HU D D, ZHAO J J, NIU G C. Active obstacle avoidance based on an improved dynamic window approach for off-axis full trailer vehicles [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52 (2): 415-425 (in Chinese).

时性和计算复杂度方面面临挑战,如 Sigmoid 函数优化困难,非线性模型预测控制在实际应用中响应不够迅速;②难以有效适应动态变化的环境,如双向 RRT 算法和复合 PRM 遗传算法处理动态障碍物的能力不足;③拖挂系统的特殊性使得计算负担加重,如基于栅格的路径规划方法。以上局限性指出了未来研究的方向,即开发更高效、适应性更强且计算资源需求更低的避障控制技术。因此,为提高拖挂车辆的避障能力,有必要进一步研究和发展新的策略,从而实现全拖挂系统的主动避障。

本文提出了一种改进动态窗口法,旨在实现全拖挂系统的主动避障。基于牵引车建立动态窗口,设计一种满足全拖挂车辆的评价函数,对系统预测轨迹进行评价,筛选出最优轨迹,得到最优线速度和角速度,完成避障,并通过仿真实验及实车实验进行方法验证。

1 全拖挂系统运动学模型

全拖挂系统由牵引车和全拖挂车辆组成,为精准控制离轴式全拖挂系统,需要对系统的运动学进行建模以反映其真实的运动特性。假设每个车体关于纵轴对称,车轮与地面之间存在滚动摩擦且无侧滑,建立平面坐标系 xOy , 如图 1 所示。用 5 维状态向量 $\mathbf{X} = (x_3, y_3, \theta_3, \beta_3, \beta_2)$ 表示全拖挂系统的状态,其中, (x_3, y_3) 为全拖挂车辆后轮中心位置, θ_3 为全拖挂车辆的航向角, β_3 为全拖挂车辆与挂接杆之间的角度, β_2 为牵引车和挂接杆的角度。图 1 中, L_3 为全拖挂车辆的轴长, L_2 为挂接杆的长度, M_1 为正离轴的长度, L_1 为牵引车的轴长。假设系统中牵引车和全拖挂车辆均为理想的阿克曼转向车体,系统的控制量只有速度 v 和前轮转角 α , 因此,系统是一个典型欠驱动系统,且两车体满足非完整约束:

$$x_i \sin \theta_i = y_i \cos \theta_i \quad i = 1, 3 \quad (1)$$

式中: θ_i 为第 i 节全拖挂车辆的航向角。

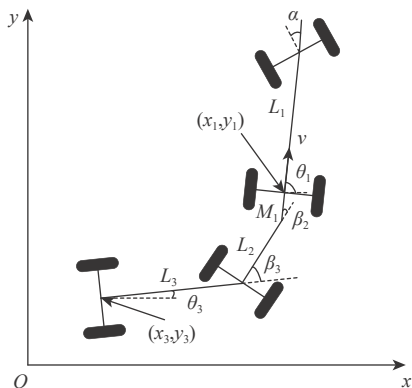


图 1 离轴式全拖挂系统

Fig. 1 Off-axle full trailer system

可建立离轴式全拖挂系统的运动学模型^[20]:

$$\begin{cases} \dot{x}_3 = v \cos \beta_3 \cos \beta_2 \left(1 + \frac{M_1}{L_1} \tan \beta_2 \tan \alpha \right) \cos \theta_3 \\ \dot{y}_3 = v \cos \beta_3 \cos \beta_2 \left(1 + \frac{M_1}{L_1} \tan \beta_2 \tan \alpha \right) \sin \theta_3 \\ \dot{\theta}_3 = \frac{v \sin \beta_3 \cos \beta_2}{L_3} \left(1 + \frac{M_1}{L_1} \tan \beta_2 \tan \alpha \right) \\ \dot{\beta}_3 = v \cos \beta_2 \left[\frac{1}{L_2} \left(\tan \beta_2 - \frac{M_1}{L_1} \tan \alpha \right) - \frac{\sin \beta_3}{L_3} \left(1 + \frac{M_1}{L_1} \tan \beta_2 \tan \alpha \right) \right] \\ \dot{\beta}_2 = v \left(\frac{\tan \alpha}{L_1} - \frac{\sin \beta_2}{L_2} + \frac{M_1}{L_1 L_2} \cos \beta_2 \tan \alpha \right) \end{cases} \quad (2)$$

同时,可以得到

$$v_3 = v \cos \beta_3 \left(\cos \beta_2 + M_1 \sin \beta_2 \frac{\tan \alpha}{L_1} \right) \quad (3)$$

式中: v_3 为全拖挂车辆速度。

2 全拖挂系统运动特性

车辆运动过程中,瞬时运动路径是固定半径的圆周曲线^[21]。系统由 2 个车体组成,牵引车运动变化会影响全拖挂车辆,除直线运动外,两车体会产生不重合的运动轨迹,且为同心圆。两车体的转弯半径可由式 (4) 计算:

$$\begin{cases} R_1 = L_1 / |\tan \alpha| \\ R_2 = \sqrt{R_1^2 + M_1^2 - L_2^2} \\ R_3 = \sqrt{R_2^2 - L_3^2} \end{cases} \quad (4)$$

式中: R_1 为牵引车转弯半径; R_2 为挂接杆处的转弯半径; R_3 为全拖挂车辆转弯半径。

离轴式全拖挂车辆转弯半径如图 2 所示。

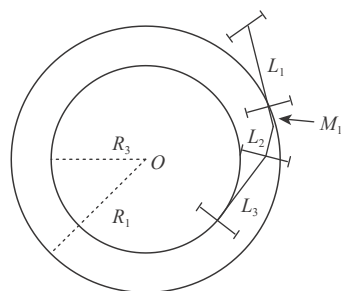


图 2 离轴式全拖挂车辆转弯半径示意图

Fig. 2 Schematic diagram of turning radius for an off-axis full trailer vehicle

文献 [22] 对拖挂机器人中运动半径的推导进行了详细证明,并得出以下结论:假设牵引车运动半径为 r ,当牵引车和全拖挂车辆满足系统参数 $L_2 > M_1$ 时,挂接杆 L_2 部分的运动半径收敛于 $R_2 = \sqrt{r^2 + M_1^2 - L_2^2}$,且牵引车运动半径 $r > R_2$;当牵引车和全拖挂车辆满足系统参数 $L_2 < M_1$ 且 $R_1^2 + M_1^2 - L_2^2 > 0$ 时,挂接杆

L_2 部分的运动半径收敛于 $R_2 = \sqrt{r^2 + M_1^2 - L_2^2}$, 且运动半径 $r < R_2$ 。当牵引车和全拖挂车辆在连接处满足系统参数 $L_2 = M_1$ 时, 2 个运动半径相等, 即 $r = R_2$; 从而推算出全拖挂车辆部分的运动半径, 假设 L_2 车体之后的 $M_2 = 0$, 则可以得到全拖挂车辆的运动半径 $R_3 = \sqrt{R_2^2 - L_3^2}$ 。

由于全拖挂车辆存在结构特殊性, 两车体的相对角度过大, 可能会发生碰撞折叠现象, 这种现象被称为“剪刀”现象^[23], 定义发生“剪刀”现象的牵引车与全拖挂车辆的相对角度为 θ_s , 可得系统的状态区间为

$$D \in \{X | (x_3, y_3) \in \mathbf{R}^2, |\beta_3 + \beta_2| \leq \theta_{s\max}\} \quad (5)$$

式中: $\theta_{s\max}$ 为临界碰撞状态下牵引车和全拖挂车辆的相对角度, 其值为 $\pi - \arctan(d/2M_1)$, d 为牵引车车宽。

同时, 针对系统的可控性, 需要保证式 (3) 避免 $v \neq 0$ 时 $\cos\beta_3(\cos\beta_2 + M_1 \sin\beta_2 \tan\alpha/L_1) = 0$ 的情况, 即牵引车移动时, 拖挂杆和全拖挂车辆处于静止状态, 此时系统不可控, 若使系统可控, 需要保证 $\cos\beta_3(\cos\beta_2 + M_1 \sin\beta_2 \tan\alpha/L_1) > 0$, 即 β_2 和 β_3 均保证以下条件:

$$\begin{cases} |\beta_2| < \pi/2 \\ |\beta_3| < \pi/2 \end{cases} \quad (6)$$

如果角度超过此限制, 牵引车或全拖挂车辆结构将会损坏, 严重时会导致交通事故。因此, 根据 $\theta_{s\max}$ 可得到全拖挂系统中牵引车最小转弯半径和最大的前轮转角:

$$\begin{cases} R_{1\min} = \sqrt{\left(\frac{L_3}{\tan\theta_{s\max}}\right)^2 + L_2^2 + L_3^2 - M_1^2} \\ \alpha_{\max} = \arctan\left(\frac{L_1}{R_{1\min}}\right) \end{cases} \quad (7)$$

式中: $R_{1\min}$ 为牵引车最小转弯半径; α_{\max} 为牵引车最大前轮转角。

同时, 在状态区间内, 牵引车后轴中心点可由式 (8) 表示:

$$\begin{cases} x_1 = x_3 + L_3 \cos\theta_3 + L_2 \cos(\theta_3 + \beta_3) + M_1 \cos\theta_1 \\ y_1 = y_3 + L_3 \sin\theta_3 + L_2 \sin(\theta_3 + \beta_3) + M_1 \sin\theta_1 \end{cases} \quad (8)$$

3 避障控制器设计

3.1 动态窗口法

动态窗口法是一种用于无人驾驶车辆动态环境导航和避障的关键方法, 其核心在于采样和动态规划。在应用于全拖挂系统时, 对牵引车的速度进行采样, 并考虑速度和加速度的限制, 轨迹采样示意图如图 3 所示。方法的执行过程包括速度采样、

轨迹预测和评估, 具体流程如图 4 所示。将速度的选择限定在由牵引车线速度和角速度组成的速度矢量空间中, 并考虑动态约束、非完整约束及车体相对角度约束。通过在速度矢量空间中选择多个采样点, 计算牵引车和全拖挂车辆的运动轨迹, 最终通过评价函数确定最优轨迹。速度矢量空间基于牵引车与环境的限制得到, 将避障问题有效转化为二维空间中的速度选择问题。

车辆行驶轨迹主要呈圆弧状, 而这一轨迹主要受采样速度 (v, ω) 的影响 (ω 为角速度), 此速度采样需要在速度采样空间 V_r 内选择。由于牵引车硬件配置、整体系统结构和所处环境等因素, 对牵引车的速度采样空间 V_r 存在一定的范围限制。

根据牵引车的硬件条件和环境限制, 使得牵引

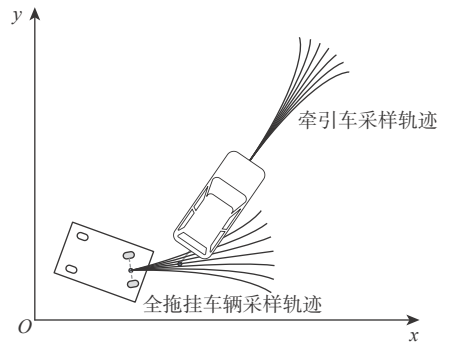


图 3 采样轨迹示意图

Fig. 3 Schematic of sample trajectory

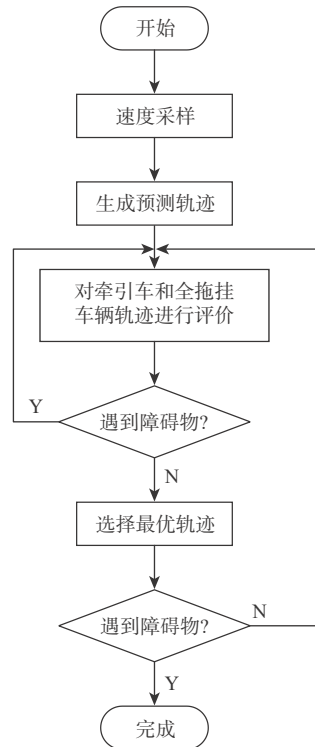


图 4 方法整体框架

Fig. 4 Framework of algorithm

车的速度存在边界限制, 形成一个初始的速度搜索空间:

$$V_a = \{(v, \omega) | v \in [v_{\min}, v_{\max}], \omega \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}]\} \quad (9)$$

式中: v_{\min} 和 v_{\max} 分别为牵引车的最小线速度和最大线速度; ω_{\min} 和 ω_{\max} 分别为牵引车最小角速度和最大角速度。

由于牵引车受到油门开度和前轮转角的限制, 存在线加速度和角加速度的边界限制, 速度搜索空间 V_b 如下:

$$V_b = \{(v, \omega) | v \in [v_t - a_{v\max} \cdot \Delta t, v_t + a_{v\max} \cdot \Delta t], \omega \in [\omega_t - a_{\omega\max} \cdot \Delta t, \omega_t + a_{\omega\max} \cdot \Delta t]\} \quad (10)$$

式中: v 和 ω 分别为当前时刻牵引车的线速度和角速度值; $a_{v\max}$ 和 $a_{\omega\max}$ 分别为牵引车线加速度最大值和角加速度最大值; Δt 为时间间隔。

在动态窗口法中, 需要对障碍物进行实时避障, 考虑到周围环境和系统运行过程中的安全性, 防止车辆因速度因素而撞上障碍物, 允许速度被限制:

$$V_c = \left\{ (v, \omega) | v \in [v_{\min}, \sqrt{2\text{dist}(v, \omega)a_{v\max}}], \omega \in [\omega_{\min}, \sqrt{2\text{dist}(v, \omega)a_{\omega\max}}] \right\} \quad (11)$$

式中: $\text{dist}(v, \omega)$ 为牵引车轨迹和全拖挂车辆轨迹到最近的障碍物的距离。根据此距离判断速度是否足以在碰到障碍物之前停下。

因此, 系统的最终搜索空间为

$$V_r = V_a \cap V_b \cap V_c \quad (12)$$

同时, 避免车辆运行过程中牵引车和全拖挂车辆发生碰撞即折叠现象, 需要加入两车体的相对角度约束, 将该角度约束转化为牵引车的前轮转角的约束, 即 $\alpha_{\max} = \arctan(L_1/R_{1\min})$, 确保车辆的行驶安全。

3.2 系统评价函数

针对全拖挂系统提出了一种评价函数, 可以同时评估牵引车和全拖挂车辆轨迹, 并引入多圆包络的碰撞检测理论, 全面评估系统与障碍物的碰撞情况。根据速度限制得到矢量空间 V_r , 预测系统的运动轨迹, 通过评价函数评估系统轨迹, 得到牵引车的最优线速度和角速度。评价函数定义如下:

$$J(v, \omega) = \eta J_1(v, \omega) + \lambda J_2(v, \omega) \quad (13)$$

式中: η 为牵引车评价函数的权重值; λ 为全拖挂车辆评价函数的权重值; 牵引车评价函数 $J_1(v, \omega)$ 和全拖挂车辆评价函数 $J_2(v, \omega)$ 定义为

$$J_i(v, \omega) = a_i h_i(v, \omega) + b_i o_i(v, \omega) + c_i s_i(v, \omega) + d_i p_i(v, \omega) \quad (14)$$

其中: a 、 b 、 c 、 d 分别为上述子函数的权重。 $i=1$ 时为牵引车, $i=2$ 时为全拖挂车辆。式(14)中包含 $h(v, \omega)$ 、

$o(v, \omega)$ 、 $s(v, \omega)$ 这 3 个基础评价函数, 分别针对车辆航向(车辆的行驶方向)、障碍物距离(车辆的安全性)和车辆速度(车辆运动过程中的平滑性)进行评价, 并提出一种全拖挂系统与目标点距离的评价函数 $p(v, \omega)$ 。

3.2.1 目标点相关评价函数

与目标点相关的子评价函数包括航向角评价函数 $h(v, \omega)$ 和终点位置评价函数 $p(v, \omega)$ 。前者衡量车辆预测轨迹末端时航向角与目标点连线方向角的差, 用于纠正航向角, 反映系统的全局搜索能力; 后者评估车辆与目标点 $(x_{\text{goal}}, y_{\text{goal}})$ 的距离, 解决传统动态窗口法在多障碍情况下可能陷入局部最优的问题。终点位置评价函数定义为预测轨迹末端点到目标点距离的倒数, 以提高系统对复杂环境的适应性, 增强路径规划的鲁棒性和全局搜索能力。

航向角评价函数 $h(v, \omega)$ 定义如下:

$$h(v, \omega) = \pi - \Delta\theta \quad (15)$$

式中: $\Delta\theta$ 为当前采样速度下预测轨迹终点位置航向与目标点连线的夹角的误差。由于希望评价函数值越大表示越优, 选择 $\pi - \Delta\theta$ 为其评价函数。

目标点位置评价函数 $p(v, \omega)$ 定义如下:

$$p(v, \omega) = 1/D_{\text{goal}} \quad (16)$$

式中: D_{goal} 为当前采样速度下预测轨迹终点位置与目标点之间的距离。

3.2.2 速度评价函数

速度评价函数 $s(v, \omega)$ 不仅评估系统的前进线速度, 也在评估运动过程的平滑性上起关键作用。在车辆的运动过程中, 较大且稳定的速度是理想状态, 因为这意味着车辆在行驶过程中受到的干扰较小或没有干扰, 使得车辆运行更为稳定, 行驶效率更高。通过综合考虑运动过程中的速度变化, 可以全面评估系统的整体运动过程。同时, 通过提高运动过程的平滑性, 速度评价函数也有助于增强系统的稳定性, 从而优化路径规划的性能。

速度评价函数 $s(v, \omega)$ 定义如下:

$$s(v, \omega) = v \quad (17)$$

3.2.3 基于多圆包络的障碍物距离评价函数

障碍物距离评价函数 $o(v, \omega)$ 用于评估车辆以此刻的采样速度得到的预测轨迹末端点到最近障碍物的距离, 从而与障碍物保持一定的距离。基于矩形车体设置多圆包络, 对全拖挂系统和障碍物进行碰撞检测, 全拖挂系统 2 个车体均匀覆盖 N 个相同半径的圆, 多圆包络如图 5 所示。

图 5 中, (x_{Fn}, y_{Fn}) 表示牵引车第 n 个圆的中心位置, (x_{Rn}, y_{Rn}) 表示全拖挂车辆第 n 个圆的中心位

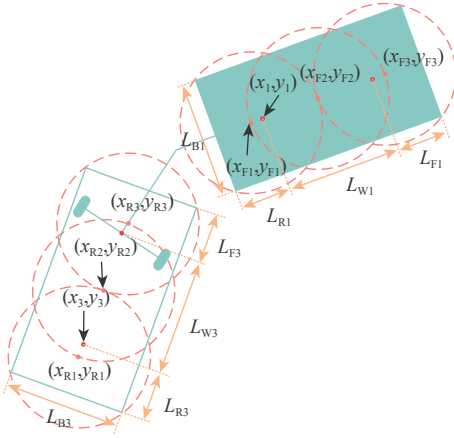


图 5 多圆形包络原理 (N=3)

Fig. 5 Schematic diagram of multi-circle envelope (N=3)

置。根据数学几何, 牵引车包络圆心定义为

$$\begin{cases} x_{Fn}(t) = x_1(t) + \left[\frac{2n-1}{2N}(L_{R1} + L_{W1} + L_{F1}) - L_{R1} \right] \cos \theta_1(t) \\ y_{Fn}(t) = y_1(t) + \left[\frac{2n-1}{2N}(L_{R1} + L_{W1} + L_{F1}) - L_{R1} \right] \sin \theta_1(t) \\ n = 1, \dots, N, t \in [0, T] \end{cases} \quad (18)$$

式中: L_{W1} 为牵引车轴距, 即 L_1 ; L_{F1} 为牵引车前轮至车头的距离; L_{R1} 为牵引车后轮至车尾的距离; $\theta_1(t)$ 为牵引车的航向角, 其值为 $\theta_3(t) + \beta_3(t) + \beta_2(t)$ 。

全拖挂车辆包络圆心定义为

$$\begin{cases} x_{Rn}(t) = x_3(t) + \left[\frac{2n-1}{2N}(L_{R3} + L_{W3} + L_{F3}) - L_{R3} \right] \cos \theta_3(t) \\ y_{Rn}(t) = y_3(t) + \left[\frac{2n-1}{2N}(L_{R3} + L_{W3} + L_{F3}) - L_{R3} \right] \sin \theta_3(t) \\ n = 1, \dots, N, t \in [0, T] \end{cases} \quad (19)$$

式中: L_{W3} 为牵引车轴距, 即 L_3 ; L_{F3} 为全拖挂车辆前轮至车头的距离; L_{R3} 为全拖挂车辆后轮至车尾的距离; $\theta_3(t)$ 为全拖挂车辆航向角。

每个圆形的半径为 R_{circle} , 其是与 N 相关的常数:

$$R_{circlei} = \sqrt{\left(\frac{L_{Ri} + L_{Wi} + L_{Fi}}{2N} \right)^2 + \left(\frac{L_{Bi}}{2} \right)^2} \quad (20)$$

式中: $i = 1, 3$, $i = 1$ 表示牵引车, $i = 3$ 表示全拖挂车辆; L_B 为车宽。

若周围障碍物到检测状态的距离超过一定的阈值, 则返回一个常数值, 若在阈值之内, 则 $o(v, \omega)$ 返回距离值, 若在包络区域之内, 则返回极小值, 从而完成障碍物的检测。 $o(v, \omega)$ 返回值如下:

$$o(v, \omega) = \begin{cases} 10 & D_{car} \geq 10 \\ D_{car} & D_R \leq D_{car} < 10 \\ -\infty & D_{car} < D_R \end{cases} \quad (21)$$

式中: 阈值为 10; D_{car} 为检测状态周围最近障碍物的距离; D_R 为包络圆的半径。

同时, 为确保除安全性评价函数以外的各项评价函数的数值处于同一量级, 对各项评价函数进行了归一化处理。

4 实验验证

4.1 仿真实验

4.1.1 静态障碍物实验

本文提出的基于改进动态窗口法的全拖挂系统避障控制方法的有效性通过 Python 语言编程进行验证, 使用的电脑配置为 AMD Ryzen™ 7 5800 8-Core 3.4 GHz 处理器, 16 GB 内存, Windows10 操作系统。实验先验证了全拖挂系统的运动半径, 之后验证了“剪刀”现象, 最终在静态和动态 (随机低速) 障碍物环境下进行了主动避障实验, 车辆参数如表 1 所示。

表 1 全拖挂车辆参数

Table 1 Parameters of off-axle full trailer

参数	数值
牵引车轴距 L_1/m	2.49
全拖挂车辆轴距 L_3/m	1.68
牵引车后轴中点到连接点距离 M_1/m	0.60
全拖挂车辆前轴中心点到连接点距离 L_2/m	1.14
牵引车车宽 d/m	1.66
牵引车车长 l/m	3.36
全拖挂车辆车宽 d_1/m	1.66
全拖挂车辆车长 l_1/m	2.50
两车体最大相对角度 $\theta_{s,max}/rad$	2.23

设置全拖挂系统的初始状态为 $X_0 = (0 \text{ m}, 0 \text{ m}, 0 \text{ rad}, 0 \text{ rad}, 0 \text{ rad})$, 控制量初始值为 $u_0 = (0 \text{ rad}, 1 \text{ m/s})$, 前轮转角以 0.05 rad/s 的速率匀增, 线速度保持恒定, 进行前向运动, 如图 6 所示, 牵引车和全拖挂车

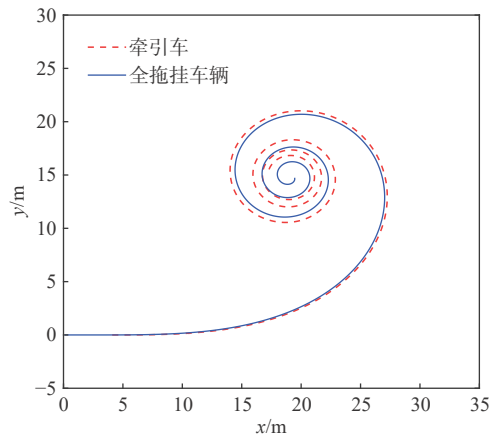


图 6 “剪刀”现象轨迹

Fig. 6 Trajectory of "trailer jackknifing"

辆的轨迹均为圆弧轨迹。由于系统参数满足 $L_2 > M_1$, 牵引车的运动轨迹始终在全拖挂车辆轨迹的外侧, 同时牵引车和全拖挂车辆相对角度达到最大值 2.23 rad 时, 车辆发生“剪刀”现象。

为验证本文提出的基于动态窗口法的离轴式全拖挂车辆主动避障的有效性, 在实验场景下设置随机静态障碍物, 进行对比仿真实验, 分别对只有牵引车安全约束(经典动态窗口法挂接全拖挂车辆)和牵引车与全拖挂车辆都有安全约束的情况进行对比实验。表 2 为基于动态窗口法的离轴式全拖挂车辆主动避障控制器参数。

表 2 避障控制器参数

Table 2 Obstacle Avoidance Controller Parameters

参数	数值
障碍物半径 R/m	0.7/0.8
预测时间 T/s	3.0
牵引车最大速度 $v_{\max}/(m \cdot s^{-1})$	3.0
牵引车最大角速度 $\omega_{\max}/(rad \cdot s^{-1})$	0.7
预测时间间隔 T_d/s	0.1
速度采样分辨率 $v_d/(m \cdot s^{-1})$	0.01
角速度采样分辨率 $\omega_d/(rad \cdot s^{-1})$	0.017
a_1, b_1, c_1, d_1	0.15, 1.0, 1.5, 1
a_2, b_2, c_2, d_2	0.15, 1.0, 1.5, 1
η, λ	0.3, 0.7

实验分为 2 个场景, 全拖挂系统初始状态均为 $X_0 = (0 \text{ m}, 0 \text{ m}, 0 \text{ rad}, 0 \text{ rad}, 0 \text{ rad})$, 场景 1 目标点为 $(26, 26) \text{ m}$, 场景 2 目标点为 $(30, 36) \text{ m}$ 。为验证本文方法的有效性和适应能力, 在初始点和目标点中间设置密集的随机静态障碍物, 密集障碍物环境可以模拟出较为复杂的环境, 从而全面评估方法的有效性和可靠性。在该环境中对基于全拖挂系统和基于牵引车进行仿真实验。图 7 和图 8 展示了 2 种场景下基于牵引车和全拖挂系统的避障过程足迹。图 9 展示了场景 2 避障过程中 2 种方法牵引车前轮转角的比较情况。图 10~图 12 分别展示了场景 2 中基于全拖挂系统的牵引车速度、角速度及两车体到最近障碍物的距离。图 13 对比了场景 2 避障过程中 2 种方法的两车体之间相对角度的差异。

在场景 1 中, 通过图 7 对比, 考虑到全拖挂车辆与障碍物之间的潜在碰撞, 全拖挂车辆会采取更为谨慎的驾驶策略, 避免过早转弯, 从而降低碰撞风险。该策略确保了全拖挂车辆在转弯时保持足够的安全距离, 避免与障碍物接触。相反, 如果仅考虑牵引车的安全, 系统可能会误导车辆过早转弯, 这不仅增加了与障碍物碰撞的风险, 还可能导致车辆控制的不稳定和安全隐患。在场景 2 中, 通

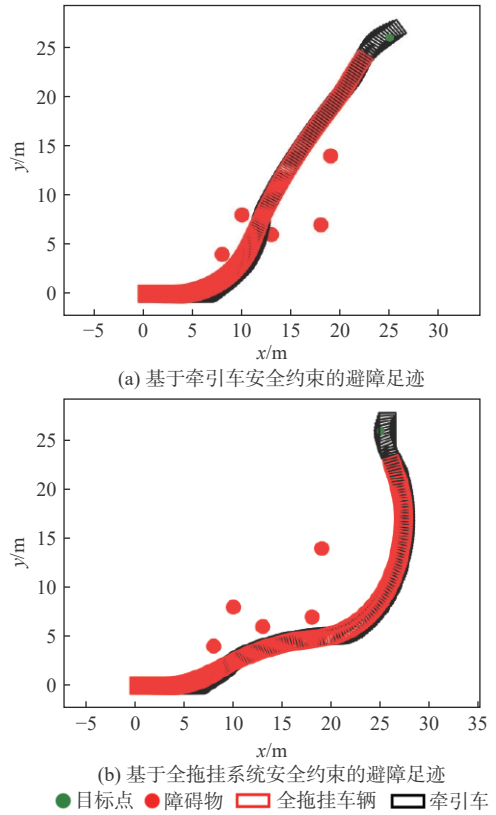


图 7 场景 1 中 2 种方法避障足迹对比

Fig. 7 Comparison of obstacle avoidance footprints of two methods in scenario 1

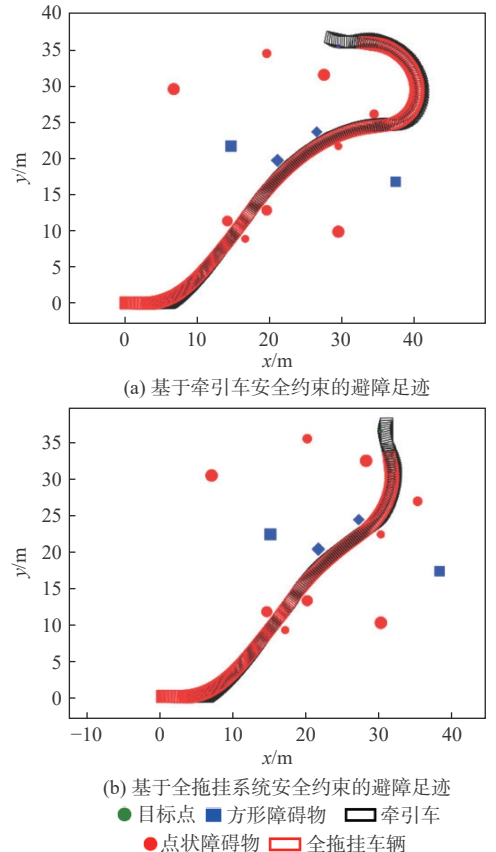


图 8 场景 2 中 2 种方法避障足迹对比

Fig. 8 Comparison of obstacle avoidance footprints of two methods in scenario 2

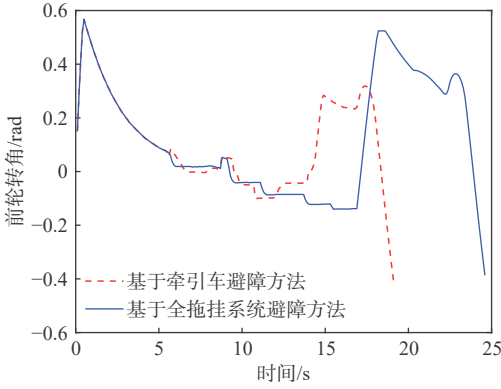


图 9 场景 2 下前轮转角的对比

Fig. 9 Comparison of steering angle in scenario 2

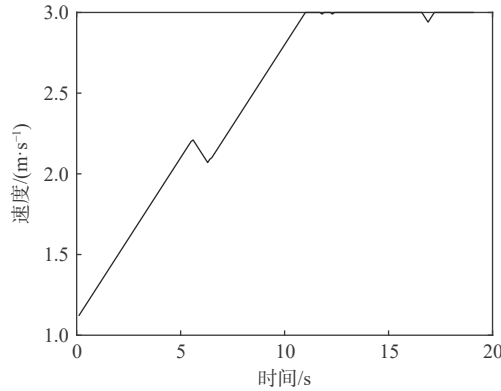


图 10 场景 2 下基于全拖挂系统的避障速度

Fig. 10 Velocity of obstacle avoidance based on full trailer system in scenario 2

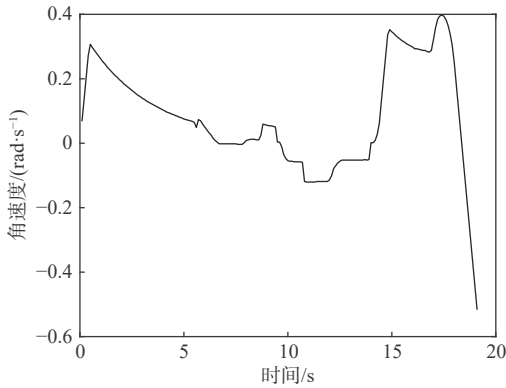


图 11 场景 2 下基于全拖挂系统的避障角速度

Fig. 11 Angular velocity of obstacle avoidance based on full trailer system in scenario 2

过图 8 和图 9 分析, 本文方法有效实现了安全到达终点的目标。该方法综合考虑了全拖挂车辆和牵引车的动态关系, 优化了避障策略, 确保了整车系统的平稳运行和安全性。相比之下, 传统仅以牵引车为考虑对象的动态窗口法在面对特定障碍物时未能有效发现最优路径, 不仅增加了整体的行驶距离, 也提高了发生碰撞的潜在风险。图 12 显示, 全拖挂车辆和牵引车到最近障碍物的最短距离分别为 0.95 m 和 0.99 m。全拖挂系统自身安全裕度定

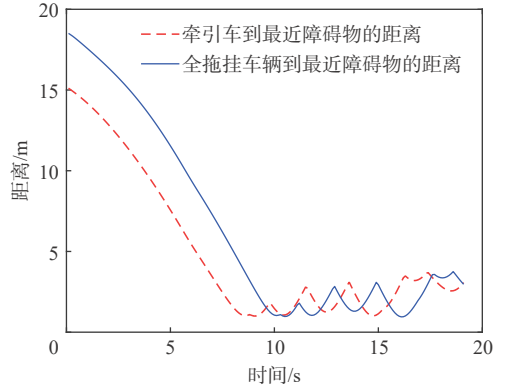


图 12 场景 2 下车体到最近障碍物的距离

Fig. 12 Distance from vehicle bodies to the nearest obstacle in scenario 2

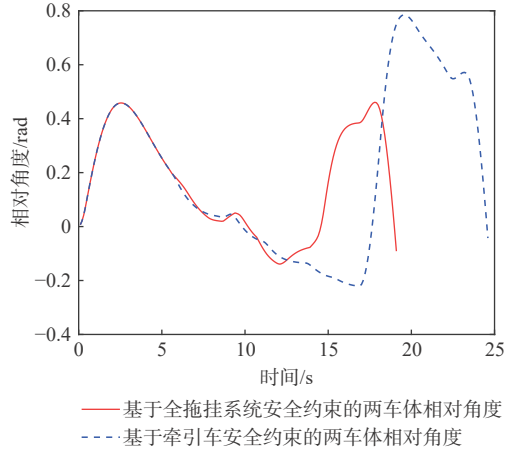


图 13 场景 2 下两车体相对角度的对比

Fig. 13 Comparison of relative angles of two vehicle bodies in scenario 2

义为两车体的相对角度的绝对值与发生“剪刀”现象时的最大相对角度的百分比(越大越有自身碰撞的风险)。根据图 13 可得到, 在本次避障任务中, 基于全拖挂系统安全约束下的系统的自身安全裕度为 20.7%, 而基于牵引车安全约束下的自身安全裕度为 35.2%, 从而证明了基于全拖挂系统的避障方法具有高安全裕度和更好的避障能力。

4.1.2 动态障碍物实验

为验证本文提出的离轴式全拖挂车辆主动避障方法在动态障碍物下的可行性, 设置全拖挂车辆初始状态为 $X_0 = (0 \text{ m}, 0 \text{ m}, 0 \text{ rad}, 0 \text{ rad}, 0 \text{ rad})$, 目标点为 $(30, 30) \text{ m}$ 。在无障碍情况下, 全拖挂车辆从起点到终点的最短路径周围设置 4 个随机(初始位置和移动方向都随机)低速动态障碍物。系统避障足迹和轨迹如图 14 和图 15 所示。可以看出, 牵引车和全拖挂车辆可以安全完成避障。

图 16 展示了牵引车前轮转角的变化。在系统中, 牵引车和全拖挂车辆的初始航向角均为 0 rad, 因此, 系统运行初期牵引车前轮转角较大, 使系统

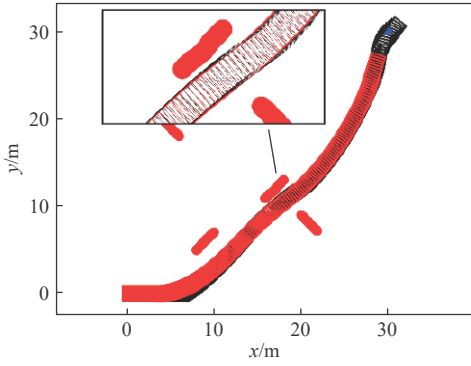


图 14 动态障碍物下基于全拖挂系统的避障足迹

Fig. 14 Obstacle avoidance footprint based on full trailer system in case of dynamic obstacles

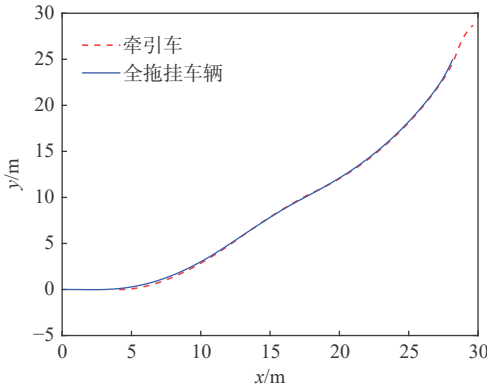


图 15 动态障碍物下基于全拖挂系统的行驶轨迹

Fig. 15 Trajectory based on full trailer system in case of dynamic obstacles

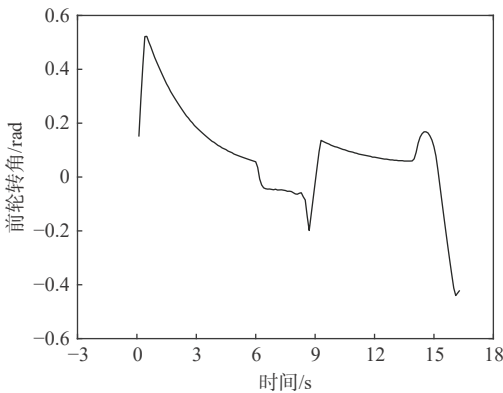


图 16 动态障碍物下基于全拖挂系统的牵引车前轮转角

Fig. 16 Steering angle of tractor based on full trailer system in case of dynamic obstacles

快速朝向目标点。航向正确后,前轮转角小幅调整,8.7s时主动避障,逐步调整直至到达终点。行驶中,牵引车和全拖挂车辆到最近障碍物的距离分别为0.99m和1.06m。动态障碍物下车体到最近障碍物的距离如图17所示。

综上,全拖挂系统在牵引车和全拖挂车辆相对角度及机械结构的约束下可以平稳完成主动避障并到达目标点。

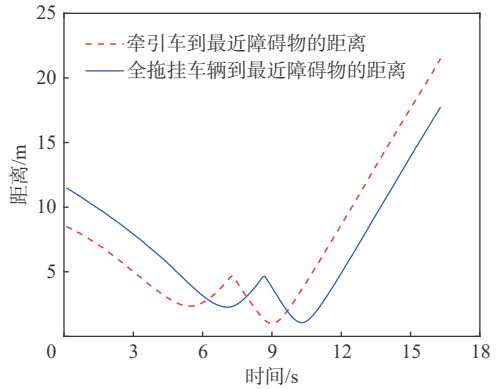


图 17 动态障碍物下车体到最近障碍物的距离

Fig. 17 Distance from vehicle bodies to the nearest obstacle in case of dynamic obstacles

4.2 实车实验

为验证本文提出的离轴式全拖挂车辆主动避障策略的可行性,选择一辆具有线性油门、刹车和转向装置的新能源汽车作为牵引车,通过离轴挂接一辆全拖挂车辆。在牵引臂关节和挂车车体处安装了动态角度传感器,传感器测量误差为0.1°,可以用于全拖挂车辆的精确定位和计算。实验采用Ubuntu系统下的ROS框架,通过节点控制车辆底层以控制其运动。实车平台及实车实验场景如图18所示。



图 18 实车平台和实际环境

Fig. 18 Real vehicle platform and actual environment

实验过程中,设置系统的初始状态为 $X_0 = (4.71\text{ m}, -0.71\text{ m}, 2.87\text{ rad}, 0\text{ rad}, 0\text{ rad})$, 目标点为 $(-94.7, 22.678)\text{ m}$, 放置3个静态障碍物,在运动过程中,激光雷达检测到的障碍物位置分别为 $(-20.1, 6.5)\text{ m}$ 、 $(-37.9, 6.1)\text{ m}$ 和 $(-59, 15.4)\text{ m}$, 全拖挂系统避障过程如图19所示。

全拖挂车辆避障过程中的运动轨迹如图20所示,前轮转角变化如图21所示,系统运动过程中牵引车和全拖挂车辆到障碍物的最近距离如图22所示。

综合以上分析,实验结果表明,本文提出的离轴式全拖挂车辆主动避障策略在该工况中能够有效避开障碍物。过程中,牵引车到障碍物边界最近

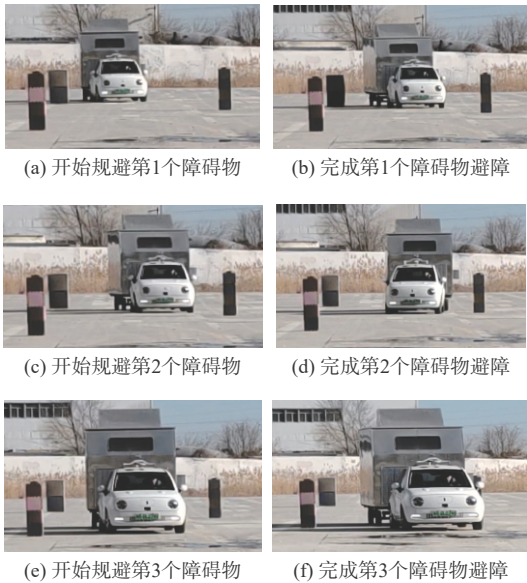


图 19 全拖挂系统避障过程

Fig. 19 Obstacle avoidance process of full trailer system

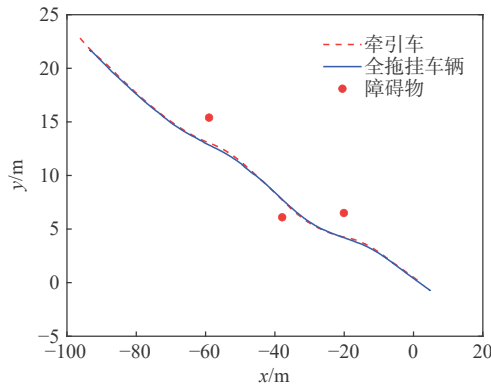


图 20 全拖挂系统避障轨迹

Fig. 20 Obstacle avoidance trajectory of full trailer system

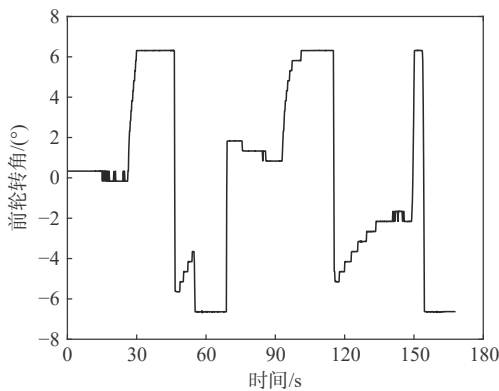


图 21 牵引车前轮转角的变化

Fig. 21 Changes of steering angle of tractor

距离为 0.83 m, 全拖挂车辆到障碍物边界最近距离为 0.89 m。

同时, 对单个障碍物的工况也进行了可行性验证, 障碍物的坐标为 (-20,6.5) m, 图 23 为车辆避障过程的轨迹, 图 24 为两车体到最近障碍物的距离, 其中, 牵引车到障碍物的最小距离为 0.94 m, 全拖

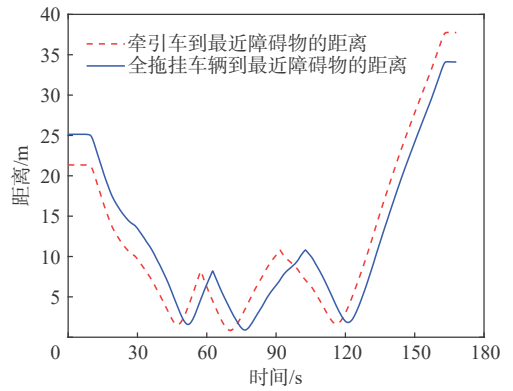


图 22 两车体到最近障碍物的距离

Fig. 22 Distance from two vehicle bodies to the nearest obstacle

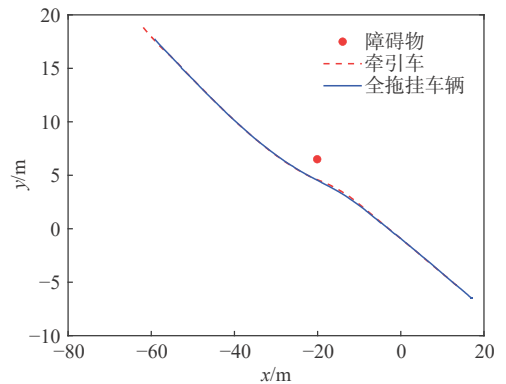


图 23 单个障碍物下车辆运动轨迹

Fig. 23 Vehicle motion trajectory under a single obstacle

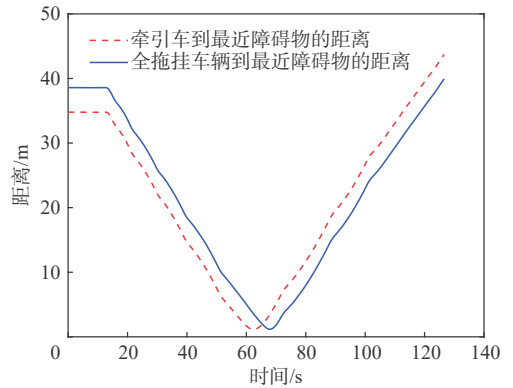


图 24 单个障碍物下两车体到最近障碍物的距离

Fig. 24 Distance from two vehicle bodies to the nearest obstacle under a single obstacle

挂车辆到障碍物的最小距离为 1.17 m, 由此可分析出, 系统在避障控制中, 能够在保持安全距离的同时安全到达终点。

实车实验选取了 2 个场景对本文方法的有效性进行验证。实验开始前, 对车辆各传感器进行了校准, 确保所有传感器和执行机构均处于最佳状态, 而障碍物位置通过激光雷达可以检测出。2 个场景的测试结果表明, 本文提出的避障方法能够有效避开障碍物, 且实验验证了方法的有效性。

5 结论

本文针对全拖挂车辆的主动避障进行研究,提出一种改进动态窗口法的全拖挂车辆主动避障方法,结论如下:

1) 提出符合全拖挂车辆的评价函数,可同时对牵引车和全拖挂车辆进行评价。

2) 在评价函数中引入车辆与目标点距离相关的子评价函数,用于解决车辆在多障碍物下易陷入局部最优解的问题,并综合考虑了牵引车与全拖挂车辆的碰撞约束,从而确保了方法的有效性和实用性。

3) 实验结果表明,全拖挂系统在运动过程中可以安全规避障碍物,成功抵达目标点。在仿真实验中,相比初始动态窗口法,本文方法不仅使得全拖挂系统到障碍物的距离具有更大的安全裕度,而且自身运行更加平稳,进一步提升了行驶的安全性。同时,实车实验表明了本文方法也具有一定的可行性。

参考文献 (References)

- [1] JIN C, YONG Z, HOU S M, et al. Stabilization control of a backward tractor-trailer mobile robot[C]//Proceedings of the 8th World Congress on Intelligent Control and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2010: 2136-2141.
- [2] RITZEN P, ROEBROEK E, VAN DE WOUW N, et al. Trailer steering control of a tractor-trailer robot[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2016, 24(4): 1240-1252.
- [3] BERGMAN K, LJUNGQVIST O, AXEHILL D. Improved path planning by tightly combining lattice-based path planning and optimal control[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2021, 6(1): 57-66.
- [4] 任玥, 郑玲, 张巍, 等. 基于模型预测控制的智能车辆主动避障控制研究[J]. *汽车工程*, 2019, 41(4): 404-410.
REN Y, ZHENG L, ZHANG W, et al. A study on active collision avoidance control of autonomous vehicles based on model predictive control[J]. *Automotive Engineering*, 2019, 41(4): 404-410(in Chinese).
- [5] 牛国臣, 李文帅, 魏洪旭. 基于双五次多项式的智能汽车换道轨迹规划[J]. *汽车工程*, 2021, 43(7): 978-986.
NIU G C, LI W S, WEI H X. Intelligent vehicle lane changing trajectory planning based on double quintic polynomials[J]. *Automotive Engineering*, 2021, 43(7): 978-986(in Chinese).
- [6] KHATIB O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 1985: 500-505.
- [7] LIM W, LEE S, SUNWOO M, et al. Hierarchical trajectory planning of an autonomous car based on the integration of a sampling and an optimization method[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(2): 613-626.
- [8] YI B L, BENDER P, BONARENS F, et al. Model predictive trajectory planning for automated driving[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2019, 4(1): 24-38.
- [9] ZENG J, ZHANG B K, SREENATH K. Safety-critical model predictive control with discrete-time control barrier function[C]//Proceedings of the American Control Conference. Piscataway: IEEE Press, 2021: 3882-3889.
- [10] FOX D, BURGARD W, THRUN S. The dynamic window approach to collision avoidance[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 1997, 4(1): 23-33.
- [11] BAI G X, LIANG C, MENG Y, et al. Obstacle avoidance of semi-trailers based on nonlinear model predictive control[J]. *World Electric Vehicle Journal*, 2019, 10(4): 72.
- [12] BERLIN J, HESS G, KARLSSON A, et al. Trajectory generation for mobile robots in a dynamic environment using nonlinear model predictive control[C]//Proceedings of the IEEE 17th International Conference on Automation Science and Engineering. Piscataway: IEEE Press, 2021: 942-947.
- [13] ASROFUDIN B, WIDYOTRIATMO A, SIREGAR P I, et al. Sigmoid function optimization for path following control with obstacle avoidance of an autonomous truck-trailer[C]//Proceedings of the International Conference on Instrumentation, Control, and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2021: 180-185.
- [14] LJUNGQVIST O, EVESTEDT N, CIRILLO M, et al. Lattice-based motion planning for a general 2-trailer system[C]//Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2017: 819-824.
- [15] CHENG J, ZHANG Y, WANG Z H. Motion planning algorithm for tractor-trailer mobile robot in unknown environment[C]//Proceedings of the 8th International Conference on Natural Computation. Piscataway: IEEE Press, 2012: 1050-1055.
- [16] LAVALLE S M. Rapidly-exploring random trees: progress and prospects[C]//Proceedings of the 4th International workshop on the Algorithmic Foundations of Robotics. Wellesley: [s.n.], 2001: 293-308.
- [17] 白国星, 刘立, 孟宇, 等. 基于非线性模型预测控制的农用拖挂车避障控制器研究[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(4): 356-362.
BAI G X, LIU L, MENG Y, et al. Study of obstacle avoidance controller of agricultural tractor-trailers based on predictive control of nonlinear model[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(4): 356-362(in Chinese).
- [18] SUN F C, HUANG Y L, YUAN J, et al. A compound PRM method for path planning of the tractor-trailer mobile robot[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Automation and Logistics. Piscataway: IEEE Press, 2007: 1880-1885.
- [19] KAVRAKI L E, SVETSKA P, LATOMBE J C, et al. Probabilistic roadmaps for path planning in high-dimensional configuration spaces[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1996, 12(4): 566-580.
- [20] LJUNGQVIST O, EVESTEDT N, AXEHILL D, et al. A path planning and path-following control framework for a general 2-trailer with a car-like tractor[J]. *Journal of Field Robotics*, 2019, 36(8): 1345-1377.
- [21] 杨凯, 黄亚楼, 徐国华. 带拖车的轮式移动机器人系统的建模与仿真[J]. *系统仿真学报*, 2000, 12(1): 43-46.

- YANG K, HUANG Y L, XU G H. Modeling and simulation of tractor trailer robot systems' kinematics[J]. *Acta Simulata Systematica Sinica*, 2000, 12(1): 43-46(in Chinese).
- [22] 苑晶, 黄亚楼, 孙凤池. 两种连接形式的拖挂式移动机器人路径跟踪控制[J]. *控制理论与应用*, 2008, 25(3): 398-406.
- YUAN J, HUANG Y L, SUN F C. Path following control for tractor-trailer mobile robots with two kinds of connection forms[J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(3): 398-406(in Chinese).
- [23] CHEN L K, SHIEH Y A. Jackknife prevention for articulated vehicles using model reference adaptive control[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, 2011, 225(1): 28-42.

Active obstacle avoidance based on an improved dynamic window approach for off-axis full trailer vehicles

HU Dandan¹, ZHAO Jinju¹, NIU Guochen^{1, 2, *}

(1. Institute of Robotics, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. Key Laboratory of Smart Airport Theory and System, Civil Aviation Administration of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: Full trailers are at a significant risk of collision since the local planning algorithm for regular passenger cars does not completely account for the entire trailer system. To address this issue, a refined dynamic window approach (DWA) is proposed specifically for off-axis full trailer systems to enable proactive obstacle avoidance for unmanned full trailer systems on unstructured roads. Initially, the sampling of the towing vehicle's speed constructs a velocity vector space. The motion paths of both vehicles are then forecasted using the kinematic model of the system and the data that were sampled. Subsequently, introducing sub-cost functions related to the target point's position, an evaluation function tailored to the trailer system is proposed. Finally, the optimal velocity is selected based on the evaluation function to ensure the system safely reaches the target point. Experimental results demonstrate the method's reliable safety in obstacle avoidance tasks, with a minimum distance of 0.83 meters between the towing vehicle and obstacle boundaries in real vehicle experiments, and 0.89 meters for the full trailer from obstacle boundaries.

Keywords: full trailer vehicle; dynamic window approach; unstructured road; active obstacle avoidance; kinematic model

Received: 2024-06-06; Accepted: 2024-07-12; Published Online: 2024-09-09 14:47

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240909.1151.002

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (U2333205); The Fundamental Research Funds for the Central Universities (3122023PY04)

* Corresponding author. E-mail: niu_guochen@139.com

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0801

韧性导向的机场航空器滑行路径及停机位分配联合优化

寇伟彬^{1,*}, 于凯任¹, 王佳玉², 张宇辉¹

(1. 中国民航大学 交通科学与工程学院, 天津 300300; 2. 陆军军事交通学院, 天津 300161)

摘 要: 为改善恶劣天气对航空器场面滑行的干扰程度, 提升机场场面运行系统的恢复力, 基于航空器滑行时间表征场面运行系统性能, 通过刻画系统性能损失与恢复动态过程量化场面运行系统韧性。根据场面跑道、滑行道与停机坪间的拓扑网络结构, 以韧性的提升作为优化核心, 建立考虑滑行时间、旅客登机时间与系统韧性的航空器场面滑行路径及停机位分配联合优化模型。考虑到模型为复杂非线性规划模型, 开发基于线性迭代的三阶段算法。结合天津滨海国际机场数据进行案例分析, 结果表明: 优化后的场面运行系统平均性能提升 20.68%, 恢复速率提升 16.67%, 系统韧性均值提升 20.33%, 韧性恢复速率提升 27.15%。优化后的航空器场面滑行路径及停机位分配方案能够加快系统对恶劣天气的干扰适应, 减少适应阶段性能损失, 提升系统性能恢复速率, 保障系统性能相对稳定。

关键词: 恶劣天气; 滑行路径; 停机位分配; 韧性; 线性迭代算法

中图分类号: V355.2; U8

文献标志码: A **文章编号:** 1001-5965(2026)02-0426-10

恶劣天气影响下, 航空器场面滑行速度降低, 进出机位效率变慢, 排队及拥堵延误增加, 跑滑系统容量大幅减少, 机场场面运行及整个航空网络的正常性都将受到严重影响^[1]。从场面运行的角度来看, 虽然可以通过合理规划滑行路径及停机位方案提升航空器场面运行的效率^[2], 但在传统以靠桥率为核心的停机位分配和滑行路径方案(称为传统方案)下, 当大量航空器因恶劣天气滞留场面、出现大面积延误时, 传统方案无法很好地解决因航班拥堵导致的场面处于持续低效状态, 使得整个系统难以在恶劣天气干扰下从低效率的运行状态快速恢复至稳定阶段, 系统崩溃的风险较大^[3]。因此, 为减少场面运行效率受天气的影响、加快恶劣天气逐渐消退时航空器正常运行的恢复速度, 提升场面运行系统的韧性尤为关键。

在已有研究中, 量化恶劣天气对机场系统性能

影响是首要工作。Krishna 等^[4]以天气条件为约束, 分析其对美国 35 个机场运行管理方案的影响。杜婧涵等^[5]提出基于度量学习的交通态势弱监督评估方法, 准确感知机场场面运行环境。还有学者通过分析、评估天气影响, 并利用遗传算法优化航班时刻表, 减少运行延误, 提升场面运行系统韧性^[6-7]。唐小卫等^[8]利用机器学习准确预测进港航班滑入时间, 对提高机场场面运行效率具有重要意义。在系统受到冲击后实现快速恢复至稳定运行阶段, 利用自适应交通信号系统^[9]、多模式交通优化模型^[10]等动态流量分配模型进行系统优化是一种广泛使用的高效方式。薛清文等^[11]利用元胞传输模型 (cell transmission model, CTM) 揭示滑行道交通流拥堵演变机理, 通过合理流量控制制定高效滑行管理策略。赵俊等^[12]建立 4 维指标, 综合考虑资源分配的权衡最优。还有研究利用启发式算法求解滑行

收稿日期: 2023-12-09; 录用日期: 2024-02-02; 网络出版时间: 2024-02-27 15:34

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240227.0937.002

基金项目: 国家重点研发计划 (2021YFB2600500); 天津市教委科研计划 (2023KJ224)

*通信作者. E-mail: wbkou@cauc.edu.cn

引用格式: 寇伟彬, 于凯任, 王佳玉, 等. 韧性导向的机场航空器滑行路径及停机位分配联合优化 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52 (2): 426-435. KOU W B, YU K R, WANG J Y, et al. Resilience-oriented joint optimization of aircraft taxiing route and apron assignment in airport [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52 (2): 426-435 (in Chinese).

路径和停机位分配联合优化模型, 有效避免了滑行冲突, 提高场面运行系统韧性^[13-14]。

上述研究多考虑理想天气条件下的交通系统韧性恢复力, 忽略了影响持续条件, 特别是对天气状况高度依赖的航空交通, 如何帮助系统快速适应天气影响, 并在影响长久存在的条件下加快系统韧性恢复的问题亟待研究^[15]。多数民航系统韧性研究仍停留在评估阶段^[16], 或将航班时刻的正常性作为机场运行韧性提升的量化指标^[17], 并未深入挖掘航班时刻“不正常”的原因, 将航空器延误原因粗略归集于天气干扰, 忽略多方利益参与者、场面运行的实际可行及其他客观因素的影响, 不可避免地导致对场面运行系统韧性不够精准的剖析^[18]。

本文以航空器滑行路径和停机位分配联合优化为出发点, 从场面运行的角度深入剖析恶劣天气对航空器运行的影响, 提出以场面滑行延误恢复为核心的韧性基本因子, 量化场面运行系统韧性, 建立韧性导向的航空器场面运行优化模型, 并通过案例验证场面运行系统韧性的提升效果。

1 问题描述与建模

1.1 问题描述

航空器滑行路径与停机位分配联合优化是研究航空器着陆后从跑道到停机位的全流程运行调度过程中^[19], 航空器在场面运行系统的自主滑行路径及停机位选择问题, 即滑行 O/D 点位置的确定^[20]。由于航空器滑行路径与停机位分配为 2 类 0-1 规划问题的组合优化, 且考虑了恶劣天气影响下滑行速度折减和拥堵延误时间的动态双重惩罚^[21], 因此, 最终建立的模型为一类复杂的非线性规划模型。

1.2 航空器场面运行系统韧性

场面运行系统的核心为保持航空器平均滑行时间处于相对稳定状态。通过航空器滑行延误量化场面运行系统韧性基本因子, 进而量化航空器场面运行系统性能的恢复力及对应场面运行系统韧性。其中, 系统性能重要参数的确定如下:

$$T_1 = \sum_{f \in n_1} \sum_{g \in n_2} \sum_{p \in n_3} \left\{ \left(x_{f,p,g} \sum_{a \in N_p} Y_{p,a} L_{p,a} + \varepsilon_g L'_{p,g} \right) / [(1 - k_r) v_f] \right\} \quad (1)$$

$$T_2 = \sum_{f \in n_1} t_{2,f} = \sum_{f \in n_1} \sum_{g \in n_2} \sum_{p \in n_3} x_{f,p,g} t_g \quad (2)$$

式中: T_1 为航空器滑行时间; $x_{f,p,g}$ 取“1”时表示航空器 f 通过路径 p 到达分配的机位 g , 取“0”时表示航空器 f 不通过路径 p 到达已或未分配的机位 g ;

$Y_{p,a}$ 为路径 p 第 a 段的值, “0”表示不从此路段通行, “1”反之; N_p 为路径 p 的路段组成长度; $L_{p,a}$ 为路径 p 的第 a 段路段长度; ε_g 为近远机位指数, 取“1”时表示近机位, 取“0”时表示远机位; $L'_{p,g}$ 为滑行路径 p 与机坪交界处至机位 g 的滑行距离; v_f 为航空器 f 的理论滑行速度; k_r 为 r 天气情况下的滑行速度折减系数, 由参考文献 [22] 得到 (见表 1); n_1 、 n_2 、 n_3 分别为航空器、停机位、滑行路径集合; T_2 为旅客登机步行时间; $t_{2,f}$ 为航空器 f 的旅客步行登机时间; t_g 为旅客自安检区至机位 g 的平均步行时间。

表 1 滑行速度折减系数

Table 1 Taxi speed reduction factor

天气状况	折减系数
小雨	0.017
中雨	0.163
大雨	0.4
暴雨	0.8

为抵御恶劣天气的影响, 场面运行系统性能的关键是保持航空器平均滑行时间处于相对稳定状态。而恶劣天气下场面滑行延误的增加是导致韧性下降的基本原因, 因此, 本文基于滑行延误定义场面运行系统韧性基本因子, 进而在联合优化过程中量化场面运行系统韧性。计算公式如下:

$$T_p = \sum_{f \in n_1} \left(\sum_{g \in n_2} \sum_{p \in n_3} x_{f,p,g} \sum_{a \in N_p} Y_{p,a} t_a^{\text{punish}} \right) \quad (3)$$

$$t_a^{\text{punish}} = t_{\text{pass}} \sum_{k=1}^{Q_a-2} k / Q_a \quad (4)$$

$$t_{\text{pass}} = 50 / v \quad (5)$$

$$Q_a = \sum_{p \in n_3} \left[\left(\sum_{f \in n_1} \sum_{g \in n_2} x_{f,p,g} \right) Y_{p,a} \right] \quad (6)$$

式中: T_p 为场面运行系统韧性基本因子; t_a^{punish} 为路段 a 的滑行延误惩罚时间; Q_a 为路段 a 的流量统计; t_{pass} 为单航空器单段通行拥堵时间, 排队间隔按规范取 50 m^[23]; v 为通过拥堵路段的航空器平均滑行速度。式 (4) 表示路段 a 的延误时间, 根据实际情况, 当多架航空器同时段内需要从滑行道系统进入停机坪时, 前 2 架航空器的运行状态为正常滑入机位和在滑行道等待线处等待滑入机位, 实际已脱离滑行道系统, 因此, 模型从第 3 架航空器开始计算延误。式 (6) 中, 路段 a 流量 Q_a 通过统计航空器滑行路径组成节点计算相应路段流量。

某一时刻 t 机场场面运行系统韧性可通过式 (7) 得到^[7]:

$$R(t) = \frac{\int_{t_1}^t F(t) dt}{F_0(t-t_1)} \quad t_1 \leq t \leq t_4 \quad (7)$$

式中: $R(t)$ 为 t 时刻的场面运行系统韧性, 为实际和期望状态下单位距离的航空器滑行速度分别与时间积分后的比值; t_1 为系统受到恶劣天气影响系统性能开始下降的时刻; t_4 为系统摆脱恶劣天气影响, 恢复至稳定运行状态的时刻; F_0 为场面运行系统处于稳定阶段的系统性能平均值, 其含义为期望状态下单位距离的航空器滑行速度; $F(t)$ 为 t 时刻实际状态下单位距离的航空器滑行速度; $\int_{t_1}^t F(t) dt$ 表示从恶劣天气发生时刻 t_1 到时刻 t 场面运行系统性能的实际累计值; $F_0(t-t_1)$ 表示时刻 t_1 到时刻 t 场面运行系统性能的期望累计值。

系统韧性如图 1 所示。图中: t_2 为系统性能受恶劣天气影响下降至最低点的时刻; t_3 为系统恢复过程中达到中间稳定状态的时刻。

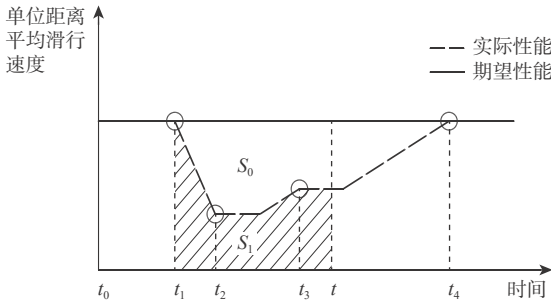


图 1 系统韧性

Fig. 1 System resilience

系统韧性计算结果如下:

$$R(t) = S_1/S_0 \quad t_1 \leq t \leq t_4 \quad (8)$$

式中: S_0 为期望性能曲线 $F_0(t)$ 与横轴 x 之间的面积; S_1 为实际性能曲线 $F(t)$ 与横轴 x 之间的面积。当 t 处于 $t_1 \sim t_2$ 区间时, 量化结果反映了场面运行系统抵抗性能损失的能力, 当 t 处于 $t_2 \sim t_4$ 区间时, 量化结果反映了场面运行系统在受到冲击后系统性能的恢复能力。

1.3 假设条件

- 1) 每架航空器都分配 1 个固定的机位。
- 2) 所有近机位同时只能停放不超过 1 架航空器。
- 3) 远机位认为有无限的停放空间可以停放所有类型的航空器。
- 4) 根据翼展及长度对航空器执飞机型进行划分, 小型飞机(C 型及以下)、中型飞机(D 型)、大型飞机(E、F 型)分别用数字 1~3 表示。
- 5) 根据停机位构型及容量等因素将停机位分成 3 类, 停机位与航空器的匹配遵循“向下兼容”原则, 即机位可服务小于或等于该机位等级的航空器。
- 6) 本文旨在研究恶劣天气背景下通过航空器

分配优化提高机场运行韧性, 因此, 在机位分配过程中暂不考虑进离港航空器冲突等问题。

7) 默认机型 D 和机型 E、F 的航空器分别在不同程度上受到快速出口滑行道的使用限制, 即越靠中部的快速出口滑行道越适用于小机型。

8) 只研究规定方向运行下的机场航空器分配问题。

1.4 模型建立

建立场面航空器滑行路径与停机位分配联合优化模型, 优化目标综合考虑航空器滑行时间、旅客登机时间和系统韧性, 得到模型如下:

$$\min T = \min [w_1 (T_1 + T_p) + w_2 T_2] \quad (9)$$

约束条件如下:

$$w_f x_{f,p,g} \leq h_g \quad (10)$$

$$\sum_{g \in N_2} \sum_{p \in N_3} x_{f,p,g} = 1 \quad (11)$$

$$\sum_{f \in N_1} \sum_{p \in N_3} x_{f,p,g} \leq 1 \quad (12)$$

$$\sum_{f \in F_1} \sum_{g \in N_2} \sum_{p \in H_1} x_{f,p,g} < 1 \quad (13)$$

$$\frac{\sum_{f \in N_1} \sum_{g \in B} \sum_{p \in N_3} x_{f,p,g'}}{\sum_{f \in N_1} \sum_{g \in N_2} \sum_{p \in N_3} x_{f,p,g}} \geq 0.9 \quad (14)$$

$$\sum_{f \in N_1} \sum_{g \in G_j} \sum_{p \in P_j} x_{f,p,g} = 0 \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (15)$$

$$R(t) \geq R_0 \quad (16)$$

式中: T_{\min} 为最小化目标函数值; 模型的决策变量为 0-1 变量 $x_{f,p,g}$, 表示航空器 f 是否通过路径 p 到达分配的机位 g ; T_1 为航空器滑行时间; T_2 为旅客登机时间; w_1 和 w_2 为经验加权系数。式 (10) 表示分配至机位 g 的航空器 f 对应机型 w_f 应小于或等于机位等级 h_g 。式 (11) 表示每架航空器都分有 1 个机位。式 (12) 表示每个机位仅被不多于 1 架航空器所使用。式 (13) 表示不同快速出口滑行道可服务于对应机型航空器(见图 2), 其中, $F_p, H_p, \forall i=1,2,3$ 提前

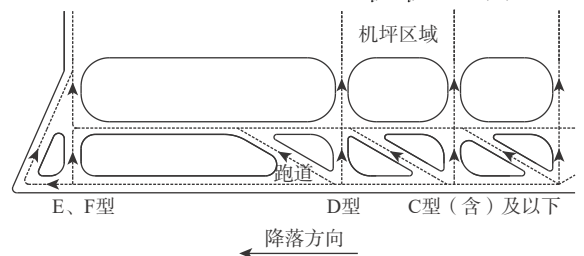


图 2 快速出口滑行道分配原则

Fig. 2 Principle of fast exit taxiway assignment

由网络拓扑和航空器机型划分得到, F_i 为航空器机型集合, H_i 为不可服务超过机型等级 i 的路径集合。式 (14) 表示机位分配满足机场运行规范, 航空器靠桥率不低于 0.9, B 属于近机位集合。式 (15) 表示滑行路径与停机位区域匹配 (见图 3), 保证分配

结果在符合场面运行实际可行, 避免过度绕行、明显冲突和其他滑行路径与其停机位不匹配情况出现, 其中, m 为机位区域数, G_j 为第 j 区的机位集合, P_j 为通向第 j 区机位的路径集合。式 (16) 表示 t 时刻场面运行系统韧性应不小于临界值 R_0 。

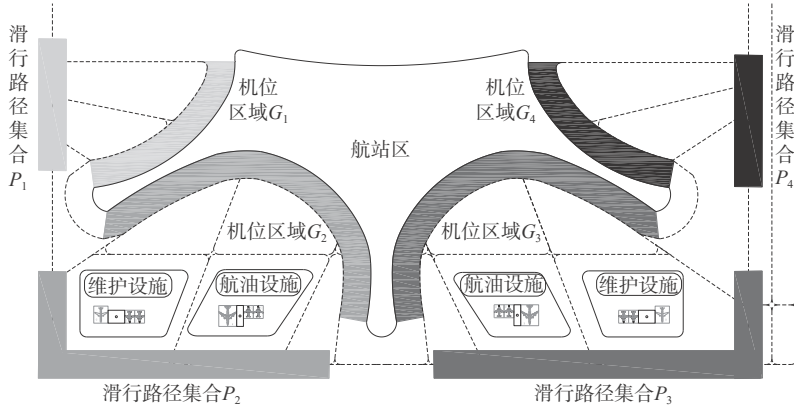


图 3 滑行路径集合与停机位区域匹配

Fig. 3 Taxiing route set and apron aera correlation

2 算法实现

式 (3) 为非线性表达式, 模型为非线性问题。由于非线性规划问题求解难度大, 且不易收敛, 本文提出一类基于线性迭代的三阶段算法。算法描述如下:

步骤 1 线性换元。 Q_a 为式 (3) 中 t_a^{punish} 关键参数, 计算方法如式 (6) 所示, 针对其非线性结构进行线性换元。

式 (6) 中, $\left(\sum_{f \in E_1} \sum_{g \in E_2} x_{f,p,g}\right) Y_{p,a}$ 属于非线性结构, 将 $\sum_{f \in E_1} \sum_{g \in E_2} x_{f,p,g}$ 用 $z_p (z_p \geq 0)$ 代替。引入中间变量 $M_{p,a}^0 (M_{p,a}^0 \geq 0)$ 和常数 $M (M$ 为足够大的正数), 利用引入变量构建约束如下:

$$z_p - M(1 - Y_{p,a}) \leq M_{p,a}^0 \leq z_p \quad (17)$$

$$M_{p,a}^0 \leq MY_{p,a} \quad (18)$$

当 $Y_{p,a} = 1$ 时, $z_p \leq M_{p,a}^0 \leq z_p$, 则 $M_{p,a}^0 = z_p Y_{p,a}$; 当 $Y_{p,a} = 0$ 时, $M_{p,a}^0 \leq 0$, 由定义可得 $M_{p,a}^0 \geq 0$, 则 $M_{p,a}^0 = 0$ 。因此, 不论 z_p 和 $Y_{p,a}$ 的取值, $M_{p,a}^0$ 始终恒等于 $z_p Y_{p,a}$ 。将二者乘积代换后, 得到 Q_a 转化成线性化后的表达式如下:

$$Q_a = \sum_{p \in E_3} M_{p,a}^0 \quad (19)$$

步骤 2 线性迭代。 将第 1 次换元结果代入式 (4) 后如下:

$$t_a^{\text{punish}} = \frac{1}{2} t_{\text{pass}} \left(\sum_{p \in E_3} M_{p,a}^0 + 2 / \sum_{p \in E_3} M_{p,a}^0 - 3 \right) \quad (20)$$

式 (20) 中, $\sum_{p \in E_3} M_{p,a}^0 + 2 / \sum_{p \in E_3} M_{p,a}^0 - 3$ 仍属于非线性结构, 继续进行线性迭代, 以 $C \left(\sum_{p \in E_3} M_{p,a}^0 \right)$ 表示。为判断其形状, 对齐求二阶导, 有

$$C \left(\sum_{p \in E_3} M_{p,a}^0 \right)'' = 4 / \left(\sum_{p \in E_3} M_{p,a}^0 \right)^3 \quad (21)$$

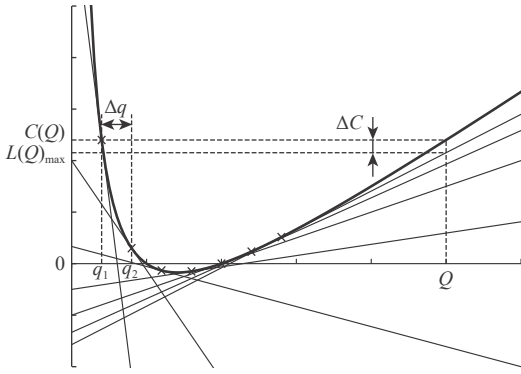
因 $\sum_{p \in E_3} M_{p,a}^0$ 恒大于 0, 原函数二阶导恒大于 0, 原函数在值域内为凹函数。

如图 4 所示, 令曲线表示函数 C , 取等距离 Δq 为分割点, 构造 N 个等分点, 则可以得到等分点集合为 $q = n\Delta q; n = 1, 2, \dots, N$, 并在等分点处做切线, 形成曲线包络线 L 。令曲线对应任意一点 Q 处的值与包络线上该点的最大值做差得 ΔC 。显然, 当等分点数量越多时, 产生的包络线越密集, ΔC 越小。由于曲线为凹曲线, 曲线定义域内任意一点 Q 对应的值恒大于包络线与此处的最大值 $L(Q)_{\text{max}}$, 且 $C(Q) - L(Q)_{\text{max}}$ 会随着等分点数量 N 的增加趋近于 0。

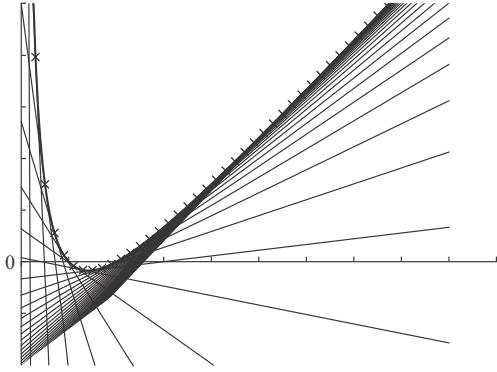
对于曲线 C 的切线 L , 建立 $y = kx + b$, k 等于 $C(Q)$ 的导函数, 同时得到切线与 y 轴的截距 $b = C(Q) - C'(Q)Q$ 。因此, 整个凹曲线可近似用包络线表示, 包络线表达式为

$$L: (1 - 2/q^2)Q + 4/q - 3 \quad (22)$$

基于包络线的性质, 引入变量 k_a 辅助决策并建



(a) 辅助变量示意图



(b) 包络线添加

图4 线性迭代过程

Fig. 4 Linear iterative process

立不等式(23):

$$(1 - 2/q^2)Q + 4/q - 3 \leq k_a \quad (23)$$

对于不等式(23),可解释为:对于任意的 Q ,总有 k_a 大于或等于包络线上所有在此处的值。因此,当 N 取足够大时,包络线足够密集,则可认为 k_a 在 Q 处的最小值与原函数 C 接近,即可用 k_a 将非线性的函数 C 代替。代替后的 t_a^{punish} 为

$$t_a^{\text{punish}} = \frac{1}{2} t_{\text{pass}} k_a \quad (24)$$

步骤3 二次线性换元。将第2次迭代结果代入式(3)后,如式(25)所示,航空器 f 的总延误时间惩罚仍为非线性结构。

$$t_f^{\text{punish}} = \frac{1}{2} t_{\text{pass}} \sum_{g \in N_2} \sum_{p \in N_3} x_{f,p,g} \sum_{a \in N_p} Y_{p,a} k_a \quad (25)$$

式(25)中的 $\sum_{a \in N_p} Y_{p,a} k_a$ 为非线性结构, $Y_{p,a}$ 为0,1变量, $k_a \geq 0$,因此,引入中间变量 $M_{p,a}^1$ ($M_{p,a}^1 \geq 0$)和常数 M (M 为足够大的正数),建立如下约束:

$$k_a - M(1 - Y_{p,a}) \leq M_{p,a}^1 \leq k_a \quad (26)$$

$$M_{p,a}^1 \leq M Y_{p,a} \quad (27)$$

当 $Y_{p,a} = 1$ 时,则 $M_{p,a}^1 = k_a Y_{p,a}$;当 $Y_{p,a} = 0$ 时, $M_{p,a}^1 \leq 0$,由定义可得 $M_{p,a}^1 \geq 0$,则 $M_{p,a}^1 = 0$ 。因此,不

论 k_a 和 $Y_{p,a}$ 的取值, $M_{p,a}^1$ 始终恒等于 $k_a Y_{p,a}$ 。将二者乘积代换后,得到 t_f^{punish} 第1次换元后的表达式为

$$t_f^{\text{punish}} = \frac{1}{2} t_{\text{pass}} \sum_{g \in N_2} \sum_{p \in N_3} x_{f,p,g} \sum_{a \in N_p} M_{p,a}^1 \quad (28)$$

式(28)中的 $x_{f,p,g} \sum_{a \in N_p} M_{p,a}^1$ 仍属于非线性结构,其中的 $x_{f,p,g}$ 为0-1变量,将 $\sum_{a \in N_p} (Y_p) M_{p,a}^1$ 记为 s_p ($s_p \geq 0$)。同理,对模型引入中间辅助变量 $M_{f,p,g}^2$ ($M_{f,p,g}^2 \geq 0$)和常数 M (M 为足够大的正数),建立如下约束:

$$s_p - M(1 - x_{f,p,g}) \leq M_{f,p,g}^2 \leq s_p \quad (29)$$

$$M_{f,p,g}^2 \leq M x_{f,p,g} \quad (30)$$

当 $x_{f,p,g} = 1$ 时,则 $M_{f,p,g}^2 = s_p x_{f,p,g}$;当 $x_{f,p,g} = 0$ 时, $M_{f,p,g}^2 \leq 0$,由定义可得 $M_{f,p,g}^2 \geq 0$,则 $M_{f,p,g}^2 = 0$ 。因此,不论 s_p 和 $x_{f,p,g}$ 的取值, $M_{f,p,g}^2$ 始终恒等于 $s_p x_{f,p,g}$ 。将二者乘积代换后,得到最终的 t_f^{punish} 线性化的表达式为

$$t_f^{\text{punish}} = \frac{1}{2} t_{\text{pass}} \sum_{g \in N_2} \sum_{p \in N_3} M_{f,p,g}^2 \quad (31)$$

经过线性迭代,修改后模型目标表达如式(32)所示:

$$\min T = \min \left[w_1 \sum_{f \in N_1} \sum_{g \in N_2} \sum_{p \in N_3} \frac{x_{f,p,g} \sum_{a \in N_p} Y_{p,a} L_{p,a} + \varepsilon_g L'_{p,g}}{(1 - k_r) v_f} + \frac{1}{2} t_{\text{pass}} M_{f,p,g}^2 + w_2 \sum_{f \in N_1} \sum_{g \in N_2} \sum_{p \in N_3} x_{f,p,g} t_g \right] \quad (32)$$

添加式(33)~式(35)所示的线性化辅助约束后,原模型转化为完全线性化结构,求解难度大大降低。

$$M_{p,a}^0 \geq 0 \quad (33)$$

$$M_{p,a}^1 \geq 0 \quad (34)$$

$$M_{f,p,g}^2 \geq 0 \quad (35)$$

本文利用Python+Gurobi的商用线性规划求解器直接进行求解,得到模型的最优解。

3 实例分析

3.1 实例背景

本文实例选自2023年8月1日天津暴雨为背景,选用当日天津滨海国际机场数据作为模型验证。图5为2023年8月1日天津市东丽区降水量统计,由天气数据可知,当日12:00开始降雨,降水量于同日14:00陡增,15:00后降水量逐渐减少。表2为

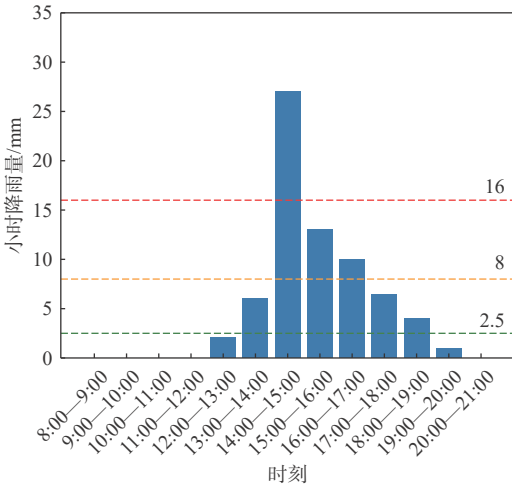


图 5 2023 年 8 月 1 日 8:00—21:00 天津市东丽区小时降雨量

Fig. 5 Hourly rainfall in Dongli District, Tianjin from 8:00 to 21:00 on August 1, 2023

2023 年 8 月 1 日天津滨海国际机场航班信息汇总。

图 6 为天津滨海国际机场跑滑系统拓扑图, 各路段长度如表 3 所示。

模型中, 其他相关参数取值如表 4 所示, 其中,

表 2 2023 年 8 月 1 日天津滨海国际机场各研究时段航班信息 (局部)

Table 2 Flight schedule in Tianjin Binhai International Airport for each study period on August 1, 2023 (partial)

航班号	机型等级	时段
A0001	1	480~540
A0002	1	480~540
A0003	1	480~540
A0004	1	480~540
A0005	1	480~540
A0006	1	480~540
A0007	2	480~540
A0008	1	480~540
A0009	1	540~600
A0010	1	540~600
A0011	2	540~600
A0012	1	540~600
A0013	1	540~600
A0014	1	540~600
A0015	2	540~600
A0016	1	540~600
A0017	1	540~600
A0018	1	600~660
A0019	1	600~660
A0020	1	600~660

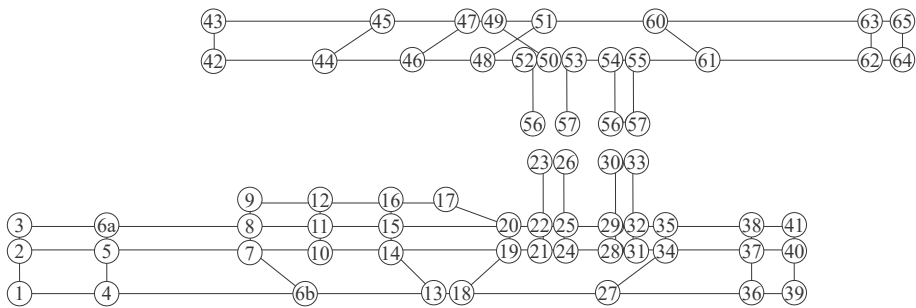


图 6 天津滨海国际机场跑滑系统拓扑过程

Fig. 6 Topology process of Tianjin Binhai International Airport runway-taxiway-apron system

表 3 拓扑结点 (局部)

Table 3 Topological node (partial)

编号	起点	终点	长度/m
0	1	2	200
1	4	5	200
2	36	37	200
3	39	40	200
4	2	3	100
5	5	6a	100
6	7	8	100
7	10	11	100
8	14	15	100
9	19	20	100
10	21	22	100
11	24	25	100
12	28	29	100
13	31	32	100
14	34	35	100
15	40	41	100
16	2	5	400
17	3	6	400
18	5	7	660
19	6	8	660

w_1 和 w_2 参考文献 [24]。

表 4 重要模型参数

Table 4 Key model parameters

航空器滑行速度(m·min ⁻¹)			经验系数值	
机型等级1	机型等级2	机型等级3	滑行时间系数 w_1	步行时间系数 w_2
340	320	300	0.7	0.3

3.2 优化效果分析

基于上述参数与数据, 代入模型进行联合优化, 最优方案结果如表 5 所示。

利用分配结果, 并基于 1.2 节中对场面运行系统性能和韧性的定义, 将传统方案(以高靠桥率为核心优化目标)与优化方案指导下的场面运行系统性能和韧性进行对比分析, 将优化后未受恶劣天气冲击影响时段的系统性能均值作为系统期望性能 F_0 ($F_0=0.1184$), 得到韧性变化过程(见图 7)及其关键参数(见表 6)。

结合图 5 和图 7 分析可知:

表5 航空器联合优化分配结果

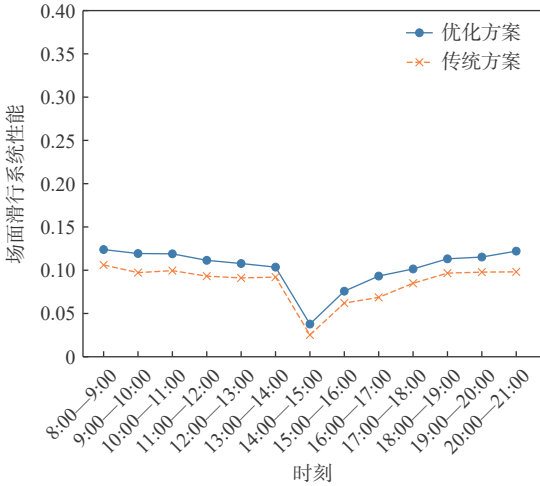
Table 5 Aircraft joint optimization allocation result

航班	滑行路径	机位	总成本/min	航班	滑行路径	机位	总成本/min
A0001	6b-7-8-11-15-16	3	(8:00-9:00)	A0061	6b-7-8-11-15-16	5	185.288 6 (14:00-15:00)
A0002	6b-7-8-11-15-16	4		A0062	6b-7-8-11-15-16	3	
A0003	6b-7-8-11-15-16	2		A0063	43-42-44-46-48-52-50-53-57	0	
A0004	6b-7-10-14-15-17-20-22-25-26	10		A0064	43-42-44-46-48-52-50-53-57	0	
A0005	6b-7-8-11-15-16	1		A0065	6b-7-8-11-15-16	4	
A0006	43-42-44-46-48-52-50-53-57	19		A0066	43-42-44-46-48-52-50-53-57	0	
A0007	4-5-6a-8-11-15-17-20-22-23	9		A0067	6b-7-8-11-15-16	2	
A0008	6b-7-8-11-15-16	5		A0068	43-42-44-46-48-52-50-53-57	0	
A0009	43-42-44-46-48-52-50-53-57	19	A0069	6b-7-8-11-15-16	5	92.402 6 (15:00-16:00)	
A0010	6b-7-8-11-15-16	5	A0070	6b-7-8-11-15-16	4		
A0011	4-5-6a-8-11-15-17-20-22-23	7	A0071	43-42-44-46-48-52-50-53-57	0		
A0012	6b-7-8-11-15-16	4	A0072	6b-7-8-11-15-16	2		
A0013	6b-7-10-14-15-17-20-22-25-26	10	A0073	6b-7-8-11-15-16	1		
A0014	6b-7-8-11-15-16	3	A0074	4-5-6a-8-11-15-16	3		
A0015	4-5-6a-8-11-15-17-20-22-23	9	A0075	6b-7-8-11-15-16	4		
A0016	6b-7-8-11-15-16	2	A0076	4-5-6a-8-11-15-16	3		
A0017	6b-7-8-11-15-16	1	A0077	43-42-44-46-48-52-50-53-57	0	53.618 6 (16:00-17:00)	
A0018	6b-7-10-14-15-17-20-22-25-26	9	A0078	4-5-6a-8-11-15-17-20-22-23	9		
A0019	6b-7-8-11-15-16	3	A0079	6b-7-8-11-15-16	5		
A0020	6b-7-8-11-15-16	5	A0080	6b-7-8-11-15-16	2		
A0021	43-42-44-46-48-52-50-53-57	19	A0081	6b-7-8-11-15-16	1		
A0022	43-42-44-46-48-52-50-53-57	0	A0082	43-42-44-46-48-52-50-53-57	0		
A0023	6b-7-10-14-15-17-20-22-25-26	10	A0083	43-42-44-46-48-52-50-53-57	0		
A0024	6b-7-8-11-15-16	2	A0084	4-5-6a-8-11-15-16	3		
A0025	6b-7-8-11-15-16	1	A0085	4-5-6a-8-11-15-17-20-22-23	9	78.844 2 (17:00-18:00)	
A0026	6b-7-10-14-15-17-20-22-25-26	8	A0086	6b-7-8-11-15-16	4		
A0027	6b-7-8-11-15-16	4	A0087	6b-7-8-11-15-16	5		
A0028	6b-7-8-11-15-16	3	A0088	6b-7-10-14-15-17-20-22-25-26	7		
A0029	6b-7-10-14-15-17-20-22-25-26	10	A0089	6b-7-8-11-15-16	4		
A0030	43-42-44-46-48-52-50-53-57	19	A0090	6b-7-8-11-15-16	5		
A0031	4-5-6a-8-11-15-17-20-22-23	8	A0091	6b-7-8-11-15-16	3		
A0032	6b-7-8-11-15-16	2	A0092	6b-7-10-14-15-17-20-22-25-26	11		
A0033	43-42-44-46-48-52-50-53-57	0	A0093	6b-7-10-14-15-17-20-22-25-26	10	88.361 5 (18:00-19:00)	
A0034	43-42-44-46-48-52-50-53-57	0	A0094	6b-7-10-14-15-17-20-22-25-26	9		
A0035	6b-7-8-11-15-16	4	A0095	6b-7-8-11-15-16	2		
A0036	4-5-6a-8-11-15-17-20-22-23	9	A0096	43-42-44-46-48-52-50-53-57	19		
A0037	6b-7-8-11-15-16	1	A0097	6b-7-8-11-15-16	1		
A0038	6b-7-8-11-15-16	5	A0098	6b-7-8-11-15-16	3		
A0039	6b-7-8-11-15-16	4	A0099	6b-7-8-11-15-16	1		
A0040	6b-7-8-11-15-16	3	A0100	6b-7-8-11-15-16	4		
A0041	4-5-6a-8-11-15-17-20-22-23	8	A0101	4-5-6a-8-11-15-17-20-22-23	8	78.102 6 (19:00-20:00)	
A0042	6b-7-8-11-15-16	5	A0102	6b-7-10-14-15-17-20-22-25-26	10		
A0043	43-42-44-46-48-52-50-53-57	0	A0103	43-42-44-46-48-52-50-53-57	0		
A0044	43-42-44-46-48-52-50-53-57	19	A0104	4-5-6a-8-11-15-17-20-22-23	9		
A0045	4-5-6a-8-11-15-17-20-22-23	11	A0105	6b-7-8-11-15-16	5		
A0046	6b-7-10-14-15-17-20-22-25-26	10	A0106	6b-7-8-11-15-16	2		
A0047	4-5-6a-8-11-15-17-20-22-23	9	A0107	6b-7-8-11-15-16	5		
A0048	6b-7-8-11-15-16	2	A0108	4-5-6a-8-11-15-17-20-22-23	7		
A0049	4-5-6a-8-11-15-17-20-22-23	7	A0109	43-42-44-46-48-52-50-53-57	19		
A0050	6b-7-8-11-15-16	1	A0110	6b-7-10-14-15-17-20-22-25-26	9	73.743 7 (20:00-21:00)	
A0051	6b-7-8-11-15-16	2	A0111	6b-7-8-11-15-16	3		
A0052	6b-7-8-11-15-16	4	A0112	6b-7-8-11-15-16	4		
A0053	6b-7-8-11-15-16	3	A0113	6b-7-8-11-15-16	1		
A0054	6b-7-10-14-15-17-20-22-25-26	9	A0114	6b-7-8-11-15-16	2		
A0055	43-42-44-46-48-52-50-53-57	0	A0115	6b-7-10-14-15-17-20-22-25-26	10		
A0056	6b-7-8-11-15-16	1					
A0057	6b-7-8-11-15-16	5					
A0058	4-5-6a-8-11-15-17-20-22-23	7					
A0059	6b-7-10-14-15-17-20-22-25-26	10					
A0060	6b-7-10-14-15-17-20-22-25-26	12					

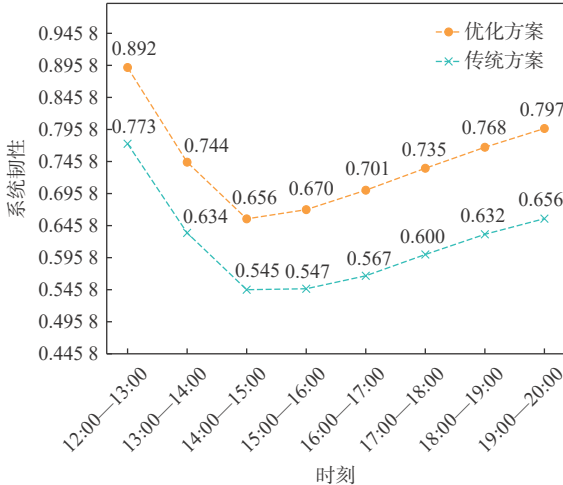
1) 8:00-12:00 时段, 机场未受暴雨影响, 场面运行系统处于波动稳定状态; 优化方案下的系统性能在 0.114 界限附近波动, 相较于以 0.096 为中心线

波动的传统方案, 优化方案在理想状态下的场面运行系统性能提升 18.75%。

2) 12:00-15:00 时段, 雨势渐起逐渐达到高峰,



(a) 系统性能对比



(b) 系统韧性对比

图 7 不同方案系统韧性过程对比

Fig. 7 Comparison of system resilience process of different schemes

表 6 不同方案系统韧性参数对比

Table 6 Comparison of system resilience factors in different schemes

方案	系统韧性均值	系统韧性损失比/%	系统韧性恢复值	系统韧性恢复比/%
传统方案	0.619 7	29.44	0.022 2	84.89
优化方案	0.745 7	26.46	0.028 2	89.33

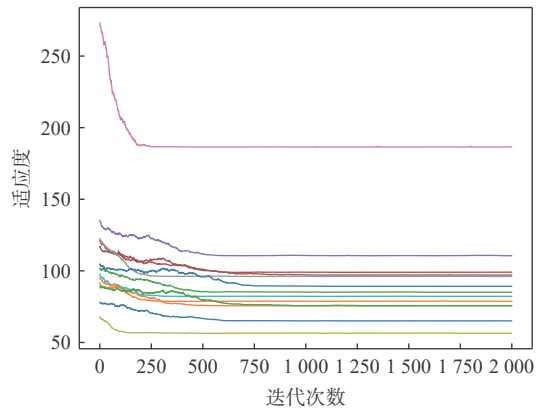
系统性能及韧性随雨量增大逐渐下降。优化方案与传统方案的系统性能分别由 0.104 和 0.092 骤降至 0.038 和 0.025, 优化后的系统鲁棒性提升 52%, 性能损失比由 72.83%(0.067)减少至 63.46%(0.066)。表明优化方案能有效保障场面运行系统正常工作。优化方案与传统方案系统韧性同时于 14:00 达到 0.656 和 0.545 的韧性最低点, 抵抗阶段优化方案始终保持 17.36% 的韧性优势, 有效帮助场面运行系统适应恶劣天气影响。

3) 15:00—19:00 时段, 降雨高峰过境, 优化方案与传统方案的系统性能分别以 0.014/h 和 0.012/h 的

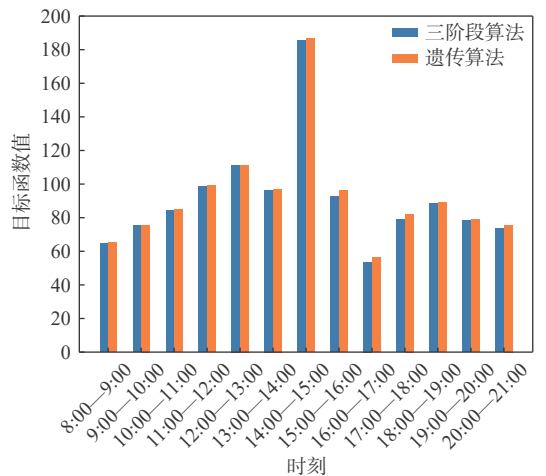
速率恢复至稳定阶段。前者以 16.67% 的速度领先并始终保持系统性能高于传统方案。恢复阶段优化方案的系统韧性恢复显著优于传统方案, 二者韧性差距由抵抗阶段的 17.36% 扩大至 22.33%。15:00—16:00 时段, 相较于传统方案的韧性恢复滞后, 优化方案韧性以 27.15% 恢复速率领先在暴雨减缓后快速恢复。优化后的系统韧性在相同时间内以更高的速率实现更高比例的韧性恢复, 表明优化方案的系统高韧性运行导向恢复能快速消除恶劣天气冲击影响, 加速系统性能恢复, 快速达到稳定阶段, 对恢复阶段的场面运行有重要理论指导意义。

4) 19:00—21:00 时段, 不同方案系统性能均处于稳定状态。优化方案系统性能均值由 0.085 6 增加到 0.103 3, 提升 20.68%; 系统韧性均值由 0.619 7 增加到 0.745 7, 提升 20.33%。

为验证三阶段算法的有效性和稳定性, 本文引入遗传算法进行求解并开展效果对比分析。遗传算法求解结果如图 8 所示。可知, 三阶段算法的最优目标值均小于遗传算法, 求解精度更高。此外,



(a) 遗传算法收敛



(b) 不同算法目标函数值对比

图 8 算法优化效果对比

Fig. 8 Comparison of algorithm optimization effects

三阶段算法的总时长为 11.682 s, 遗传算法的总时长为 2 332.002 s, 显然前者更为高效。因此, 本文所开发的三阶段算法相较于传统的启发式算法(如遗传算法), 在有效性、可靠性及效率性方面均具有优势。

4 结论

1) 定义了场面运行系统韧性的概念, 将场面运行系统性能与航空器滑行速度关联, 提出系统韧性量化指标, 根据案例验证可较好描述航空器场面运行系统的恢复力。

2) 建立航空器滑行路径与停机位分配联合优化模型, 考虑恶劣天气条件下场面运行系统韧性。针对包含动态双重惩罚的复杂非线性模型, 开发了基于线性迭代的三阶段算法, 并与遗传算法进行对比, 证明三阶段算法能以较快速度得到更精确的优化结果。

3) 以天津滨海国际机场数据进行案例分析, 优化方案下的系统韧性均值较传统方案提升 20.33%, 恢复速率提升 27.15%, 优化后的恢复阶段韧性提升最为显著, 能帮助滑行系统快速消散拥堵、恢复稳定状态。

本文以机场内部飞行区场面运行网络及其韧性提升为研究对象, 而多机场网络间的相互影响效果有待进一步挖掘和完善。

参考文献 (References)

- [1] FATURECHI R, LEVENBERG E, MILLER-HOOKS E. Evaluating and optimizing resilience of airport pavement networks[J]. *Computers & Operations Research*, 2014, 43: 335-348.
- [2] 尹嘉男, 胡明华, 赵征. 多跑道机场停机位分配仿真模型及算法[J]. *交通运输工程学报*, 2010, 10(5): 71-76.
YIN J N, HU M H, ZHAO Z. Simulation model and algorithm of multi-runway airport gate assignment[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2010, 10(5): 71-76(in Chinese).
- [3] HOLLING C S. Resilience and stability of ecological systems[J]. *Annual Review of Ecology and Systematics*, 1973, 4: 1-23.
- [4] KRISHNA S, KICINGER R, SABHNANI G, et al. Comparison of the impacts of airport terminal/surface weather hazards: AIAA 2011-6385[R]. Reston: AIAA, 2011.
- [5] 杜婧涵, 胡明华, 张魏宁, 等. 基于度量学习的机场交通态势弱监督评估[J]. *北京航空航天大学学报*, 2023, 49(7): 1772-1778.
DU J H, HU M H, ZHANG W N, et al. Weakly supervised evaluation of airport traffic situation based on metric learning[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2023, 49(7): 1772-1778(in Chinese).
- [6] 张静, 徐肖豪, 王飞. 天气季节性影响的机场到达容量概率分布[J]. *西南交通大学学报*, 2011, 46(1): 154-161.
ZHANG J, XU X H, WANG F. Seasonal effects of weather on probability distribution of airport arrival capacity[J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2011, 46(1): 154-161(in Chinese).
- [7] 王兴隆, 赵俊妮, 王进. 恶劣天气下机场离场航班运行韧性评估及恢复[J]. *北京航空航天大学学报*, 2024, 50(1): 110-121.
WANG X L, ZHAO J N, WANG J. Resilience assessment and recovery of airport departure flights under severe weather[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2024, 50(1): 110-121(in Chinese).
- [8] 唐小卫, 丁叶, 张生润, 等. 进港航班滑入时间预测[J]. *北京航空航天大学学报*, 2024, 50(7): 2218-2224.
TANG X W, DING Y, ZHANG S R, et al. Taxi-in time prediction of arrival flight[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2024, 50(7): 2218-2224(in Chinese).
- [9] SOMMER M, TOMFORDE S, HÄHNER J. An organic computing approach to resilient traffic management[M]//MCCLUSKEY T L, KOTSIALOS A, MULLER J P, et al. *Autonomic road transport support systems*. Berlin: Springer, 2016: 113-130.
- [10] YE Q, UKKUSURI S V. Resilience as an objective in the optimal reconstruction sequence for transportation networks[J]. *Journal of Transportation Safety & Security*, 2015, 7(1): 91-105.
- [11] 薛清文, 陆键, 姜雨. 大型机场滑行道航空器交通流特性仿真[J]. *北京航空航天大学学报*, 2019, 45(3): 567-574.
XUE Q W, LU J, JIANG Y. Aircraft taxiway traffic flow characteristic simulation at large airport[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2019, 45(3): 567-574(in Chinese).
- [12] 赵俊, 陈旭梅, 刘志硕, 等. 航权资源双边谈判的序贯互惠博弈建模与分析[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2022, 54(3): 1-11.
ZHAO J, CHEN X M, LIU Z S, et al. Modeling and analysis of sequential reciprocal game problem of bilateral negotiation for air traffic rights resources[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2022, 54(3): 1-11(in Chinese).
- [13] 姜雨, 刘振宇, 胡志韬, 等. 大型机场进场航空器联合调度模型[J]. *交通运输工程学报*, 2022, 22(1): 205-215.
JIANG Y, LIU Z Y, HU Z T, et al. Coordinated scheduling model of arriving aircraft at large airport[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2022, 22(1): 205-215(in Chinese).
- [14] 闫萍, 袁媛. 航班滑行路径规划和停机位分配联合优化[J]. *控制工程*, 2021, 28(3): 464-470.
YAN P, YUAN Y. Joint optimization of flight taxiing path planning and gate allocation[J]. *Control Engineering of China*, 2021, 28(3): 464-470(in Chinese).
- [15] LIAO T Y, HU T Y, KO Y N. A resilience optimization model for transportation networks under disasters[J]. *Natural Hazards*, 2018, 93(1): 469-489.
- [16] 王兴隆, 赵俊妮, 贺敏. 基于贝叶斯网络的空中交通运输系统韧性评价[J]. *南京航空航天大学学报*, 2022, 54(6): 1121-1130.
WANG X L, ZHAO J N, HE M. Resilience evaluation on air transportation system based on Bayesian network[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2022, 54(6): 1121-1130(in Chinese).
- [17] AHMED S, DEY K. Resilience modeling concepts in transportation systems: a comprehensive review based on mode, and modeling techniques[J]. *Journal of Infrastructure Preservation and Resilience*, 2020, 1(1): 8.
- [18] YIN S W, HAN K, OCHIENG W Y, et al. Joint apron-runway assignment for airport surface operations[J]. *Transportation Re-*

- search Part B: Methodological, 2022, 156: 76-100.
- [19] DAŞ G S, GZARA F, STÜTZLE T. A review on airport gate assignment problems: single versus multi objective approaches[J]. *Omega*, 2020, 92: 102146.
- [20] REGGIANI A. Network resilience for transport security: some methodological considerations[J]. *Transport Policy*, 2013, 28: 63-68.
- [21] WANG H W, PENG Z R, WANG D S, et al. Evaluation and prediction of transportation resilience under extreme weather events: a diffusion graph convolutional approach[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2020, 115: 102619.
- [22] HUANG Q J, FENG S M, ZHANG G S, et al. Commuter bus operation rules under two traffic scenarios and two weather conditions: naturalistic driving study on vehicle speed and clearance[J]. *Sustainability*, 2022, 14(4): 2473.
- [23] 中华人民共和国国务院, 中华人民共和国中央军事委员会. 中华人民共和国飞行基本规则[S]. 北京: 中国法制出版社, 2007: 7-9. The State Council of the People's Republic of China, The Central Military Commission of the People's Republic of China. General flight rules of the People's Republic of China[S]. Beijing: China Legal Publishing House, 2007: 7-9(in Chinese).
- [24] WANG X W, BROWNLEE A E I, WOODWARD J R, et al. Aircraft taxi time prediction: feature importance and their implications[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2021, 124: 102892.

Resilience-oriented joint optimization of aircraft taxiing route and apron assignment in airport

KOU Weibin^{1,*}, YU Kairen¹, WANG Jiayu², ZHANG Yuhui¹

(1. College of Transportation Science and Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. Army Military Transportation University, Tianjin 300161, China)

Abstract: A joint apron-taxiway assignment model is designed with an emphasis on improving system resilience in order to alleviate the impact of severe weather on aircraft taxiing and enhance the resilience of airport surface operations. Firstly, the performance of the surface operation system is characterized by the taxiing time of aircraft, and the resilience is quantified by the loss and recovery of system performance. Then, based on the topological network structure among the runway, taxiway, and apron, the joint apron-taxiway assignment model is established considering the taxiing time, passenger boarding time and system operation resilience. A three-step algorithm based on linear iteration is developed, taking into account the complex nonlinear model. Finally, a case study based on the Tianjin Binhai International Airport is conducted. The surface operating system's recovery speed is enhanced by 16.67% and its average performance is raised by 20.68% following optimization. In addition, the average resilience and recovery speed are increased by 20.33% and 27.15%, separately. It indicates that the optimized scheme can facilitate the system's adaptation to severe weather, reduce the performance loss in the adaptive period, propel the recovery speed of system performance, and ensure its relative stability.

Keywords: severe weather; taxiing route; apron assignment; resilience; linear iterative algorithm

Received: 2023-12-09; Accepted: 2024-02-02; Published Online: 2024-02-27 15:34

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240227.0937.002

Foundation items: National Key Research and Development Program of China (2021YFB2600500); Scientific Research Program of Tianjin Municipal Education Commission (2023KJ224)

* Corresponding author. E-mail: wbkou@cauc.edu.cn

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0378

基于因子图的主从式 AUV 协同定位算法

王苏¹, 黄鸿殿², 赵健文², 周红进^{1,*}, 李倩²

(1. 海军大连舰艇学院 航海系, 大连 116018; 2. 哈尔滨工程大学 智能科学与工程学院, 哈尔滨 150001)

摘要: 针对无人自主水下航行器 (AUV) 集群高精度导航定位需求, 提出一种基于因子图 (FG) 的主从式 AUV 协同定位算法。针对主从式 AUV 协同定位系统, 构建系统状态方程和量测方程, 并在此基础上构建相应因子图模型; 根据和积算法 (SPA) 推导因子图中各节点间消息传递, 通过因子图协同定位算法获得从艇位置变量节点概率密度函数 (PDF)。利用陆上小车、GPS、惯性设备及数据链设备构建一主一从式协同定位试验平台并开展实际试验验证, 结果表明: 所提因子图协同定位算法相对于常规扩展卡尔曼滤波 (EKF) 协同定位算法, 定位精度提高 18.60%。同时, 试验结果也表明测距误差对协同定位精度有较大影响。

关键词: 无人自主水下航行器; 协同定位; 因子图; 扩展卡尔曼滤波; 数据链

中图分类号: U666.1

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2026)02-0436-09

无人自主水下航行器 (autonomous underwater vehicle, AUV) 具有自主性强、灵活性高、工作范围广等特点, 被广泛应用于海洋资源勘探、海洋侦察与监视等多种水下作业任务中, 在民用与军用领域扮演重要角色^[1-2]。考虑到单体 AUV 作业能力有限, 无法执行水下复杂作业任务, 通常利用多 AUV 构建 AUV 集群进行协同作业。在执行实际水下作业任务时, 集群内不同 AUV 搭载为实现相应功能所需要的不同类型传感器与执行器, 多 AUV 进行分工与合作进而提高复杂任务执行效率^[3]。

AUV 集群水下作业过程中, 为实现不同单体 AUV 之间的信息交换与共享, 需提供各 AUV 精确导航定位信息。无线电信号在水下衰减速度过快, 因此, 全球导航卫星系统 (global navigation satellite system, GNSS) 无法长时间为 AUV 在水下提供精确位置信息^[4]。声学定位通常需要提前在工作海域布置信标且需要回收信标, 因此, 也受到一定应用限制^[5]。传统惯性导航系统 (inertial navigation system,

INS) 作为一种无源自主导航定位设备, 虽然可以在短时间内为 AUV 提供高精度导航定位信息, 但由于其自身工作机理限制, 导致其存在定位误差随时间累积的问题。

协同定位是利用不同载体之间相对距离或相对方位信息对载体导航定位信息进行精确估计, 进而提高集群整体导航定位精度的有效技术手段^[6-7]。根据 AUV 集群配置方式不同, AUV 协同定位系统主要分为并行式与主从式 2 种。在并行式协同定位系统中, AUV 均配备精度相同的导航设备, 且所有 AUV 之间均可进行通信; 在主从式协同定位系统中, 主 AUV 配备高精度导航设备, 而从 AUV 通常配备低精度航位推算设备, 且只有主从 AUV 之间进行通信。与并行式协同定位系统相比, 主从式协同定位系统具有通信要求低、成本低等优点, 因此, 受到更为广泛的关注^[8-9]。本文主要针对主从式 AUV 协同定位系统开展协同定位算法研究。

基于扩展卡尔曼滤波 (extended Kalman filter,

收稿日期: 2024-06-04; 录用日期: 2024-08-17; 网络出版时间: 2024-09-24 09:41

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240923.1559.002

基金项目: 国家自然科学基金 (52371368); 黑龙江省自然科学基金 (YQ2021E011)

* 通信作者. E-mail: zhou_hongjin@126.com

引用格式: 王苏, 黄鸿殿, 赵健文, 等. 基于因子图的主从式 AUV 协同定位算法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52 (2): 436-444.

WANG S, HUANG H D, ZHAO J W, et al. Master-slave AUV cooperative localization algorithm based on factor graph [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52 (2): 436-444 (in Chinese).

EKF)的协同定位算法在实际工程应用中较为常见。文献[10]将多架无人机数字影像包含的相对导航信息与各无人机平台获取的绝对导航信息融合,提出了基于卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)的多地标接力辅助导航算法。文献[11]提出了一种基于相对位移量测信息的EKF协同导航算法,实现从AUV位置估计。为进一步提高AUV协同导航精度,文献[12]提出一种基于EKF的极坐标模型协同导航算法。通过对现有文献分析可知,EKF虽然在估计精度与算法复杂度方面具有一定均衡性,但该滤波算法在处理非线性模型问题时存在一定限制,且算法结构框架相对固定,致使其在应对量测信息数量动态变化时缺乏灵活性。

针对上述问题,研究人员提出基于因子图(factor graph, FG)理论的数据融合算法框架^[13-15]。文献[16]针对卫星拒止环境下的智能车高精度导航定位需求,提出一种基于因子图的低成本融合定位算法,有效抑制非视距误差的影响。文献[17]针对INS/UWB紧组合定位系统中的动态量测信息问题,构建因子图紧组合算法,实现室内复杂环境中行人高精度定位。文献[18]针对水面无人艇(unmanned surface vessel, USV)协同导航系统存在的非线性量测和量测滞后问题,提出一种基于因子图优化的主从式无人艇协同导航算法,并通过半物理实验验证算法的可行性。

基于上述分析,本文基于因子图理论开展AUV协同定位算法研究。首先,基于AUV运动模型与艇间测距量测模型构建系统状态空间模型及相应因子图模型;其次,基于和积算法(sum-product algorithm, SPA)推导因子图中各节点间消息传递,计算变量节点后验概率密度函数(probability density function, PDF);最后,利用数据链设备和不同精度等级的惯性导航设备构建陆上小车协同定位试验平台,并进行试验验证。

1 系统状态空间模型

在主从式AUV协同定位系统中,主AUV通常搭载高精度惯性基组合导航设备,因此,认为其可以时刻获取自身高精度导航定位信息;从AUV通常搭载罗经、测速仪等导航设备,并通过航位推算方式获得精度相对较低的定位信息。除此之外,主AUV与从AUV均搭载水声通信设备。主AUV利用自身携带的水声通信设备,按照固定时间间隔向外界发送通信数据包,通信数据包中包含自身位置信息,并隔一段时间后发送探测信号;从AUV可以通过接收主AUV发出的通信数据包获取主AUV

位置信息,并在接收到探测信号后,根据水声信号在AUV之间的传播时间计算出主从AUV之间的相对距离^[19]。进一步,从AUV通过水声通信设备获取主AUV位置信息与主从AUV之间相对距离信息后,利用自身航位推算信息和协同定位算法即可估计并校正从AUV导航定位误差,从而提高从AUV导航定位精度。

本文关注重点是AUV位置信息,因此,只考虑AUV水下运动学模型^[20]。实际应用中,AUV水下运动学模型为三维模型,但AUV深度信息通常可以由深度计精确获得,且三维空间中主从AUV之间的相对距离信息可经过处理转化为主从AUV二维平面相对距离信息,即

$$z_k = \sqrt{l_k^2 - (h_k^l - h_k)^2} \quad (1)$$

式中: l_k 为 k 时刻主从AUV三维空间相对距离; z_k 为 k 时刻主从AUV二维平面相对距离; h_k^l 和 h_k 分别为 k 时刻主AUV深度信息和从AUV深度信息。

基于上述分析,假设主AUV与从AUV处于同一水平面,即仅考虑AUV二维平面定位问题,且将从AUV初始位置坐标设置为(0,0)。由于主AUV定位信息精确已知,系统状态方程为从AUV运动学模型。以从AUV测速仪输出速度信息(v_x, v_y)作为系统控制输入,则系统状态方程可以表示为

$$\begin{cases} x_k = x_{k-1} + v_{x,k}t \\ y_k = y_{k-1} + v_{y,k}t \end{cases} \quad (2)$$

式中: t 为采样时间; (x_k, y_k) 为 k 时刻从AUV二维平面位置坐标; $(v_{x,k}, v_{y,k})$ 为 k 时刻从AUV二维平面速度,其概率分布满足 $v_{x,k} \sim N(\mu_{v_{x,k}}, \sigma_{v_{x,k}}^2)$ 、 $v_{y,k} \sim N(\mu_{v_{y,k}}, \sigma_{v_{y,k}}^2)$, μ 为均值, σ^2 为方差。

以主从AUV之间的二维平面距离信息作为系统量测信息,则量测方程可以表示为

$$z_k = \sqrt{(x_k^l - x_k)^2 + (y_k^l - y_k)^2} + r_k \quad (3)$$

式中: (x_k^l, y_k^l) 为 k 时刻主AUV二维平面位置坐标; r_k 为 k 时刻量测噪声,其概率分布满足 $r_k \sim N(0, \sigma_{r,k}^2)$ 。

考虑到主AUV搭载的INS系统定位信息输出通常为经纬度位置信息,因此,需要将其转换为二维平面直角坐标系坐标用于计算式(3)。本文采用弧度近似方法进行坐标转换,即

$$\begin{cases} x_k^l = R_n (\lambda_k^l - \lambda_0) \cos \varphi_k^l \\ y_k^l = R_m (\varphi_k^l - \varphi_0) \end{cases} \quad (4)$$

式中: φ_0 和 λ_0 分别为从AUV的初始纬度和初始经度; φ_k^l 和 λ_k^l 分别为 k 时刻主AUV的纬度和经度; $R_n = a / (1 - e^2 \sin^2 \varphi_k)$ ^{0.5}为卯酉圈曲率半径,

$R_m = a(1 - e^2) / (1 - e^2 \sin^2 \varphi_k)^{1.5}$ 为子午圈曲率半径, $e = \sqrt{a^2 - b^2} / a$ 为地球椭圆偏心率, a 为地球椭圆长半轴, b 为地球椭圆短半轴。

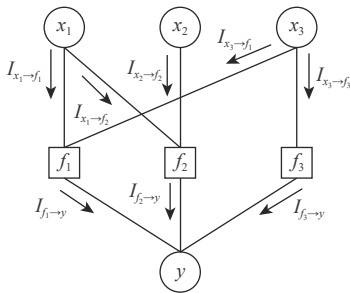
2 AUV 因子图协同定位算法

因子图是一种用于表示概率模型的图形化方法,一般由3部分组成,即函数节点、变量节点及用来连接函数节点与变量节点的无向边^[21-22]。通过因子图可以将复杂的函数进行因式分解,从而用若干局部函数乘积的形式表示。假设全局函数 $g(\cdot)$ 可以表示为

$$y = g(x_1, x_2, x_3) = f_1(x_1, x_3) f_2(x_1, x_2) f_3(x_3) \quad (5)$$

式中: x_1, x_2, x_3 为函数变量; $f_1(\cdot)$ 、 $f_2(\cdot)$ 、 $f_3(\cdot)$ 为局部函数。

式(5)所示的因式分解可以表示为图1中的因子图。在因子图中,对变量后验概率密度函数的求解主要通过函数节点与变量节点之间进行消息传递来实现。如图1所示, $I_{x \rightarrow f}$ 表示变量节点 x 到函数节点 f 的消息传递, $I_{f \rightarrow y}$ 表示函数节点 f 到变量节点 y 的消息传递。



□ 函数节点 ○ 变量节点 → 消息传递方向

图1 因子图中各节点消息传递

Fig. 1 Message passing between nodes in FG

和积算法是一种常用的因子图消息传递算法。和积算法消息传递准则可以概括如下:

1) 变量节点向函数节点传递的消息是该变量节点接收到的所有其他函数节点(除此函数节点以外)传递给该变量节点的消息乘积,表示为

$$I_{x \rightarrow f}(x) = \prod_{h \in n(x) \setminus \{f\}} I_{h \rightarrow x}(x) \quad (6)$$

式中: $n(x)$ 表示与变量节点 x 相连的所有函数节点集合,即其邻域集; $n(x) \setminus \{f\}$ 表示与变量节点 x 相连的邻域集,但不包含函数节点 f 。

2) 函数节点向变量节点传递的消息是此函数节点接收到的消息中,除此变量节点以外,其他变量节点消息与该函数乘积并对乘积结果求和得到,表示为

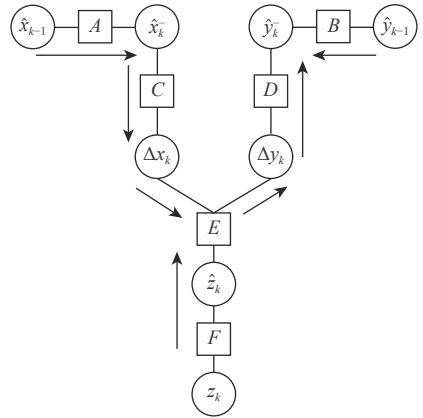
$$I_{f \rightarrow y}(x) = \sum_{\{ \sim x \}} \left(f \prod_{y \in n(f) \setminus \{x\}} I_{y \rightarrow f}(y) \right) \quad (7)$$

式中: $\{ \sim x \}$ 表示除 x 以外剩下的所有变量节点。

在计算得到各节点间传递消息的基础上,可以进一步通过积运算得到变量的概率密度函数,表示为

$$I(x) = \prod_{g \in n(x)} I_{g \rightarrow x}(x) \quad (8)$$

基于因子图构建原则,可以根据系统状态方程(2)与量测方程(3)建立一主一从式AUV协同定位系统因子图模型。建模过程中,假设AUV二维位置坐标之间相互独立,因此,可以将AUV二维位置矢量当作2个位置标量分别单独建模。一主一从式AUV协同定位系统对应的因子图模型如图2所示。图中,变量节点 $(\hat{x}_{k-1}, \hat{y}_{k-1})$ 为 $k-1$ 时刻AUV位置坐标估计值; Δx_k 和 Δy_k 分别为 k 时刻主从AUV在 x 轴方向和 y 轴方向的相对位置; \hat{x}_k 和 \hat{y}_k 为经过时间更新后的先验估计; \hat{z}_k 为从外部数据进入因子图处理后的值。



□ 函数节点 ○ 变量节点 → 消息传递方向

图2 一主一从式AUV协同定位系统因子图模型

Fig. 2 FG model for a cooperative localization system with a master AUV and a slave AUV

因子图中各函数节点描述与之相邻的变量节点之间的约束关系。图2中,函数节点 A 、 B 表示如式(2)所示的状态方程,函数节点 C 、 D 表示相对位置与绝对位置之间的转换关系,即

$$\begin{cases} \Delta x_k = x_k^l - \hat{x}_k \\ \Delta y_k = y_k^l - \hat{y}_k \end{cases} \quad (9)$$

函数节点 E 表示如式(3)所示量测方程,即

$$\hat{z}_k = \sqrt{\Delta x_k^2 + \Delta y_k^2} \quad (10)$$

为简化分析,假设因子图中所有消息都服从高斯分布,因此,在消息传递过程中只考虑各变量的

均值和方差即可。同时,考虑到系统量测模型具有非线性,因此,需要对式(10)进行泰勒级数展开及线性化。为提高因子图协同定位算法精度,本文采取二阶泰勒展开进行线性化。

由于AUV二维位置坐标变量独立建模,且具有对称性, x 轴位置坐标变量求解过程与 y 轴位置坐标变量求解过程类似。因此,本文后续主要对 y 轴位置坐标变量求解对应的消息传递算法进行推导。以从AUV的 y 轴位置坐标变量 y_k 的后验概率密度函数求解为例,因子图中消息传递方向如图2中箭头所示。

在消息初始化的基础上,消息传递过程可分为时间更新与量测更新。

1) 时间更新。

变量节点 \hat{x}_{k-1} 向函数节点 A 的消息传递表示为

$$I_{\hat{x}_{k-1} \rightarrow A} = N(\mu_{\hat{x}_{k-1}}, \sigma_{\hat{x}_{k-1}}^2) \quad (11)$$

变量节点 \hat{y}_{k-1} 向函数节点 B 的消息传递表示为

$$I_{\hat{y}_{k-1} \rightarrow B} = N(\mu_{\hat{y}_{k-1}}, \sigma_{\hat{y}_{k-1}}^2) \quad (12)$$

进一步,根据和积算法可以得到函数节点 A 向变量节点 \hat{x}_k 的消息传递为

$$I_{A \rightarrow \hat{x}_k} = \sum_{\sim \hat{x}_k} A I_{\hat{x}_{k-1} \rightarrow A}(\hat{x}_{k-1}) = N(\mu_{\hat{x}_k}, \sigma_{\hat{x}_k}^2) \quad (13)$$

式中:

$$\begin{cases} \mu_{\hat{x}_k} = \mu_{\hat{x}_{k-1}} + \mu_{\hat{v}_{x,k}} t \\ \sigma_{\hat{x}_k}^2 = \sigma_{\hat{x}_{k-1}}^2 + \sigma_{\hat{v}_{x,k}}^2 t^2 \end{cases} \quad (14)$$

同理,函数节点 B 向变量节点 \hat{y}_k 的消息传递为

$$I_{B \rightarrow \hat{y}_k} = \sum_{\sim \hat{y}_k} B I_{\hat{y}_{k-1} \rightarrow B}(\hat{y}_{k-1}) = N(\mu_{\hat{y}_k}, \sigma_{\hat{y}_k}^2) \quad (15)$$

式中:

$$\begin{cases} \mu_{\hat{y}_k} = \mu_{\hat{y}_{k-1}} + \mu_{\hat{v}_{y,k}} t \\ \sigma_{\hat{y}_k}^2 = \sigma_{\hat{y}_{k-1}}^2 + \sigma_{\hat{v}_{y,k}}^2 t^2 \end{cases} \quad (16)$$

考虑到变量节点 \hat{x}_k 只与函数节点 A 、 C 连接,因此,变量节点 \hat{x}_k 向函数节点 C 的消息传递为

$$I_{\hat{x}_k \rightarrow C} = I_{A \rightarrow \hat{x}_k} = N(\mu_{\hat{x}_k}, \sigma_{\hat{x}_k}^2) \quad (17)$$

根据和积算法,函数节点 C 向变量节点 Δx_k 的消息传递为

$$I_{C \rightarrow \Delta x_k} = \sum_{\sim \Delta x_k} C I_{\hat{x}_k \rightarrow C}(\hat{x}_k) = N(\mu_{\Delta x_k}, \sigma_{\Delta x_k}^2) \quad (18)$$

式中:

$$\begin{cases} \mu_{\Delta x_k} = \mu_{\hat{x}_k} - \mu_{y_k} \\ \sigma_{\Delta x_k}^2 = \sigma_{\hat{x}_k}^2 \end{cases} \quad (19)$$

同理,变量节点 Δx_k 向函数节点 E 的消息传递为

$$I_{\Delta x_k \rightarrow E} = I_{C \rightarrow \Delta x_k} = N(\mu_{\Delta x_k}, \sigma_{\Delta x_k}^2) \quad (20)$$

2) 量测更新。

变量节点 z_k 向函数节点 F 的消息传递为

$$I_{z_k \rightarrow F} = N(\mu_{z_k}, \sigma_{z_k}^2) \quad (21)$$

根据和积算法准则,函数节点 F 向变量节点 \hat{z}_k 的消息传递概率密度函数为

$$I_{F \rightarrow \hat{z}_k} = \sum_{\sim \hat{z}_k} F I_{z_k \rightarrow F}(z_k) = N(\mu_{\hat{z}_k}, \sigma_{\hat{z}_k}^2) \quad (22)$$

式中:

$$\begin{cases} \mu_{\hat{z}_k} = \mu_{z_k} \\ \sigma_{\hat{z}_k}^2 = \sigma_{z_k}^2 \end{cases} \quad (23)$$

进一步,变量节点 \hat{z}_k 向函数节点 E 的消息传递概率密度函数为

$$I_{\hat{z}_k \rightarrow E} = I_{F \rightarrow \hat{z}_k} = N(\mu_{\hat{z}_k}, \sigma_{\hat{z}_k}^2) \quad (24)$$

函数节点 E 同时连接变量节点 Δx_k 、 Δy_k 、 \hat{z}_k ,相当于引入量测更新信息。函数节点 E 向变量节点 Δy_k 的消息传递概率密度函数为

$$I_{E \rightarrow \Delta y_k} = \sum_{\sim \Delta y_k} E I_{\Delta x_k \rightarrow E} I_{\hat{z}_k \rightarrow E} = N(\mu_{\Delta y_k}, \sigma_{\Delta y_k}^2) \quad (25)$$

式中:

$$\begin{cases} \mu_{\Delta y_k} = \sqrt{\mu_{\hat{z}_k}^2 - \mu_{\Delta x_k}^2} - \frac{\mu_{\Delta x_k}^2 \sigma_{\hat{z}_k}^2 + \mu_{\hat{z}_k}^2 \sigma_{\Delta x_k}^2}{2(\mu_{\hat{z}_k}^2 - \mu_{\Delta x_k}^2)^{1.5}} \\ \sigma_{\Delta y_k}^2 = \frac{\mu_{\hat{z}_k}^2 \sigma_{z_k}^2 + \mu_{\Delta x_k}^2 \sigma_{\Delta x_k}^2}{\mu_{\hat{z}_k}^2 - \mu_{\Delta x_k}^2} \end{cases} \quad (26)$$

同理,作为只与2个函数节点连接的变量节点,变量节点 Δy_k 向函数节点 D 的消息传递概率密度函数为

$$I_{\Delta y_k \rightarrow D} = I_{E \rightarrow \Delta y_k} = N(\mu_{\Delta y_k}, \sigma_{\Delta y_k}^2) \quad (27)$$

进一步,根据绝对位置与相对位置转换关系,函数节点 D 向变量节点 \hat{y}_k 的消息传递概率密度函数为

$$I_{D \rightarrow \hat{y}_k} = \sum_{\sim \hat{y}_k} D I_{\Delta y_k \rightarrow D}(\Delta y_k) = N(\mu_{y_k}, \sigma_{y_k}^2) \quad (28)$$

式中:

$$\begin{cases} \mu_{y_k} = \mu_{y_k} - \mu_{y_k} \\ \sigma_{y_k}^2 = \sigma_{y_k}^2 \end{cases} \quad (29)$$

根据消息 $I_{D \rightarrow \hat{y}_k}$ 和 $I_{B \rightarrow \hat{y}_k}$ 可以得到变量节点 y_k 的概率密度函数,即

$$I(y_k) = I_{D \rightarrow \hat{y}_k} I_{B \rightarrow \hat{y}_k} = N(\mu_{y_k}, \sigma_{y_k}^2) \quad (30)$$

式中:

$$\begin{cases} \mu_{y_k} = \sigma_{y_k}^2 \left(\frac{\mu_{y_k}}{\sigma_{y_k}^2} + \frac{\mu_{y_k}}{\sigma_{y_k}^2} \right) \\ \sigma_{y_k}^2 = 1 / \left(\frac{1}{\sigma_{y_k}^2} + \frac{1}{\sigma_{y_k}^2} \right) \end{cases} \quad (31)$$

通过上述消息传递过程即可求得状态变量 y_k 的概率密度函数,同理,可以求得 x_k 的概率密度函数。为得到从 AUV 经纬度信息,同样采用弧度近似方法进一步将从 AUV 二维平面位置坐标转化为经纬度坐标,即

$$\begin{cases} \lambda = \frac{\mu_{x_k}}{R_n \cos \varphi} + \lambda_0 \\ \varphi = \frac{\mu_{y_k}}{R_m} + \varphi_0 \end{cases} \quad (32)$$

3 试验验证与分析

为验证本文所提协同定位算法的有效性,开展陆上小车协同定位试验进行验证与分析。

3.1 试验平台搭建

陆上小车协同定位试验平台主要由一主一从 2 辆小车构成。如图 3 所示,主车与从车均搭载 GPS 设备(定位误差小于 3 m)用于提供位置基准信息,同时,两车配有数据链设备,用于实现两车之间的通信与测距功能。其中,数据链设备基本性能指标如表 1 所示。同时,主车搭载高精度 INS 系统(陀螺漂移约为 $0.01(^{\circ})/h$),从车搭载低精度 INS 系统(陀螺漂移约为 $0.05(^{\circ})/h$)。INS 系统采样频率均为 100 Hz, GPS 采样频率为 1 Hz。

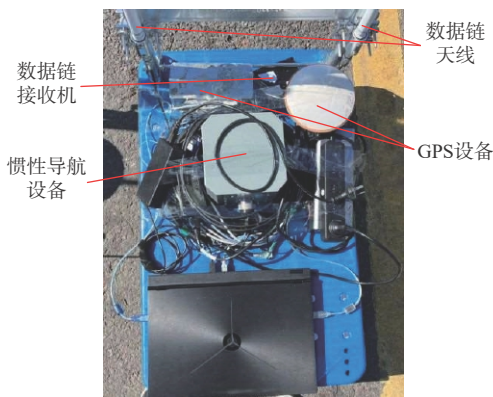


图 3 试验设备安装示意图

Fig. 3 Installation of field test equipment

表 1 数据链设备性能指标

Table 1 Performance metrics of data link device

参数	数值
工作频段/MHz	1 420~1 520
测距误差/m	不大于 100
测距间隔/s	≤ 1
有效作用距离/km	≥ 5

试验准备阶段,主从车在静止情况下利用 GPS 辅助实现惯性导航设备初始对准,对准完成后开始试验。试验过程中,主车工作在组合导航模式,从车工作在航位推算模式。

3.2 试验环境

试验场地为哈尔滨大剧院门口,试验车与试验场地如图 4 所示。

试验总时长为 700 s。试验过程中,主从车在道路两旁同向而行,600 s 时,小车走到道路尽头后进行调头,试验车轨迹如图 5 所示。



图 4 试验车与试验场地

Fig. 4 Field test vehicle and test site

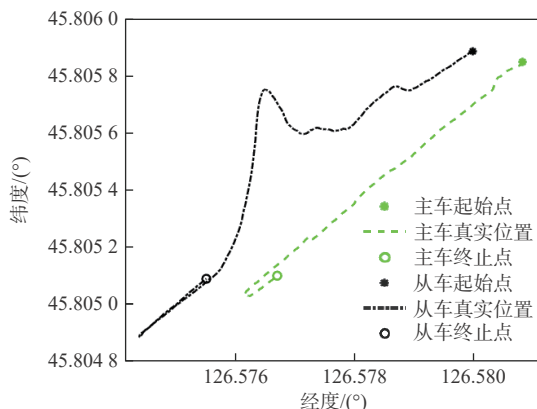


图 5 试验车轨迹

Fig. 5 Trajectory of field test vehicle

3.3 试验结果分析

数据链设备利用到达时间 (time of arrival, TOA) 法实现节点间测距,即通过记录信号在节点间的传播时间解算得到节点间的相对距离信息。因此,数据链测距精度与数据链设备晶振频率之间存在密切关系。除此之外,环境遮挡也是影响数据链测距精度的重要因素。数据链测距信息作为协同定位系统的量测信息,其精度与稳定性直接影响协同定位性能。基于主从两车 GPS 位置信息可以间接获得主从车之间的真实距离并作为基准信息,绘制数据链测距信息与真实距离信息,如图 6 所示。可以看出,数据链测距与真实距离之间的偏差基本为恒定值。这是因为数据链测距精度与设备晶振频率

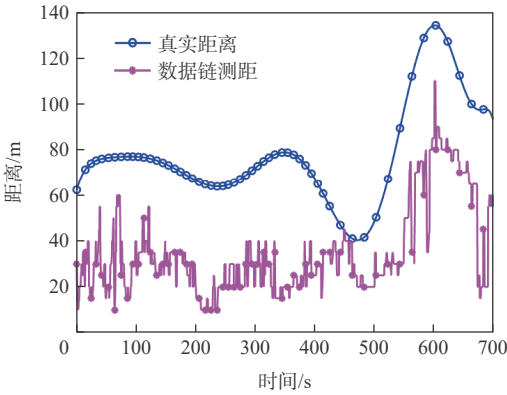


图 6 主从车之间真实距离与数据链测距

Fig. 6 True distance and measured distance by data link between master vehicle and slave vehicle

有关, 而设备晶振频率主要受环境温度影响, 在温度恒定的情况下测距误差将基本保持不变。

进一步, 绘制数据链测距误差如图 7 所示。经过计算可知, 数据链测距误差均方根 (root mean square, RMS) 为 45.76 m, 均值为 43.92 m, 标准差为 14.31 m。结合测距误差统计指标和图 7 可以看出, 除一些较大野值点外(主要原因在于周围环境遮挡), 400~500 s 时间段内测距误差波动较大, 结合图 6 可以看出, 此时间段内主车与从车之间的真实距离不断减小, 而数据链测距输出基本保持不变。这是因为此时间段内真实距离小于数据链设备的最小测距范围, 数据链测距输出已经不能真实反映两车之间的距离。

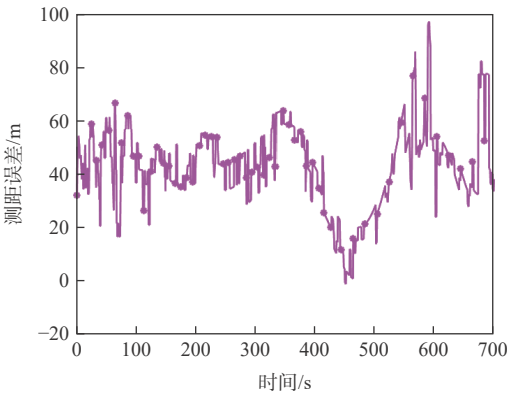


图 7 数据链测距误差

Fig. 7 Distance error measured by data link

为减小数据链输出中恒定偏差对协同定位算法的影响, 对数据链测距信息进行常值偏差补偿, 补偿后的数据链测距误差如图 8 所示。

为定量评估本文算法的性能, 分别以 GPS 间接测距及补偿后的数据链测距为量测信息, 并基于 EKF 协同定位算法、粒子滤波 (particle filter, PF) 协同定位算法及本文提出的因子图协同定位算法实现一主一从式两车协同定位。数据链测距信息

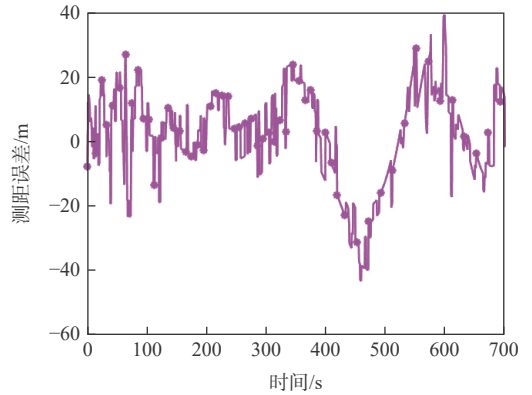


图 8 补偿后的数据链测距误差

Fig. 8 Distance error measured by data link after compensation

EKF 协同定位算法记为 EKFD, 数据链测距信息因子图协同定位算法记为 FGD, 数据链测距信息粒子滤波协同定位算法记为 PFD, GPS 测距信息 EKF 协同定位算法记为 EKFG, GPS 测距信息因子图协同定位算法记为 FGG, GPS 测距信息粒子滤波协同定位算法记为 PFG。

从车真实轨迹与各协同定位算法估计轨迹如图 9 所示, 从车定位误差如图 10 所示, 不同算法定位误差 RMS 如表 2 所示。

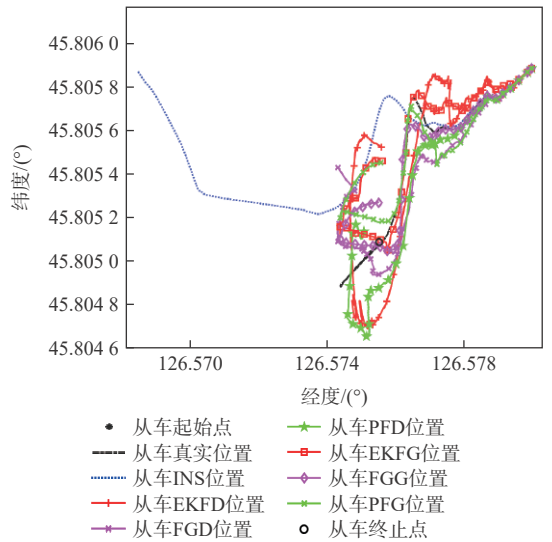


图 9 从车真实轨迹与估计轨迹

Fig. 9 True trajectory and estimated trajectory of slave vehicle

根据图 9 可以发现, 从车推算定位轨迹随时间增长而逐渐偏离真实轨迹, 从车推算定位误差 RMS 为 196.1291 m。根据表 2 可知, 不论是 GPS 间接测距还是数据链测距, 因子图协同定位算法精度均优于常规 EKF 协同定位算法, 这是因为在因子图协同定位算法中, 通过二阶泰勒展开进行线性化, 与采用一阶泰勒展开的常规 EKF 算法相比可以获得更小的线性截断误差。除此之外, 粒子滤波协同定位算法精度优于因子图协同定位算法, 这是因为粒子

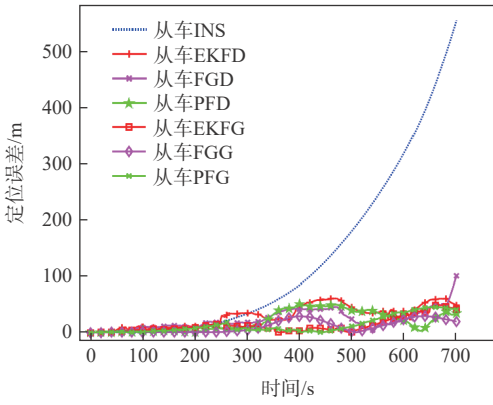


图 10 从车定位误差

Fig. 10 Localization error of slave vehicle

表 2 不同算法定位误差

Table 2 Localization error of different algorithms

算法	定位误差RMS/m
EKFD	35.220 8
FGD	28.668 0
PFD	26.871 9
EKFG	18.340 7
FGG	15.190 2
PFG	12.196 6

滤波通过大量加权粒子逼近系统状态概率密度分布函数,近似误差随着粒子数增加可趋于0,但该算法运算量与粒子数成正比,若想获得较为稳定的高精度估计结果,需要大量粒子,因此,在实际工程应用中往往受到一定限制。根据表2可知,FGD相对于EKFD定位精度可以提高18.60%,FGG相对于EKFG定位精度可以提高17.18%。

另外,根据图10可以看出,在400~500s区间范围内,基于数据链测距信息的EKFD、FGD、PFD算法定位误差均有所增大,而基于GPS测距信息的EKFG、FGG、PFG算法定位误差没有较大变化。结合图8所示的数据链测距误差可以发现,此时间段内EKFD、FGD、PFD算法定位误差增大的主要原因是:数据链测距误差波动较大,从而导致基于数据链测距信息的上述定位算法误差相应增大。在500~600s区间范围内,根据图10可以看到,6种协同定位算法误差曲线整体趋势一致均有所增大,主要原因在于:此时间段主从车运动轨迹基本平行,导致协同定位系统可观性较差。因此,无论基于GPS测距信息还是基于数据链测距信息,协同定位系统的定位误差都在一定程度上有所增大。

除此之外,通过比较EKFG、FGG与EKFD、FGD算法可以发现,利用GPS间接测距作为量测信息可以有效提高协同定位精度。其中,FGG相对于

FGD定位精度提高47.01%,EKFG相对于EKFD定位精度提高47.93%。这说明测距精度直接影响协同定位精度。进一步,为定量分析测距精度对协同定位性能的影响,在基于GPS间接测距信息的协同定位算法中,在测距数据中人为增加满足高斯分布的测距噪声。所加入的测距噪声方差分别为 25 m^2 、 100 m^2 、 225 m^2 ,EKF、因子图算法定位误差RMS分别如表3所示。可以发现,测距噪声方差增大会导致协同定位误差增大。但是,不同测距噪声方差下,因子图算法定位精度均高于EKF算法。

表 3 不同测距噪声下算法定位误差

Table 3 Localization error with different distance varying ranging noise conditions

测距噪声方差/ m^2	定位误差RMS/m	
	EKF	因子图
25	19.172 2	16.716 0
100	24.472 7	21.445 2
225	30.091 7	27.437 1

4 结 论

本文提出一种基于因子图的主从式AUV协同定位算法,得到以下结论:

1) 在基于因子图的协同定位算法中,对传递消息进行二阶泰勒展开线性化,与采用一阶泰勒展开线性化的EKF算法相比具有更小的线性截断误差,协同定位精度更高。

2) 利用数据链设备可以为协同定位系统提供节点间测距与通信数据,且协同定位精度与数据链测距精度密切相关。

对AUV协同定位系统来说,水下复杂声学环境给AUV通信与测距带来巨大影响,由于篇幅限制,本文未在此方面深入研究,下一步将考虑提高因子图算法鲁棒性,从而使其在水下复杂环境中仍能保持高可靠性的定位精度。

参考文献 (References)

- [1] 杜雪,孙兆栋,徐成龙,等.输入时延与通信时延下AUV集群的牵制控制[J].北京航空航天大学学报,2024,50(5):1474-1480.
DU X, SUN Z D, XU C L, et al. Pinning control of AUV cluster under input delay and communication delay[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, 50(5): 1474-1480 (in Chinese).
- [2] 姚绪梁,王晓伟.基于MPC导引律的AUV路径跟踪和避障控制[J].北京航空航天大学学报,2020,46(6):1053-1062.
YAO X L, WANG X W. Path following and obstacle avoidance control of AUV based on MPC guidance law[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(6): 1053-1062

- (in Chinese).
- [3] 李鑫滨, 郭力争, 韩松. 一种分布式异构多 AUV 任务分配鲁棒拍卖算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2022, 48(5): 736-746.
LI X B, GUO L Z, HAN S. A robust auction algorithm for distributed heterogeneous multi-AUV task assignment[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 48(5): 736-746(in Chinese).
- [4] 徐博, 白金磊, 郝燕玲, 等. 多 AUV 协同导航问题的研究现状与进展[J]. 自动化学报, 2015, 41(3): 445-461.
XU B, BAI J L, HAO Y L, et al. The research status and progress of cooperative navigation for multiple AUVs[J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(3): 445-461(in Chinese).
- [5] 刘峰, 王宇雄, 陈惠芳, 等. 集成逆超短基线的自主式水下航行器集群协同定位方法[J]. 声学学报, 2023, 48(4): 687-698.
LIU F, WANG Y X, CHEN H F, et al. Cooperative localization methods of autonomous underwater vehicle swarm integrated with inverted ultrashort baseline[J]. Acta Acustica, 2023, 48(4): 687-698 (in Chinese).
- [6] 刘俊成, 张京娟, 冯培德. 基于相互测距信息的机群组网协同定位技术[J]. 北京航空航天大学学报, 2012, 38(4): 541-545.
LIU J C, ZHANG J J, FENG P D. Swarming aircraft collaborative localization based on mutual rangings[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2012, 38(4): 541-545(in Chinese).
- [7] 张然, 宋来亮, 冉龙俊. 一种基于非视距误差补偿的协同定位算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2017, 43(7): 1426-1432.
ZHANG R, SONG L L, RAN L J. A collaborative localization algorithm based on non-line-of-sight error compensation[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2017, 43(7): 1426-1432(in Chinese).
- [8] PI R, CIEŚLAK P, RIDAO P, et al. TWINBOT: autonomous underwater cooperative transportation[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 37668-37684.
- [9] 赵婧旭, 赵晨, 周锋. 基于主从式水下自主航行器移动组网的合作目标定位方法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(6): 1919-1926.
ZHAO J X, ZHAO C, ZHOU F. Cooperative target location method based on master-slave autonomous underwater vehicles mobile network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(6): 1919-1926(in Chinese).
- [10] 曹正阳, 张冰, 白屹轩, 等. GNSS/INS/VNS 组合定位信息融合的多无人机协同导航方法[J]. 兵工学报, 2023, 44(增刊 2): 157-166.
CAO Z Y, ZHANG B, BAI Y X, et al. Multi-UAV cooperative navigation method based on GNSS/INS/VNS combined positioning information fusion[J]. Acta Armamentarii, 2023, 44(Sup 2): 157-166 (in Chinese).
- [11] 李闻白, 刘明雍, 张立川, 等. 单领航者相对位移测量的多自主水下航行器协同导航[J]. 兵工学报, 2011, 32(8): 1002-1007.
LI W B, LIU M Y, ZHANG L C, et al. Cooperative navigation for multiple autonomous underwater vehicles based on relative displacement measurement with a single leader[J]. Acta Armamentarii, 2011, 32(8): 1002-1007(in Chinese).
- [12] 张洪酥, 王盛, 王涛, 等. 一种基于极坐标模型的多 AUV 协同导航与定位算法[J]. 无人系统技术, 2022, 5(1): 69-79.
ZHANG H S, WANG S, WANG T, et al. A cooperative navigation and positioning algorithm of multi-AUVs based on the polar-coordinate model[J]. Unmanned Systems Technology, 2022, 5(1): 69-79(in Chinese).
- [13] FAN S W, ZHANG Y, YU C Y, et al. An advanced cooperative positioning algorithm based on improved factor graph and sum-product theory for multiple AUVs[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 67006-67017.
- [14] FAN S W, ZHANG Y, HAO Q, et al. Cooperative positioning for multi-AUVs based on factor graph and maximum correntropy[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 153327-153337.
- [15] LI S X, LI G Y, WANG L, et al. SLAM integrated mobile mapping system in complex urban environments[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 166: 316-332.
- [16] 胡悦, 李旭, 徐启敏, 等. 卫星拒止环境下基于因子图的智能车可靠定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(11): 79-86.
HU Y, LI X, XU Q M, et al. Reliable positioning method of intelligent vehicles based on factor graph in GNSS-denied environment[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(11): 79-86(in Chinese).
- [17] 李倩, 蒋正华, 孙炎, 等. 基于因子图的 INS/UWB 室内行人紧组合定位技术[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5): 32-45.
LI Q, JIANG Z H, SUN Y, et al. INS/UWB tight integrated localization technology for pedestrian indoor based on factor graph[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(5): 32-45(in Chinese).
- [18] 张玉鹏, 王子璇, 刘剑威, 等. 因子图框架下无人艇主从式协同导航算法[J]. 导航定位学报, 2023, 11(2): 131-138.
ZHANG Y P, WANG Z X, LIU J W, et al. Leader-follower cooperative navigation algorithm for unmanned surface vessels based on factor graph optimization[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2023, 11(2): 131-138(in Chinese).
- [19] 卢健, 陈旭, 罗毛欣, 等. 考虑通信延迟的多自治水下航行器协同定位算法[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(9): 2061-2072.
LU J, CHEN X, LUO M X, et al. Cooperative localization algorithm considering of communication delay for autonomous underwater vehicles[J]. Control Theory & Applications, 2020, 37(9): 2061-2072(in Chinese).
- [20] 张立川, 屈俊琪, 潘光, 等. 基于几何解释的集群 AUV 协同定位误差及编队构型分析[J]. 西北工业大学学报, 2020, 38(4): 755-765.
ZHANG L C, QU J Q, PAN G, et al. Analyzing of cooperative locating error and formation configuration of AUV based on geometric interpretation[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2020, 38(4): 755-765(in Chinese).
- [21] LOELIGER H A. An introduction to factor graphs[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2004, 21(1): 28-41.
- [22] MOVAGHATI S, ARDAKANI M. Particle-based message passing algorithm for inference problems in wireless sensor networks[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2011, 11(3): 745-754.

Master-slave AUV cooperative localization algorithm based on factor graph

WANG Su¹, HUANG Hongdian², ZHAO Jianwen², ZHOU Hongjin^{1,*}, LI Qian²

(1. Department of Navigation, Dalian Naval Academy, Dalian 116018, China;

2. College of Intelligent Systems Science and Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: Using factor graph (FG), a master-slave cooperative localization technique is suggested to meet the high-precision positioning needs of autonomous underwater vehicle (AUV) clusters. First, the state equation and measurement equation for a master-slave AUV cooperative localization system are formulated, and a corresponding FG model is constructed. Second, message passing between nodes within the FG model is derived using the sum-product algorithm (SPA), leading to the acquisition of the probability density function (PDF) for the slave AUV's position. In order to carry out useful experimental verification, a one-master-one-slave cooperative localization test platform is subsequently set up utilizing ground vehicles, GPS, inertial equipment, and data link equipment. The experimental results demonstrate that the proposed cooperative localization algorithm can enhance positioning accuracy by 18.60% compared to the conventional extended Kalman filter (EKF)-based cooperative localization algorithm. Additionally, the results indicate that ranging errors significantly impact the accuracy of cooperative localization

Keywords: autonomous underwater vehicle; cooperative localization; factor graph; extended Kalman filter; data link

Received: 2024-06-04; Accepted: 2024-08-17; Published Online: 2024-09-24 09:41

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240923.1559.002

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (52371368); Heilongjiang Provincial Natural Science Foundation of China (YQ2021E011)

* Corresponding author. E-mail: zhou_hongjin@126.com

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0381

基于 MPC 的多目标防撞优化算法

孙辉¹, 张学东¹, 孙连蔚¹, 杨凯欣^{2,*}, 王蕊¹

(1. 中国民航大学 电子信息与自动化学院, 天津 300300; 2. 北京科技大学天津学院 无人系统应用研究院, 天津 301830)

摘要: 为避免飞机滑行时追尾风险并兼顾乘客的舒适性, 提出一种基于模型预测控制 (MPC) 的多目标防撞优化算法。建立向运动学模型, 考虑飞机滑行的安全性和乘客的舒适性设计目标函数及约束; 以相对速度和间距作为参数, 设计变权重函数, 将其引入到 MPC 中, 优化安全性权重, 利用序列二次规划 (SQP) 算法对变权重 MPC 策略进行求解得到期望加速度, 并对变权重 MPC 的稳定性进行分析。通过仿真实验验证所提算法在典型工况下的防撞效果, 实验结果表明: 所提算法在实现减速防撞的同时, 优化了加速度变化幅度, 提高了乘客舒适性。

关键词: 多目标; 防撞; 模型预测控制; 变权重; 序列二次规划

中图分类号: V221+.3; TB553

文献标志码: A **文章编号:** 1001-5965(2026)02-0445-08

随着航空运输业的发展, 中国机场的建设规模逐渐增大。到 2022 年底, 年旅客吞吐量超过 1 000 万人次的机场超过 18 个, 占客运总量的 52.8%^[1]。为提升机场的运行效率, 许多机场将多个飞机一起运行, 然而由于大型机场的结构复杂、驾驶员误操作等原因, 很容易导致滑行冲突、碰撞等不安全事件^[2]。先进场面引导与控制系统 (advanced surface movement guidance and control system, A-SMGCS) 可以有效避免碰撞事故的发生, 防撞控制策略主要基于安全距离模型和碰撞时间 2 种。

目前, 较为经典的安全距离模型有 Mazda 模型、Honda 模型、SeungwukMoon 模型和 Berkeley 模型等^[3-4], 相对于飞机的地面防撞系统, 安全距离模型在车辆的防撞应用较为完善。这些模型根据车间运动状态计算合适的减速度从而避免碰撞, 但是未考虑到驾驶人员的特性和驾驶的舒适性。Bella 等^[5]利用驾驶模拟器进行驾驶人样本数据采集, 并进行多元线性回归, 建立了具有感知校准系统的安全距离模型, 能够根据自车速度与相对速度大小进行自动调节; 谈东奎等^[6]在考虑预期功能安全的前提

下, 构建自动紧急制动感知盲区安全距离模型, 提高了车辆安全通过盲区的形式效率。兰凤崇等^[7]提出一种基于碰撞时间的安全距离模型, 提高了防撞的精度。姜虹等^[8]对制动过程进行重新分类, 建立不同路况下的制动视距模型。Luo 等^[9]进一步考虑驾驶员的主观因素, 建立基于不同反应时间的改进车辆跟随安全模型。Kim 等^[10]提出一种用于车速跟踪的时变参数自适应油门和制动控制的新方法, 具有很高的鲁棒性和泛化性。

目前学者的防撞研究大都仅考虑安全性, 很少考虑舒适性指标。Zhang 等^[11]着眼于全面提高安全性、舒适性、经济性的总体目标, 利用非线性模型预测控制理论, 提出一种具有多目标优化控制器的新型先进紧急制动系统 (automated emergency braking system, AEBS)。杨智博^[12]围绕驾驶员舒适度的生理指标的量化表征开展研究, 结果表明, 舒适程度随着制动强度的增加而降低, 与速度无关。Liu 等^[13]提出一种基于滑模控制的纵向减速度方法, 缩短制动距离的前提下提高了制动后阶段的乘客舒适性。刘永涛等^[14]提出一种结合模糊理论的

收稿日期: 2024-06-04; 录用日期: 2024-08-17; 网络出版时间: 2024-10-16 14:28

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20241016.1104.002

基金项目: 天津市重点研发计划 (22YFZCSN00210)

*通信作者. E-mail: kxyang@163.com

引用格式: 孙辉, 张学东, 孙连蔚, 等. 基于 MPC 的多目标防撞优化算法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52 (2): 445-452.

SUN H, ZHANG X D, SUN L W, et al. MPC-based multi-objective collision avoidance optimization algorithm [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52 (2): 445-452 (in Chinese).

自适应采样时间模型预测控制 (model predict control, MPC), 表明车辆紧急制动过程中能够提高舒适性。

上述研究虽然考虑了减速防撞过程中的舒适性, 但是加速度幅度变化过大影响乘员的舒适性体验。为进一步提升飞机滑行防撞的安全性同时兼顾乘坐的舒适性, 本文提出一种多目标防撞优化算法, 该算法基于 MPC 理论, 首先, 选取飞机间距误差、相对速度及加速度作为优化目标; 其次, 提出一种权重变化规则并设计变权重函数, 用以优化 MPC 中间距误差的权重; 最后, 利用序列二次规化 (sequential quadratic programming, SQP) 算法对变权重 MPC 控制策略进行求解, 得到期望加速度; 同时分析权重变化对 MPC 稳定性的影响。通过仿真实验验证本文算法在保证安全性的基础上, 兼顾乘客舒适性。

1 基于 MPC 的多目标防撞优化

1.1 飞机运动学模型

MPC 的主要作用是通过采集飞机的运动状态信息, 并对未来 2 架飞机的行驶状态进行预测, 同时修正输出期望加速度, 因此, 建立的运动学模型只需反映出 2 架飞机间的纵向运动学特性, 图 1 为飞机纵向运动示意图。

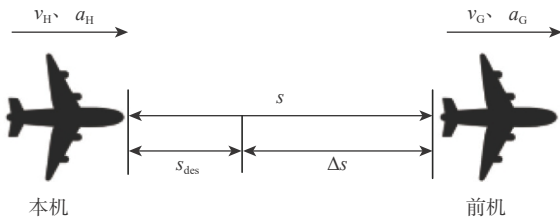


图 1 飞机纵向运动示意图

Fig. 1 Schematic diagram of longitudinal movement of aircraft

图中, v_H 、 a_H 、 v_G 、 a_G 分别为本机、前机的速度和加速度, s 、 s_{des} 分别为实际间距与期望间距。定义间距误差 $\Delta s = s - s_{des}$ 。

为提升系统的稳定性和抗干扰性能, 本文采用固定时距算法来计算期望间距:

$$s_{des} = v_H T_h + d_0 \quad (1)$$

式中: T_h 为固定时距, 根据以往经验 $T_h = 2$ s。由民用航空安全管理规定^[15], 飞机滑行时, 本机与前机的纵向间隔不得小于 50 m, 因此, $d_0 = 50$ m。

由于飞机本身存在惯性, MPC 输出的期望加速度与飞机的实际加速度之间存在延迟, 为消除延迟对系统的影响, 需将期望加速度和实际加速度之间建立一阶惯性环节^[16]:

$$G(n) = K/(\tau n + 1) \quad (2)$$

式中: τ 为惯性常数; K 为一阶惯性环节的系数; n 为一阶惯性环节自变量。

根据式 (2) 可知, 飞机期望加速度与实际加速度之间的关系为

$$\tau \dot{a}_H + a_H = K a_{rep} \quad (3)$$

式中: a_{rep} 为飞机期望加速度。根据式 (3) 及飞机的位移、速度关系, 得到飞机纵向离散时域下的运动学表达式为

$$\begin{cases} s(k+1) = s(k) + \Delta v(k)T_s + 0.5(a_H(k) - a_G(k))T_s^2 \\ \Delta v(k+1) = \Delta v(k) + a_H(k)T_s - a_G(k)T_s \\ v_H(k+1) = v_H(k) + a_H(k)T_s \\ a_H(k+1) = (1 - T_s/\tau)a_H(k) + a_{rep}(k)T_s/\tau \\ \Delta a(k+1) = -(a_H(k) - a_{rep}(k))/\tau \end{cases} \quad (4)$$

式中: $s(k)$ 为第 k 时刻飞机间距; $v_H(k)$ 和 $a_H(k)$ 分别为第 k 时刻本机的速度和实际加速度; $\Delta v(k)$ 为 k 时刻本机与前机的相对速度; $a_G(k)$ 为 k 时刻前机的加速度; $\Delta a(k)$ 为本机加速度变化率; $a_{rep}(k)$ 为系统输入即本机的期望加速度; T_s 为采样时间。

将两机间距、本机速度、相对速度、本机加速度和加速度变化率作为状态量, 即

$$\mathbf{x}(k) = [s(k), v_H(k), \Delta v(k), a_H(k), \Delta a(k)]^T \quad (5)$$

将前机的加速度作为干扰量, 即 $\theta(k) = a_G(k)$ 。由于控制目标是使相对速度和间距误差为 0, 与此同时, 尽可能提高乘客舒适性, 因此, 将间距误差、相对速度、加速度作为系统输出, 即

$$\mathbf{y}(k) = [\Delta s(k), \Delta v(k), a_H(k)]^T \quad (6)$$

得到系统 (4) 的状态空间方程如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{W}\theta(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \mathbf{D} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{u}(k) = a_H(k)\mathbf{I}$; \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 、 \mathbf{C} 、 \mathbf{D} 、 \mathbf{W} 为系统的系数矩阵, 分别表示为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T_s & T_s^2/2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T_s & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -T_s & 0 \\ 0 & 0 & 0 & (\tau - T_s)/\tau & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1/\tau & 0 \end{bmatrix}; \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ T_s/\tau \\ 1/\tau \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & -T_h & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}; \mathbf{D} = \begin{bmatrix} d_0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} -T_s^2/2 \\ 0 \\ -T_s \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}。$$

1.2 变权重 MPC 的防撞优化

飞机在滑行时, 不仅需要满足机场安全管理规定^[15], 不能发生碰撞即间距 $s(k) \geq d_0$; 还要兼顾乘客的舒适性, 即本机加速度 $a_H(k)$ 变化幅度不宜过大。因此, 需要对间距、速度、加速度、加速度变化率进行约束, 第 $k+i$ 时刻约束条件如下:

$$\begin{cases} d_0 \leq s(k+i) \\ v_{\min} \leq v_H(k+i) \leq v_{\max} \\ \Delta v_{\min} \leq \Delta v(k+i) \leq \Delta v_{\max} \\ a_{\min} \leq a_H(k+i) \leq a_{\max} \\ \Delta a_{\min} \leq \Delta a(k+i) \leq \Delta a_{\max} \end{cases} \quad (8)$$

由于机场环境复杂, 不同的工况对减速防撞的需求不同。例如, 在紧急工况下, 应优先保证飞机的滑行安全, 忽略乘客舒适性, 以避免发生滑行冲突、碰撞等事故; 相反, 在非紧急工况下则不仅需要考虑飞机的安全性还需考虑乘客的舒适性。然而, 传统的 MPC 算法对安全性和舒适性指标采用固定权重, 无法适应机场的复杂环境, 因此, 本节对其进行改进, 设计变权重函数, 将其引入到 MPC 中在线优化安全性权重, 以适应机场的复杂环境。本节设计了减速防撞控制器, 并给出变权重函数的设计方法。根据 MPC 原理, 假设预测时域为 p , 控制步长为 m , 且 $m \leq p$, $\mathbf{x}(k+1|k)$ 为 k 时刻对 $k+1$ 时刻的预测值。定义控制时域步长 m 的控制输入为

$$\mathbf{U}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{u}(k|k) \\ \mathbf{u}(k+1|k) \\ \vdots \\ \mathbf{u}(k+m-1|k) \end{bmatrix}$$

预测时域 p 的状态为

$$\mathbf{X}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(k+1|k) \\ \mathbf{x}(k+2|k) \\ \vdots \\ \mathbf{x}(k+p|k) \end{bmatrix}$$

预测时域 p 的输出为

$$\mathbf{Y}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_p(k+1|k) \\ \mathbf{y}_p(k+2|k) \\ \vdots \\ \mathbf{y}_p(k+p|k) \end{bmatrix}$$

假设 k 时刻之后, 系统的干扰量不变, 即:

$$\Phi(k) = \begin{bmatrix} \theta(k|k) \\ \theta(k+1|k) \\ \vdots \\ \theta(k+p|k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta(k|k) \\ \theta(k|k) \\ \vdots \\ \theta(k|k) \end{bmatrix}$$

由式 (5) 可以推导出系统的预测方程为

$$\begin{cases} \mathbf{X}(k) = \bar{\mathbf{A}}\mathbf{x}(k) + \bar{\mathbf{B}}\mathbf{U}(k) + \bar{\mathbf{W}}\Phi(k) \\ \mathbf{Y}(k) = \bar{\mathbf{C}}\mathbf{x}(k) + \bar{\mathbf{E}}\mathbf{U}(k) + \bar{\mathbf{F}}\Phi(k) + \bar{\mathbf{D}} \end{cases} \quad (9)$$

式中, $\bar{\mathbf{A}}$ 、 $\bar{\mathbf{B}}$ 、 $\bar{\mathbf{C}}$ 、 $\bar{\mathbf{D}}$ 、 $\bar{\mathbf{E}}$ 、 $\bar{\mathbf{F}}$ 、 $\bar{\mathbf{W}}$ 分别为预测方程系数矩阵, 分别表示为

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{A}} &= \begin{bmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{A}^2 \\ \vdots \\ \mathbf{A}^p \end{bmatrix}; \bar{\mathbf{B}} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} & & & \\ \mathbf{AB} & \mathbf{B} & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ \mathbf{A}^{p-1}\mathbf{B} & \mathbf{A}^{p-2}\mathbf{B} & \cdots & \mathbf{B} \end{bmatrix}; \\ \bar{\mathbf{C}} &= \begin{bmatrix} \mathbf{CA} \\ \mathbf{CA}^2 \\ \vdots \\ \mathbf{CA}^p \end{bmatrix}; \bar{\mathbf{D}} = \begin{bmatrix} \mathbf{D} \\ \mathbf{D} \\ \vdots \\ \mathbf{D} \end{bmatrix}; \\ \bar{\mathbf{W}} &= \begin{bmatrix} \mathbf{W} & & & \\ \mathbf{AW} & \mathbf{W} & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ \mathbf{A}^{p-1}\mathbf{W} & \mathbf{A}^{p-2}\mathbf{W} & \cdots & \mathbf{W} \end{bmatrix}; \\ \bar{\mathbf{E}} &= \begin{bmatrix} \mathbf{CB} & & & \\ \mathbf{CAB} & \mathbf{CB} & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ \mathbf{CA}^{p-1}\mathbf{B} & \mathbf{CA}^{p-2}\mathbf{B} & \cdots & \mathbf{CB} \end{bmatrix}; \\ \bar{\mathbf{F}} &= \begin{bmatrix} \mathbf{CW} & & & \\ \mathbf{CAW} & \mathbf{CW} & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ \mathbf{CA}^{p-1}\mathbf{W} & \mathbf{CA}^{p-2}\mathbf{W} & \cdots & \mathbf{CW} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

本文考虑飞机滑行的安全性及乘坐舒适性等目标, 在 1.1 节建立的运动学模型的基础上, 将优化目标转换为非线性规划问题 (non linear programming, NLP), 实现纵向间隔的多目标控制具体控制系统结构如图 2 所示。

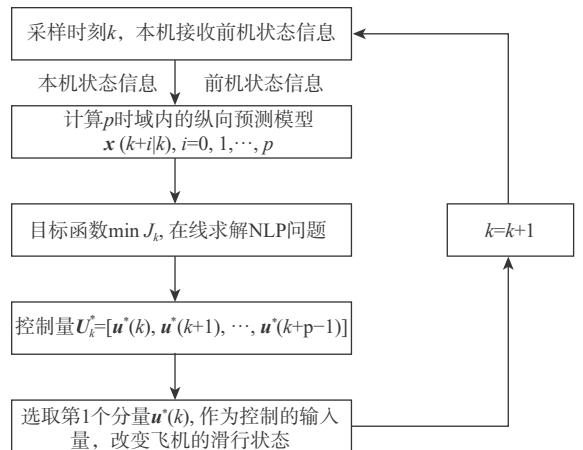


图 2 控制系统结构

Fig. 2 Control system structure

由于控制目标是在减速过程中需要本机与前机保持安全距离, 同时兼顾乘客舒适性, 因此, 设计目标函数为

$$J_k = \sum_{i=1}^{m-1} \|\mathbf{y}(k+i|k) - \mathbf{y}_{\text{ref}}(k+i|k)\|_{\mathbf{Q}}^2 + \sum_{i=0}^{m-1} \|\mathbf{u}(k+i|k)\|_{\mathbf{R}}^2 \quad (10)$$

式中: \mathbf{y}_{ref} 为系统的参考输出; $\mathbf{u}(k)$ 为系统输入量即本机的期望加速度; \mathbf{Q} 、 \mathbf{R} 为权重矩阵, $\mathbf{Q} = \text{diag}(\mathbf{Q}_{\Delta s}, \Delta v, \mathbf{Q}_{\Delta v}, \mathbf{Q}_a)$ 。

\mathbf{Q} 中的每个子矩阵表示对应的状态向量的权重因子, 权重因子越大代表系统越趋向于减小其对应的状态量与参考量之间偏差, 其中, $\mathbf{Q}_{\Delta s}$ 为安全性权重系数, \mathbf{Q}_a 为舒适性权重系数, $\mathbf{Q}_{\Delta v}$ 为常量因子, \mathbf{R} 为输入常量矩阵, 且 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 均为正定矩阵。由于不同工况下, 对安全性和舒适性的需求不同, 因此, 权重需随工况的变化而变化。

令 $\mathbf{z}(k) = [\Delta s(k), \Delta v(k)]^T$, 权重变化规则设计如下:

$$\begin{cases} \mathbf{Q}_{\Delta s}(\mathbf{z}(k)) < \mathbf{Q}_{\Delta s}(\mathbf{z}(k-1)) & \Delta s(k) > \Delta s(k-1) \\ \mathbf{Q}_{\Delta s}(\mathbf{z}(k)) = \mathbf{Q}_{\Delta s}(\mathbf{z}(k-1)) & \Delta s(k) \leq \Delta s(k-1) \end{cases} \quad (11)$$

根据式 (11), 提出变权重函数为

$$\begin{cases} \mathbf{Q}_{\Delta s}(\mathbf{z}(k)) = \mathbf{Q}_a & \Delta s(k) \geq \Delta s_{\max} \\ \mathbf{Q}_{\Delta s}(\mathbf{z}(k)) = f(\Delta s(k), h) & \Delta s_{\min} < \Delta s(k) < \Delta s_{\max} \\ \mathbf{Q}_{\Delta s}(\mathbf{z}(k)) = \mathbf{Q}_a h & \Delta s(k) \leq \Delta s_{\min} \\ \mathbf{Q}_{\Delta s}(\mathbf{z}(k)) = \mathbf{Q}_{\Delta s}(\mathbf{z}(k-1)) & \Delta s(k) \leq \Delta s(k-1) \end{cases} \quad (12)$$

$$f(\Delta s, h) = 0.5 [\cos(s'\pi)(1-h)\mathbf{Q}_a + (1+h)\mathbf{Q}_a] \quad (13)$$

式中: $h = 3\xi + 1$, ξ 为 Δv 归一化后的变量, $\xi = (\Delta v - \Delta v_{\min}) / (\Delta v_{\max} - \Delta v_{\min})$, $\xi \in [0, 1]$; $s' = (\Delta s_{\min} - \Delta s) / (\Delta s_{\max} - \Delta s_{\min})$ 。

首先, 当 $\Delta s > \Delta s_{\max}$ 时, 飞机滑行状态较为安全, 需要采用较小的权重, 以避免飞机急刹车; 其次, 当 $\Delta s < \Delta s_{\min}$ 时, 飞机滑行状态十分危险, 需要采取较大的权重, 以避免飞机发生冲突或碰撞; 最后, 当 $\Delta s_{\min} \leq \Delta s \leq \Delta s_{\max}$ 时, 以 $[\Delta s_{\min}, \Delta s_{\max}]$ 为界, 使用平滑连续的函数 (13)。

将式 (9) 代入到目标函数 (10) 中, 并对约束条件 (8) 进行预测推导^[15], 将其转化为 NLP 问题如下:

$$\begin{cases} \min J = J(\mathbf{U}) \\ \text{s.t. } \mathbf{A}_U \mathbf{U} - \mathbf{B}_U \leq \mathbf{0} \end{cases} \quad (14)$$

式中: $\mathbf{A}_U = \mathbf{A}_c \cdot \bar{\mathbf{B}}$; $\mathbf{A}_c = \text{diag}(\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_p)$; $\mathbf{A}_1 = \mathbf{A}_2 = \dots = \mathbf{A}_p = \text{diag}(\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_5)$; $\mathbf{a}_1 = \mathbf{a}_2 = \dots = \mathbf{a}_5 = [1, -1]^T$; $\mathbf{B}_U = \mathbf{B}_c - \mathbf{A}_c \cdot \bar{\mathbf{A}} \cdot \mathbf{x}(k)$; $\mathbf{B}_c = [\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2, \dots, \mathbf{B}_p]^T$, $\mathbf{B}_1 = \mathbf{B}_2 = \dots = \mathbf{B}_p = [d_0, -d_0, v_{\max}, -v_{\min}, \Delta v_{\max}, -\Delta v_{\min}, a_{\max}, -a_{\min}, \Delta a_{\max}, -\Delta a_{\min}]^T$ 。为保证算法的实时性, 采用收敛速度快且精算精度高的序列二次规划算法求解 NLP 问题。利用拉格朗日乘子法处理 NLP 问题

的约束, 不等式约束下的拉格朗日函数为

$$L(\mathbf{U}, \boldsymbol{\lambda}) = J(\mathbf{U}) + \boldsymbol{\gamma} \cdot \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_{10p})(\mathbf{A}_U \mathbf{U} - \mathbf{B}_U) \quad (15)$$

式中: $J(\mathbf{U})$ 为原目标函数; $\boldsymbol{\lambda} \in \mathbf{R}$ 为约束系数矩阵; 在第 j 次迭代时, \mathbf{U} 、 $\boldsymbol{\lambda}$ 的值分别对应 \mathbf{U}_j 、 $\boldsymbol{\lambda}_j$; \mathbf{H}_j 为拉格朗日函数的近似 Hessian 矩阵, 利用 BFGS(Broyden, Fletcher, Goldfarb, Shanno) 算法, 在每次迭代中对其进行修改, BFGS 算法的具体迭代方法如下:

$$\mathbf{H}_{j+1} = \mathbf{H}_j + \left(1 + \frac{\mathbf{y}_j^T \mathbf{H}_j \mathbf{y}_j}{\mathbf{y}_j^T \mathbf{s}_j}\right) \left(\frac{\mathbf{s}_j \mathbf{s}_j^T}{\mathbf{s}_j^T \mathbf{y}_j}\right) - \frac{\mathbf{H}_j \mathbf{y}_j \mathbf{s}_j^T + (\mathbf{H}_j \mathbf{y}_j \mathbf{s}_j^T)^T}{\mathbf{y}_j^T \mathbf{s}_j} \quad (16)$$

$$\begin{cases} \mathbf{s}_j = \mathbf{U}_{j+1} - \mathbf{U}_j \\ \mathbf{y}_j = \mathbf{G}_{j+1} - \mathbf{G}_j \\ \mathbf{G}_j = \nabla \mathbf{U} L(\mathbf{U}(k), \boldsymbol{\lambda}) \end{cases} \quad (17)$$

利用近似 Hessian 矩阵, 得到二次规划 (quadratic programming, QP) 子问题:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \mathbf{d}^T \mathbf{H}_j \mathbf{d} + \nabla J(\mathbf{U}_j)^T \mathbf{d} \\ \text{s.t. } \mathbf{A}_U^T \mathbf{d} + \mathbf{A}_U \mathbf{U}_j - \mathbf{B}_U \leq \mathbf{0} \end{cases} \quad (18)$$

式中: \mathbf{d} 为 QP 子问题的解, 也是 \mathbf{U} 的迭代方向, 因此, 在第 j 次迭代时, 线形搜索方程为

$$\mathbf{U}_{j+1} = \mathbf{U}_j + \alpha_j \mathbf{d}_j \quad (19)$$

式中: α_j 为搜索步长, 重复式 (16)~式 (19) 过程, 直到找出收敛结果最优的控制向量 $\mathbf{U}^* = [u_1^*, u_2^*, \dots, u_m^*]$ 。

2 稳定性分析

与恒定权重的 MPC 相比, 权重变化可能会导致 MPC 不稳定, 因此, 本文利用 Lyapunov 稳定性原理来分析变权重 MPC 的稳定性。

假设 1 参考输出为 $\mathbf{0}$ 。

假设 2 \mathbf{Q} 为正定矩阵且 $\mathbf{Q}(\mathbf{z}(k+1)) \leq \mathbf{Q}(\mathbf{z}(k))$ 。

定理 如果假设 1 和假设 2 成立, 则闭环系统 (7) 是渐进稳定的。

证明 在式 (10) 中, 由于 $\mathbf{u}(k+i|k) = \mathbf{0}, i \geq m$, 因此, \mathbf{x} 仍为平衡点 \mathbf{x}_s , 当 $i \geq m$ 时, $\mathbf{x}(k+i|k) = \mathbf{x}_s$ 、 $\mathbf{y}(k+i|k) = \mathbf{y}_s$ 引入确保 $\mathbf{x}(k+m|k) = \mathbf{x}_s$ 的终端约束, 且在平衡点 $(\mathbf{x}_s, \mathbf{y}_s, \mathbf{u}_s)$ 处满足以下约束, $\mathbf{x}(k)_{\min} < \mathbf{x}_s < \mathbf{x}(k)_{\max}, \forall k \in m$ 、 $\mathbf{y}(k)_{\min} < \mathbf{y}_s < \mathbf{y}(k)_{\max}, \forall k \in m$ 、 $\mathbf{u}(k)_{\min} < \mathbf{u}_s < \mathbf{u}(k)_{\max}, \forall k \in m$ 。第 k 时刻目标函数可以改写为

$$J_k = \sum_{i=1}^{m-1} \|\mathbf{y}(k+i|k)\|_{\mathbf{Q}(\mathbf{z}(k))}^2 + \sum_{i=0}^{m-1} \|\mathbf{u}(k+i|k)\|_{\mathbf{R}}^2 \quad (20)$$

针对此系统, 定义第 k 时刻目标函数 (20) 的最小值为 Lyapunov 函数 (21), 因此, $L_k \leq J_k, L_{k+1} \leq J_{k+1}$, 以此类推。

$$L_k = \sum_{i=1}^{m-1} \|\mathbf{y}^*(k+i|k)\|_{\mathbf{Q}(z(k))}^2 + \sum_{i=0}^{m-1} \|\mathbf{u}^*(k+i|k)\|_R^2 \quad (21)$$

式中: $\mathbf{y}^*(k+i|k)$ 和 $\mathbf{u}^*(k+i|k)$ 分别为系统初始状态 k 时刻的最优输出和控制序列。

由式 (21) 可知, 由于 \mathbf{Q} 为正定矩阵, 所以在平衡点 $\mathbf{y}^* = \mathbf{0}$ 且 $\mathbf{u}^* = \mathbf{0}$, 因此, $L_k = 0$, 并且 $L_k > 0, \forall \mathbf{y}^* \neq \mathbf{0}$ 。

为判断系统 (7) 是否稳定, 需进一步分析 L_k 和 L_{k+1} 之间的关系, 在第 $k+1$ 时刻可行性控制选择如下:

$$\mathbf{U}^*(k+1) = \begin{bmatrix} \mathbf{u}(k+1|k+1) \\ \mathbf{u}(k+2|k+1) \\ \vdots \\ \mathbf{u}(k+m-1|k+1) \\ \mathbf{u}(k+m|k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{u}^*(k+1|k) \\ \mathbf{u}^*(k+2|k) \\ \vdots \\ \mathbf{u}^*(k+m-1|k) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}$$

最优控制下的输出为

$$\mathbf{Y}^*(k+1) = \begin{bmatrix} \mathbf{y}(k+2|k+1) \\ \mathbf{y}(k+3|k+1) \\ \vdots \\ \mathbf{y}(k+m-1|k+1) \\ \mathbf{y}(k+m|k+1) \\ \mathbf{y}(k+m+1|k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}^*(k+2|k) \\ \mathbf{y}^*(k+3|k) \\ \vdots \\ \mathbf{y}^*(k+m-1|k) \\ \mathbf{y}_s \\ \mathbf{y}_s \end{bmatrix}$$

因为 $p > m$, 所以 $\mathbf{y}(k+m+1|k)$ 保持 \mathbf{y}_s 的值, J_{k+1} 表达式为

$$\begin{aligned} J_{k+1} &= \sum_{i=1}^{m-1} \|\mathbf{y}(k+1+i|k+1)\|_{\mathbf{Q}(z(k+1))}^2 + \\ &\sum_{i=0}^{m-1} \|\mathbf{u}(k+1+i|k+1)\|_R^2 = \\ &\sum_{i=2}^{m-1} \|\mathbf{y}^*(k+i|k)\|_{\mathbf{Q}(z(k+1))}^2 + \sum_{i=1}^{m-1} \|\mathbf{u}^*(k+i|k)\|_R^2 = \\ &\sum_{i=1}^{m-1} \|\mathbf{y}^*(k+i|k)\|_{\mathbf{Q}(z(k+1))-\mathbf{Q}(z(k))}^2 + \\ &\sum_{i=1}^{m-1} \|\mathbf{y}^*(k+i|k)\|_{\mathbf{Q}(z(k))}^2 + \sum_{i=0}^{m-1} \|\mathbf{u}^*(k+i|k)\|_R^2 - \\ &(\|\mathbf{y}^*(k+1|k)\|_{\mathbf{Q}(z(k+1))}^2 + \|\mathbf{u}^*(k|k)\|_R^2) = \\ &L_k + \sum_{i=1}^{m-1} \|\mathbf{y}^*(k+i|k)\|_{\mathbf{Q}(z(k+1))-\mathbf{Q}(z(k))}^2 - \\ &\|\mathbf{y}^*(k+1|k)\|_{\mathbf{Q}(z(k+1))}^2 - \|\mathbf{u}^*(k|k)\|_R^2 \end{aligned} \quad (22)$$

因为 $\|\mathbf{u}^*(k|k)\|_R^2 \geq 0$ 且 $\|\mathbf{y}^*(k+1|k)\|_{\mathbf{Q}(z(k+1))}^2 \geq 0$, 所以 J_{k+1} 与 L_k 之间的关系如下:

$$J_{k+1} \leq L_k + \sum_{i=1}^{m-1} \|\mathbf{y}^*(k+i|k)\|_{\mathbf{Q}(z(k+1))-\mathbf{Q}(z(k))}^2 \quad (23)$$

L_{k+1} 和 L_k 之间的关系如下:

$$L_{k+1} - L_k \leq J_{k+1} - L_k \leq \sum_{i=1}^{m-1} \|\mathbf{y}^*(k+i|k)\|_{\mathbf{Q}}^2 \quad (24)$$

式中: $\mathbf{Q}\mathbf{Q}=\mathbf{Q}(z(k+1))-\mathbf{Q}(z(k))$, 由于 $\mathbf{Q}(z(k+1)) \leq \mathbf{Q}(z(k))$, 所以 $L_{k+1} - L_k \leq 0$, 因此, 系统式 (7) 闭环渐进稳定。

证毕

3 仿真实验

为验证本文算法的有效性, 选取紧急工况下的前机减速和非紧急工况下的跟随滑行 2 种工况并利用 MATLAB/Simulink 进行仿真分析, 仿真参数如表 1 所示^[17]。

表 1 仿真参数^[17]

Table 1 Simulation parameters^[17]

固定时距 T_w/s	惯性环节增益 K	惯性时间常数 τ	采样时间 T_s/s	预测时域 p	控制时域 m
2	1	1	0.1	15	1

3.1 紧急工况下的前机减速仿真分析

飞机在机场滑行过程中, 可能会遇到前机突然减速工况。为验证本文算法相比传统 MPC 的优势, 对该工况同时进行安全性权重固定为 0.2 的传统 MPC 算法进行仿真, 并对比验证。

设定前方目标飞机以初始速度为 36 km/h, 在 30 s 时突然减速至 18 km/h, 并保持 18 km/h 匀速行驶。设定本机初始速度为 21 km/h, 两机的初始间距为 65 m, 仿真结果如图 3 所示。

由图 3(a) 和图 3(b) 可知, 在前 30 s 内, 两机的实际间距大于期望间距, 且本机速度小于前机速度, 因此, 飞机处于安全行驶状态, 此时本机开始加速, 使两机的实际间距保持在期望间距附近且本机速度与前机速度相等, 从图中可以看出, 本文算法可以很好的跟随前机滑行并保持稳定, 然而传统 MPC 算法的跟随性较差, 无法平稳的跟随前机滑行; 在 30 s 后, 前方飞机突然减速, 导致本机速度远大于前机, 属于较为危险情况, 两机存在冲突风险。针对这一情况, 本文算法首先保证飞机的安全性, 因此, 舒适性的要求会随着降低, 应使本机速度与前机速度尽快相等, 并将两机的间距保持在期望间距附近; 而传统 MPC 算法无法适应前机突然减速且在 37 s 左右时实际间距小于 50 m, 违反机场安全管理规定, 造成滑行冲突。

通过仿真对比实验可以看出, 本文算法能更好的确保前机减速后本机的安全性。虽然减速过程中舒适性会有所降低, 但是整个过程中加速度绝对值的最大值在 1.3 m/s² 左右, 属于合理的范围, 因此, 不影响舒适体验。而传统 MPC 算法在前机突然减速后, 没有优先保证本机的安全性, 导致两机间距小于 50 m, 造成了滑行冲突。

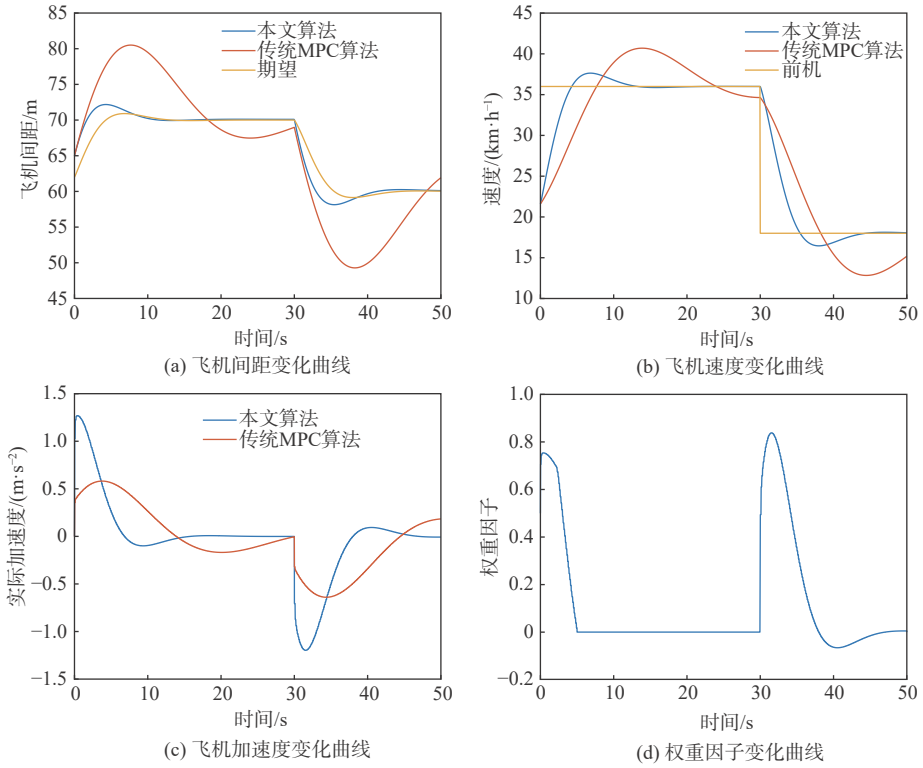


图3 前机减速仿真结果

Fig. 3 Simulation results of front engine deceleration taxiing

3.2 非紧急工况下的前机减速仿真分析

设置跟随滑行的目的是测试本文算法对比传统 MPC 算法对于前机的跟随效果。针对该工况同样进行安全性指标固定为 0.2 的传统 MPC 算法进

行仿真, 并对比验证。

设定前机的速度为正弦变化波形, 本机的初始速度为 36 km/h, 前机的初始速度为 26 km/h, 两机的初始间距为 80 m。仿真结果如图 4 所示。

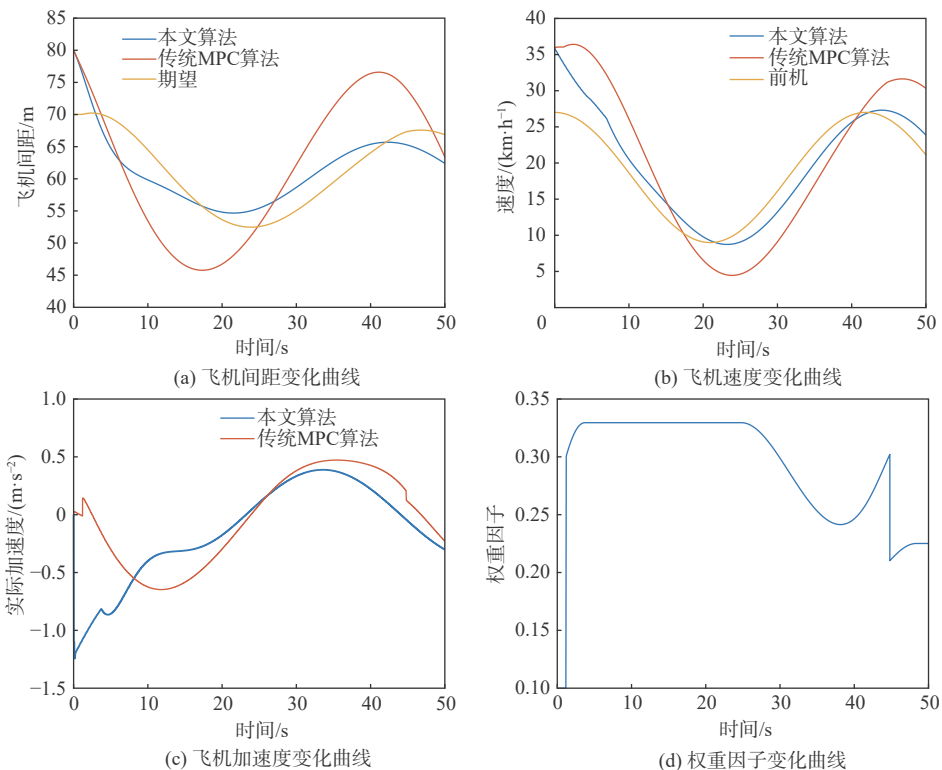


图4 跟随滑行仿真结果

Fig. 4 Follow-slip simulation results

通过图4(a)和图4(b)可知,在初始阶段,虽然实际间距大于期望间距,但是由于本机速度远大于前机,因此,该阶段为较为紧急状态。本文算法更加侧重安全性指标,降低对舒适性的需求。从图4(b)可以看出,在10s左右本文算法可以很好的跟随前机以期望加速度运动,此后更加注重舒适性,使加速度变化范围更小,以保证驾驶人员的舒适性体验;而传统MPC算法虽然在整个过程中的加速度变化范围较小,但是在10s左右时飞机间距小于50m,违反了机场安全管理规定,造成滑行冲突。

通过对比实验可以看出,在整个跟随滑行的过程中,本文算法没有发生滑行冲突,保证了飞机滑行的安全;且除初始紧急状态外,加速度绝对值始终保持在 1 m/s^2 以下,保证了驾驶的舒适性;而传统MPC算法,误差波动较大,不能很好的跟随前机一起运动,虽然运动过程中加速度变化范围较小,但是发生了滑行冲突,没有保证飞机滑行的安全性。

4 结论

1) 本文针对目前飞机滑行过程中无法兼顾防撞安全性和乘客舒适性问题,基于MPC原理,将飞机滑行的安全性和乘坐舒适性作为优化目标,建立目标函数及约束条件;并提出一种基于MPC的多目标防撞优化算法,该算法以飞机间距和相对速度作为参数,在线优化MPC中的安全性权重,使多目标优化的同时可以实现在不同工况下对不同目标的侧重。

2) 本文算法可以在避免飞机碰撞的基础上,最大限度的提升乘客的舒适性,对飞机的滑行安全具有借鉴意义。

本文仅仅考虑了飞机滑行防撞的纵向防撞方法,如何实现纵向和横向组合防撞,将在下一步中继续进行研究。

参考文献 (References)

- [1] 中国民用航空局发展规划司. 2022年全国民用运输机场生产统计公报[EB/OL]. (2023-03-16)[2024-05-21]. http://app.caac.gov.cn/XXGK/XXGK/TJSJ/202303/t20230317_217609.html. Department of Development Planning, Civil Aviation Administration of China. 2022 national civil transportation airport production statistics bulletin[EB/OL]. (2023-03-16)[2024-05-21]. http://app.caac.gov.cn/XXGK/XXGK/TJSJ/202303/t20230317_217609.html (in Chinese).
- [2] GUO B, WANG Z J, PAN Y J, et al. The control of the aircraft ground collision or scratch risk[J]. Civil Aviation Management, 2017, 2: 105-112.
- [3] 何仁, 冯海鹏. 自动紧急制动(AEB)技术的研究与进展[J]. 汽车安全与节能学报, 2019, 10(1): 1-15.
- HE R, FENG H P. Research and development of autonomous emergency brake (AEB) technology[J]. Journal of Automotive Safety and Energy, 2019, 10(1): 1-15(in Chinese).
- [4] 胡远志, 吕章洁, 刘西. 基于PreScan的AEB系统纵向避撞算法及仿真验证[J]. 汽车安全与节能学报, 2017, 8(2): 136-142.
- HU Y Z, LV Z J, LIU X. Algorithm and simulation verification of longitudinal collision avoidance for autonomous emergency brake(AEB) system based on PreScan[J]. Journal of Automotive Safety and Energy, 2017, 8(2): 136-142(in Chinese).
- [5] BELLA F, RUSSO R. A collision warning system for rear-end collision: a driving simulator study[J]. Procedia - Social and Behavioral Sciences, 2011, 20: 676-686.
- [6] 谈东奎, 胡港君, 朱波, 等. 考虑预期功能安全的智能汽车自动紧急制动系统[J]. 汽车工程, 2022, 44(6): 799-807.
- TAN D K, HU G J, ZHU B, et al. Intelligent vehicle autonomous emergency braking system considering safety of the intended functionality[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(6): 799-807(in Chinese).
- [7] 兰凤崇, 余蒙, 李诗成, 等. 考虑预碰撞时间的自动紧急制动系统分层控制策略研究[J]. 汽车工程, 2020, 42(2): 206-214.
- LAN F C, YU M, LI S C, et al. Research on hierarchical control strategy for automatic emergency braking system with consideration of time-to-collision[J]. Automotive Engineering, 2020, 42(2): 206-214(in Chinese).
- [8] 姜虹, 李峰. 不同路面条件下高速公路的停车视距建模与安全车速分析[J]. 西安工业大学学报, 2012, 32(1): 25-30.
- JIANG H, LI F. Modeling of stopping sight distance and analysis of safe speed on the freeway with different road conditions[J]. Journal of Xi'an Technological University, 2012, 32(1): 25-30(in Chinese).
- [9] LUO Q, CHEN X Q, YUAN J, et al. Study and simulation analysis of vehicle rear-end collision model considering driver types[J]. Journal of Advanced Transportation, 2020, 2020(1): 7878656.
- [10] KIM H, KIM D, SHU I, et al. Time-varying parameter adaptive vehicle speed control[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 65(2): 581-588.
- [11] ZHANG R H, LI K N, HE Z C, et al. Advanced emergency braking control based on a nonlinear model predictive algorithm for intelligent vehicles[J]. Applied Sciences, 2017, 7(5): 504.
- [12] 杨智博. 协同舒适性的自动驾驶汽车接管信号安全性测试方法研究[D]. 北京: 机械科学研究总院, 2022.
- YANG Z B. Research on the safety testing method of takeover signal for self-driving cars with cooperative comfort[D]. Beijing: Research Institute of Mechanical Sciences, 2022(in Chinese).
- [13] LIU X H, SONG J, YU L Y, et al. Study on ride comfort in post-braking phase based on brake-by-wire system[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, 2023, 237(2-3): 381-392.
- [14] 刘永涛, 刘传攀, 刘湘安, 等. 基于自适应采样时间MPC的自动紧急制动系统[J]. 汽车工程, 2023, 45(1): 32-41.
- LIU Y T, LIU C P, LIU X A et al. Automatic emergency braking system based on model predictive control with adaptive sampling time[J]. Automotive Engineering, 2023, 45(1): 32-41(in Chinese).
- [15] 中华人民共和国交通运输部. 民用航空安全管理规定[EB/OL]. (2018-02-13)[2024-05-25]. http://www.caac.gov.cn/XXGK/XXGK/MHGZ/201803/t20180313_55750.html.

Ministry of Transport of the People's Republic of China . Civil aviation safety management regulations[EB/OL]. (2018-02-13)[2024-05-25]. http://www.caac.gov.cn/XXGK/XXGK/MHGZ/201803/20180313_55750.html.

[16] 白晨光. 基于模糊 MPC 的商用车自适应巡航控制策略研究[D]. 长春: 吉林大学, 2022.

BAI C G. Research on adaptive cruise control strategy for commercial vehicles based on fuzzy MPC[D]. Changchun: Jilin University, 2022(in Chinese).

[17] GONDHALEKAR R, DASSAU E, DOYLE F J. Velocity-weighting & velocity-penalty MPC of an artificial pancreas: Improved safety & performance[J]. *Automatica*, 2018, 91: 105-117.

MPC-based multi-objective collision avoidance optimization algorithm

SUN Hui¹, ZHANG Xuedong¹, SUN Lianwei¹, YANG Kaixin^{2,*}, WANG Rui¹

(1. College of Information Engineering and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. Institute of Unmanned Systems Application, University of Science and Technology Beijing Tianjin, Tianjin 301830, China)

Abstract: This work proposes a multi-objective collision avoidance optimization technique based on model predictive control (MPC) to reduce the probability of rear-end collisions during aircraft taxiing and for passenger comfort. Firstly, the longitudinal kinematic model of the airplane is established. Considering the safety of aircraft taxiing and passenger comfort design objective function and constraints. Secondly, the design of variable weight functions using relative velocity and spacing as parameters. Introducing it into the MPC to optimize security weights. The desired acceleration is obtained by solving the variable weight MPC control strategy using the sequential quadratic programming (SQP) algorithm, and analyzing the stability of variable weight MPCs. Lastly, simulation tests are used to confirm that the proposed algorithm can prevent collisions under two common operating situations. The experimental results show that the proposed algorithm is useful in achieving the deceleration collision avoidance, and optimized acceleration change amplitude improves passenger comfort.

Keywords: multiple target; collision prevention; model predictive control; variable weight; sequential quadratic programming

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0783

具有同时到达约束的多无人机任务规划

任斯远^{1,2}, 王松^{1,2}, 陈功^{1,2,*}, 邓晨^{1,2}, 潘正宵^{1,2}

(1. 成都流体动力创新中心, 成都 610072; 2. 成都智能空中无人系统创新中心, 成都 610072)

摘 要: 针对无人机 (UAV) 集群执行任务的问题, 考虑无人机任务分配和航迹规划相互耦合的特性及禁飞区约束, 提出一种能使无人机群以最短时间同时到达目标位置的任务规划算法。该算法通过 Dubins 曲线规划路径, 使用引入粒子群变异的改进粒子群优化 (PSO) 算法对任务分配方案进行优化; 采用“盘旋等待+动态速度调整”的方法同步各无人机到达目标时间; 在基于无人机六自由度动力学模型和动态逆控制模型的仿真环境中对所提算法有效性进行评估验证。仿真结果表明: 相比传统 PSO 算法, 改进的 PSO 算法能够有效跳出局部最优, 获得更优的分配方案; 在所提算法的控制下, 多无人机间飞行时间最大偏差仅有 0.5%, 满足饱和打击要求。

关键词: 多无人机; 粒子群优化算法; 同时到达; 航迹规划; 航迹跟踪; Dubins 曲线

中图分类号: V221.92; TB553

文献标志码: A **文章编号:** 1001-5965(2026)02-0453-10

复杂飞行环境下无人机群在执行任务时往往会有从不同位置、不同方位到达指定位置的要求^[1-2]。若各无人机不能同时抵达目标群或同一目标的不同攻击位置, 任务执行效果就会大打折扣。然而, 无人机群在执行任务时位置分布较为分散, 不同无人机从当前位置到达不同目标的路径的代价值往往相差很大, 考虑目标防御半径、威胁区等禁飞空域时, 无人机规划路径间的代价值差距将进一步拉大^[3-4]。这种情况下, 如何通过任务规划和多无人机间的协调控制实现机群同时到达目标成为研究热点与难点。

无人机的路径代价值体现的是空间上的协同约束, 这要求路径规划程序设计出满足禁飞区要求、无人机物理特性及针对目标的打击入射角度等多种约束条件的可追踪路径^[5-7]。在给定无人机和目标的生成路径研究上, 梁勇等^[8]采用 Dubins 曲线对带角度约束的无人机航路进行规划, 并通过微调转弯半径的方式对各无人机的代价值进行调整, 实现时间窗口控制。但由于 Dubins 曲线生成中规划路径的转弯半径不能大于无人机到目标连线距离的一半, 因此, 这种调整转弯半径的方法在可调节

范围方面存在明显局限。刘流等^[9]提出采用构建虚拟位姿点的方式对无人机速度进行控制, 以实现不同代价值的无人机同时到达目标区域的效果。这种方法在应用于四旋翼无人机时能够取得较好效果, 但由于固定翼无人机存在最低速度限制, 其速度可调节范围较小, 导致该方法的协同效果受到严重制约。陈清阳等^[10]基于 Dubins 曲线对考虑空间分层的多机协同打击问题进行研究, 以总代价值和最小的方式实现了无人机群空间均匀到达。

王红勇等^[11]采用人工势场-粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 联合算法对终端区离场航空器的路径进行优化, 在规避繁忙空域的前提下有效生成了无冲突离场路径。韩维等^[12]针对舰载机在航母舰面运动时的多路径动态规划问题提出聚类粒子群算法, 实现了对障碍物的碰撞检测和多舰载机的有序通过。严飞等^[13]基于毕达哥拉斯曲线和协同粒子群优化算法对多异构无人机群同时攻击问题进行了研究, 该方法相较于多项式时间联盟构建算法获得了 8% 的性能提升。蒋硕等^[14]根据粒子适应度不同将粒子群划分为 3 个阶层, 增加了

收稿日期: 2023-12-01; 录用日期: 2024-01-26; 网络出版时间: 2024-02-26 11:45

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240223.1734.002

* 通信作者. E-mail: success850012@163.com

引用格式: 任斯远, 王松, 陈功, 等. 具有同时到达约束的多无人机任务规划 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52 (2): 453-462.

REN S Y, WANG S, CHEN G, et al. Task planning of multiple UAVs with simultaneous arrival constraints [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52 (2): 453-462 (in Chinese).

种群多样性,在无人机协同任务分配这一问题上提高了算法的收敛精度及搜索效率。

以上研究针对无人机群打击多目标的任务分配和路径规划问题进行了研究,并针对同时到达、障碍规避等约束进行了分析。但在针对目标集群的多无人机协同饱和打击这一问题的解决上依然存在不足。

1) 在优化目标选择上,已有方法通常将多无人机代价值之和作为优化指标。然而,复杂环境下的无人机任务规划中无人机之间的路径代价值往往存在较大差异,仅仅考虑代价值总和最小,极易出现某些无人机的规划轨迹代价大、距离远,导致集群无法进行饱和打击或错过攻击窗口的情况。

2) 在多无人机到达时间协同方面,无论是毕达哥拉斯曲线还是 Dubins 曲线都很难得到等长的路径组合,已有研究中常通过路径调整与速度修正的方式来弥补路径长度差异,但由于固定翼无人机的速度可调整范围较小,容易出现无法满足时间窗口的情况。

3) 在对算法进行仿真验证时,上述方法往往基于 MATLAB 进行二维平面模拟,未考虑无人机的真实响应所带来的误差。即便采用了真实无人机平台进行算法验证,其使用数量也较少,而且真机实验成本较高,无法与算法相互迭代进化。

针对以上难题,本文提出一种基于改进粒子群优化算法的多无人机同时到达任务规划算法。与现有算法相比,有以下创新点:

1) 为尽可能减少总体代价,缩短从发现目标到完成攻击之间的飞行时间,提出一种优化算法。该算法将集群中的无人机最远路径最小作为优化目标,并采用引入粒子变异行为的改进粒子群优化算法对任务分配方案进行优化,可有效跳出局部最优,提高无人机集群的同时饱和攻击效果。

2) 为解决复杂环境下因无人机之间代价相差较大而导致的路径长度调整失败问题。提出采用盘旋等待与动态速度调整相结合的解决方案,实现多无人机到达时间的精确协调以满足饱和攻击要求。

3) 在包含无人机六自由度动力学模型和基于非线性动态逆的无人机自动驾驶模型的高保真三维仿真环境中对本文算法有效性进行了验证。

1 问题描述

考虑 m 架无人机同时饱和攻击一个目标上的 n 个高价值载荷,由于目标上不同载荷的最佳入射攻击角度不同,要求无人机在满足到达时间窗口的条件下以预定攻击角度到达攻击半径。因为目标

防空系统的存在,无人机在抵达预定攻击位置前不应穿过目标上空。

假设无人机群对目标的攻击过程分为 3 个阶段:无人机群在敏感空域进行协同搜索;发现目标后将信息上报指挥机,指挥机为每个无人机进行任务分配和路径规划;各无人机以指定速度沿规划路径机动,实现同时到达和饱和进攻。

对于指挥机负责的任务规划,本文提出任务规划算法得到最优任务分配方案,并给每架无人机传递规划好的路径和期望到达时间。在对规划路径的跟踪方面,无人机基于剩余飞行时间对速度进行实时控制,以达到同时到达预定攻击位置和攻击角度的效果。

假设第 i 架无人机的当前位姿 $\mathbf{u}_i = (x_i, y_i, \theta_i)$, (x_i, y_i) 为无人机的位置, θ_i 为无人机的航向,第 j 个目标的位置及其最优进攻角度 $\mathbf{A}_j = (x_j, y_j, \varphi_j)$ 。

考虑防空半径、飞机转弯性能等约束,可以建立从第 i 架无人机到第 j 个目标攻击点位的路径代价函数:

$$c(i, j) = L(\mathbf{u}_i \rightarrow \mathbf{A}_j) \quad D_{ij} > R_i, \kappa_{ij} < \kappa_{\max} \quad (1)$$

式中: $L(\mathbf{u}_i \rightarrow \mathbf{A}_j)$ 为从第 i 架无人机到第 j 个目标攻击点位的规划路径长度; D_{ij} 为该规划路径上各点到目标的距离; κ_{ij} 为该规划路径上各点的曲率; R_i 为目标的防空半径; κ_{\max} 为无人机转弯时允许的最大曲率。

总路径代价为

$$C = \bigcup_{i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n} c(i, j) \quad (2)$$

以无人机数量 m 和目标数量 n 相等为例,从 C 中抽取一组任务分配方案 I_u , 该任务分配方案的最优条件为

$$\begin{cases} I_u = \bigcup_{i=1,2,\dots,m} c(i, t_i) \\ \max(I_u) = \min \left(\bigcup \max(I) \right) \end{cases} \quad (3)$$

式中: t_i 为方案 I_u 中第 i 架无人机分配的目标。

为达到无人机饱和攻击的效果,各无人机应满足:

$$\frac{c(1, t_1)}{v_1} = \frac{c(2, t_2)}{v_2} = \dots = \frac{c(m, t_m)}{v_m} = t_d \quad (4)$$

式中: v_1 为第 1 架无人机的规划速度; t_d 为期望到达时间。

2 多无人机同时到达任务规划算法

针对上述问题,本文采用一种基于 Dubins 曲线的路径规划算法与基于改进 PSO 算法的分配方案

优化相结合的任务规划策略, 计算满足同时到达需求的任务规划方案。

Dubins 曲线由最大曲率圆弧和直线段组成, 只要 Dubins 圆弧段的半径大于无人机的最小转弯半径, 即可满足无人机的性能约束。

对所有无人机-目标组合生成路径之后, 即可构建一个 $m \times n$ 维的路径代价表, 使用基于改进 PSO 算法的优化算法对其进行搜索。得到最优任务分配方案 I_u 。

使用改进粒子群算法进行搜索时的约束条件如下。

准则 1 分配方案中最长 Dubins 航迹距离最短。准则 1 表示在满足同时到达约束的条件下, 令总飞行时间最短。

准则 1 优化目标函数为

$$f_1 = \min(\max(I)) \quad (5)$$

此外, 由于本文采用盘旋加时间调整的方式对各无人机的时间窗口进行调整, 所以在准则 1 的基础上额外增加准则 2 对方案进行进一步优化。

准则 2 分配方案中最短 Dubins 航迹距离最长。准则 2 表示在满足飞行时间最短的前提下, 尽可能均匀规划各无人机的飞行路径, 减少后续调整时间窗口时所需盘旋的圈数, 让无人机的传感器对准目标, 充分利用每个无人机的侦查性能。

准则 2 优化目标函数函数为

$$f_2 = \max(\min(I)) \quad (6)$$

先根据准则 1 对粒子判优, 只有当基于准则 1 计算的适应值相同时再根据准则 2 对粒子进行判优。

在得到最优任务分配方案后, 先通过增加盘旋圈数的方式对各无人机的规划路径进行粗略调整, 以使任务分配方案满足:

$$\min(I_u) \geq \frac{v_{\min}}{v_{\max}} \max(I_u) \quad (7)$$

式中: v_{\min} 和 v_{\max} 分别为无人机的最小和最大飞行速度。

在满足式 (7) 后, 再以式 (4) 为目标对每个无人机的速度进行调整, 以在理论上满足同时到达条件。

实际无人机在飞行时存在跟踪误差, 因此, 单纯按照规划速度飞行, 多无人机间的到达时间偏差会随着飞行距离的增加而不断增大。为减少这一不断累积的偏差, 指挥机将期望到达时间 t_d 发送给各无人机。

进行 Dubins 路径的细分时, 其生成的路径点为间隔相等的均匀路径。故无人机可通过读取自身当

前跟踪的路径点序号判断自身所处的位置, 进而通过期望到达时间 t_d 对速度进行动态调整, 计算式为

$$v_{\text{cmd}i} = v_{\text{cmd}0i} \frac{N_{\text{last}} t_d}{N_{\text{all}}(t_d - t_{\text{now}i})} \quad (8)$$

式中: $v_{\text{cmd}i}$ 为第 i 架无人机计算出来的当前自身速度指令; $v_{\text{cmd}0i}$ 第 i 架无人机的原始速度指令; $t_{\text{now}i}$ 为第 i 架无人机的已飞行时间; N_{last} 为剩余未经过的路径点数量; N_{all} 为规划的全部路径点数量。

任务规划策略流程如图 1 所示。

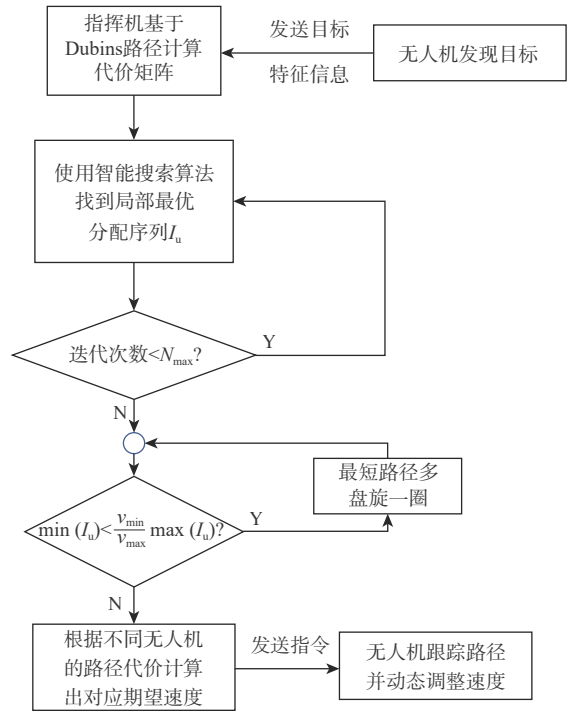


图 1 任务规划策略流程图

Fig. 1 Flow chart of trajectory control strategy

3 基于改进粒子群算法的多无人机任务规划算法

3.1 基于 Dubins 曲线的路径规划算法

路径规划作为无人机飞行控制的外环控制, 其最终要输出一系列可以被六自由度控制模块识别的路径点阵 $P_i(i=1, 2, \dots, s)$ 集合。

在具有最大曲率限制条件下, 连接同一平面内 2 个方向矢量起点之间的最短路径即是 Dubins 路径。Dubins 路径一般用解析表达式进行描述, 但通过对解析表达式进行采样即可获得路径的点阵集合。

Dubins 曲线可以进行如下简要定义, 在二维平面内, 对于给定的无人机机位姿 $u_i = (x_i, y_i, \theta_i)$ 与目标位置 and 最优进攻角度 $A_j = (x_j, y_j, \varphi_j)$, 可以同时规划出 4 种 CSC 曲线和 2 种 CCC 曲线, 其中, C 表示圆弧段, 分为逆时针左转圆弧和顺时针右转圆弧 2 种, S 表示直线段, CSC 表示由 2 个圆弧段夹 1 个直线

段组成的路径, CCC表示由3个圆弧段组成的路径。

当起点与终点之间的距离 d 和无人机的最小转弯半径 r 满足式 (9) 时, 最短路径一定出现在 4 条 CSC 曲线之中^[15]。

$$d > \sqrt{4r^2 - (|r\cos\theta_i| + |r\cos\varphi_j|)^2} + |r\sin\theta_i| + |r\sin\varphi_j| \quad (9)$$

在不考虑障碍圆的条件下, 以 CSC 方式划分的 4 条曲线分别为 LSL、LSR、RSL、RSR, 其中, L 和 R 分别表示逆时针左转弯圆弧和顺时针右转弯圆弧, S 表示直线段。

如果引入障碍圆约束, 则每个需要绕过的障碍圆会为路径多引入一条曲率圆弧和一条直线段。

本文采用解析几何方法生成 Dubins 曲线^[16], 生成 Dubins 曲线路径的步骤如图 2 所示。

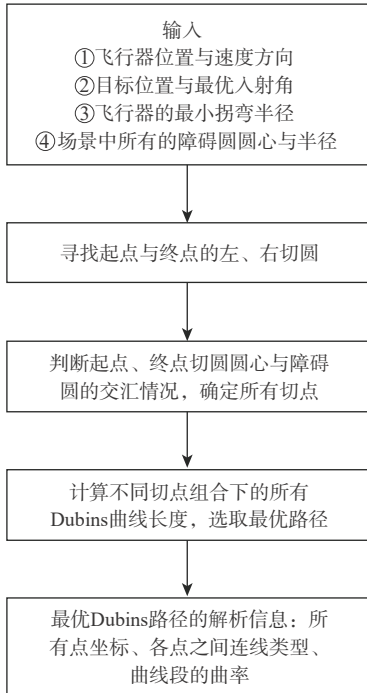


图 2 最优 Dubins 曲线生成步骤

Fig. 2 Steps for generating optimal Dubins curves

通过一个包含障碍圆的路径规划示例对本节曲线生成方法进行说明, 示例如图 3 所示。

图中, $P_1(x_i, y_i, \theta_i)$ 为无人机起点的位置与速度方向信息, $P_2(x_j, y_j, \varphi_j)$ 为终点的位置与最优入射角信息, O_1 为障碍圆圆心, r 为规划转弯半径, R 为障碍圆半径。

首先, 求出起点圆、障碍圆和终点圆之间的所有切点; 然后, 将所有切点组合相连可以得到所有的 Dubins 曲线; 最后, 比较所有 Dubins 曲线的长度, 得到 LSR-SR(左转弯-直线-右转弯-直线-右转弯) 为该初始条件的最优路径。因此, 最优路径

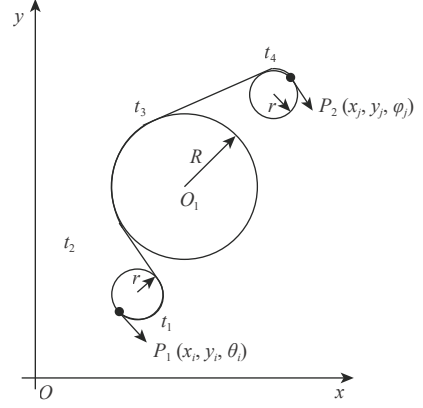


图 3 带障碍圆 Dubins 曲线 LSR-SR

Fig. 3 Dubins curves with obstacle circles LSR-SR

为: $P_1 \rightarrow t_1 \rightarrow t_2 \rightarrow t_3 \rightarrow t_4 \rightarrow P_2$ 。

根据最优路径可以获得路径上所有点的坐标和其间连线的类型, 对于曲率圆弧可以知道圆弧半径, 通过分段采样可求出无人机可追踪的均匀点阵。

以上即可求出二维平面中各无人机对所有目标的轨迹合集, 针对三维空间内的航迹避撞问题, 本文采用高度分层的方式对各无人机的空域进行划分。

首先, 高度分层模块读取各无人机的初始高度并排序; 之后, 求出高度的中间值, 以此为基准通过固定的高度间隔对各无人机的空域进行划分。

在高空搜索时高度间隔为 30 m, 低空突防时高度间隔变为 10 m, 期间保持分层次序不变, 从而实现无人机避撞。

3.2 基于改进 PSO 算法的目标分配算法

3.2.1 基本 PSO 算法

PSO 算法作为一种仿生算法, 其灵感来源于自然界中鸟类觅食时的集群行为, 种群中的个体在进行行动时除了会参考个体的历史经验外, 也会受种群经验的影响。

设问题空间维度为 M , 种群中共有粒子 N 个, t 时刻第 i 个粒子在空间中的位置 $\mathbf{x}_i^t = (x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{iM}^t)$, 其速度为 $\mathbf{v}_i^t = (v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{iM}^t)$, 该粒子的历史最优解为 $\mathbf{p}_{\text{best}}^i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iM})$, 种群历史最优解为 $\mathbf{g}_{\text{best}} = (g_1, g_2, \dots, g_M)$, 传统 PSO 算法更新粒子的方法如下:

$$\begin{cases} \mathbf{v}_{im}^{t+1} = w\mathbf{v}_{im}^t + c_1\text{rand}(1)(\mathbf{p}_{im} - \mathbf{x}_{im}^t) + c_2\text{rand}(1)(\mathbf{g}_m - \mathbf{x}_{im}^t) \\ \mathbf{x}_{im}^{t+1} = \mathbf{x}_{im}^t + \mathbf{v}_{im}^{t+1} \end{cases} \quad (10)$$

式中: w 为惯性因子, 其影响算法的收敛速度及跳出局部最优的能力; c_1 和 c_2 为学习因子, 其用于调节个体经验和群体经验对粒子影响的程度; $\text{rand}(1)$ 为 0 到 1 之间的独立随机数。

3.2.2 引入变异行为的离散 PSO 算法设计

多无人机的路径规划优化问题是一个典型的离散型 NP 难题, 其在数量较少时可以采用穷举法求得全局最优解, 但随着维度增加, 计算量会以阶乘增长。使用 PSO 算法进行方案优化时, 由于离散空间内难以表示粒子速度, 因此, 本文提出交叉操作代替粒子速度, 同时为更好地帮助群体跳出局部最优, 算法引入粒子的变异行为。

具体来说, 先对基本粒子群算法进行离散化。根据无人机任务分配问题的特性, 将问题空间维度 M 设为无人机数量, 单个粒子即为一组无人机的目标分配结果。为解决粒子速度难以定义的问题, 提出增加将当前粒子群与个体历史最优解和全局历史最优解进行交叉的操作^[17], 步骤如下。

- 1) 从 2 个父代粒子 p_1 和 p_2 中随机选取一组相同的交叉区域。
- 2) 互相交换 2 个父代粒子交叉区域内对应无人机的攻击目标, 同时更新其他无人机的攻击目标, 消除重复元素, 得到 2 个子代个体。

引入变异行为的离散 PSO 算法流程如图 4 所示。

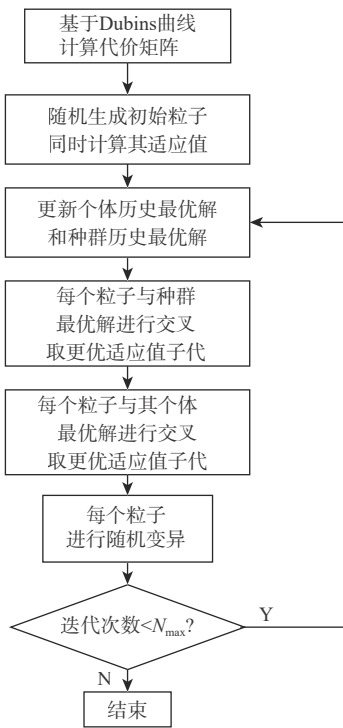


图 4 改进 PSO 算法流程

Fig. 4 Process of improved PSO algorithm

引入变异行为的离散 PSO 算法的详细流程步骤如下:

步骤 1 计算所有 M 架无人机与所有 K 个目标之间的最优 Dubins 路径, 将每条路径的代价值存入代价矩阵 C , 矩阵维数为 $M \times K$ 。

步骤 2 在不考虑单次任务分配过程中多架无人机攻击同一目标的前提下, 多无人机的分配问题可通过矩阵运算指代, 以 3 架无人机攻击 4 个目标为例, 分配序列以特征信息矩阵 P 的形式如表 1 所示。

表 1 粒子特征信息矩阵 P

Table 1 Particle feature information matrix P

目标	P 的元素			
	无人机I	无人机II	无人机III	留空
目标I	0	0	1	0
目标II	1	0	0	0
目标III	0	1	0	0
目标IV	0	0	0	1

该特征信息矩阵 P 的分配结果为无人机 I 攻击目标 II, 无人机 I 攻击目标 III, 无人机 III 攻击目标 I, 目标 IV 留空。对矩阵进行列与列之间的交换运算即为 2 架无人机交换其攻击目标。

通过 randperm 函数构建一个大小在 $1 \sim \max(M, K)$ 之间, 长度为 $2 \times (\text{floor}(\max(M, K)/2))$ 的不重复整型向量, 其中, floor(N) 函数为从浮点数 N 向负无穷的取整函数, 将其两两组队生成交换组合, 交换组合的第 1 行代表无人机序号, 第 2 行代表无人机需要攻击的目标序号, 使用交换组合对单位矩阵 E 进行初始化, 生成初始粒子。

其中, 单位矩阵 E 为主对角线全部为 1, 其他元素全部为 0 的矩阵, 初始化方式为根据交换组合中无人机与目标的对应关系, 通过对单位矩阵进行列与列交换运算, 使得单位矩阵满足表 1 粒子特征信息矩阵的约束关系。

步骤 3 将代价矩阵补全为 $\max(M, K) \times \max(M, K)$ 维度的矩阵, 补充方式为在最后一行或列之后增加全为 0 的新行或新列。

步骤 4 进行矩阵运算, 求得粒子分配结果的代价向量。

$$c_i = \text{diag}(C \times P) \tag{11}$$

式中: diag() 为提取矩阵的主对角元素运算, 将 c_i 中的所有 0 元素全部删除后即可得到第 i 个粒子的位置, 以 $\max(c_i)$ 为该粒子的适应值。

步骤 5 将所有粒子的适应值与其历史最优解比较, 若当前适应值更优, 则替代历史最优解。当为初始状态时, 直接使用当前粒子作为历史最优解。

步骤 6 取所有粒子个体历史最优解为种群历史最优解。

步骤 7 通过 randperm 函数构建一个大小在 $1 \sim \max(M, K)$ 之间, 数量为 $(\text{floor}(\max(M, K)/2)-2)$ 的不

重复整型向量,以此作为当前粒子和种群历史最优解的交叉区域,将每个粒子与种群历史最优解进行交叉操作,取更优适应值子代。

步骤 8 通过 randperm 函数构建一个大小在 $1 \sim \max(M, K)$ 之间,数量为 $(\text{floor}(\max(M, K)/2)-2)$ 的不重复整型向量,以此作为当前粒子和个体历史最优解最优解的交叉区域,将每个粒子与其个体历史最优解进行交叉操作,取更优适应值子代。

步骤 9 每个粒子进行随机变异行为,随机交换其中多架无人机之间的攻击目标,直接更新粒子位置,不进行适应值判优。自交换组合的构建方式与步骤 2 中的初始化过程类似,交换对数为 $(\text{floor}(\max(M, K)/2)-3)$ 。

步骤 10 在到达迭代次数限制 N_{\max} 之前重复步骤 5~步骤 9。

步骤 11 种群历史最优解即为搜索得到的最优任务分配方案。

其中,步骤 7~步骤 9 中构建向量时,若 $\max(M, K)$ 不大于 7,则其对应交换对数固定为 1。

4 仿真实验

本文通过 14 架无人机从不同方向同时攻击一个目标集群的仿真案例,对本文算法性能进行说明。

仿真所用平台为 MATLAB 2022a, CPU 型号为 AMD Ryzen R7-7735HS, 内存为 32 GB。

无人机的初始位置与航向及目标的位置如图 5 所示,其中,目标周围的箭头表示期望的到达位置和攻击角度。

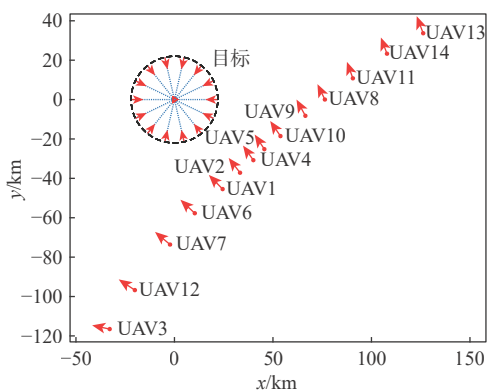


图 5 14 架无人机从不同方向攻击目标集群

Fig. 5 Colony with 14 UAVS attack target clusters from different directions

该型无人机的最大飞行速度为 50 m/s, 最小飞行速度为 40 m/s, 雷达探测最远距离为 50 km, 14 架无人机起始飞行速度均为 45 m/s。

设定目标集群威胁区半径为 21 km, Dubins 转弯半径设为 2.5 km。

粒子种群中共有 10 个粒子, 迭代次数为 30。

4.1 改进 PSO 算法性能

分别基于改进 PSO 算法和原始 PSO 算法开展 20 次仿真实验, 实验结果如表 2 所示。

表 2 改进 PSO 算法的效果

Table 2 Effects of improved PSO algorithm

算法	陷入局部最优次数	进入更优平均迭代次数
改进PSO	0	3.35
原始PSO	7	2.54

在找到更优解的所有情况中, 改进 PSO 算法的平均迭代次数为 3.35 次, 原始 PSO 算法的迭代次数为 2.54 次。由此可知, 当算法陷入局部最优时, 改进 PSO 算法可以通过多次变异行为为粒子种群引入足够多的信息, 以帮助种群跳出局部最优。

20 次模拟中, 2 种算法分配方案中最长路径分别如图 6 和图 7 所示。引入变异行为的改进 PSO 算法在 20 次模拟中全部找到更优解, 更优解的最长路径为 110.268 4 km, 明显优于原始 PSO 算法。

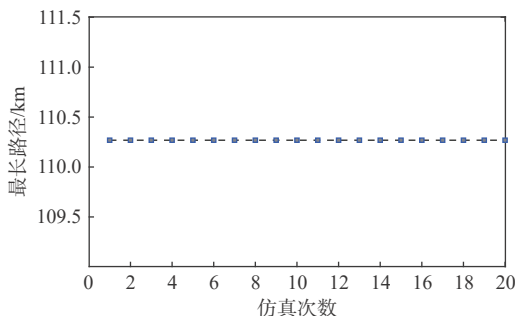


图 6 改进 PSO 算法 20 次模拟结果

Fig. 6 Results from 20 iterations simulation results of improved PSO algorithm

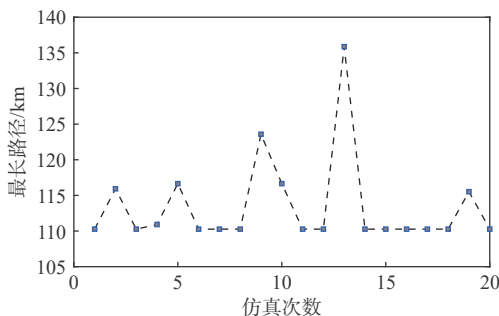


图 7 原始 PSO 算法 20 次模拟结果

Fig. 7 Simulation results of original PSO algorithm after 20 iterations

使用 MATLAB 提供的 profile 性能分析工具对改进 PSO 算法和原始 PSO 算法的计算时间进行分析, 2 种算法均包含 Dubins 路径规划部分, 结果如图 8 和图 9 所示。



图 8 改进 PSO 算法计算性能分析结果

Fig. 8 Improved PSO algorithm computational performance analysis results



图 9 原始 PSO 算法计算性能分析结果

Fig. 9 Original PSO algorithm computational performance analysis results

由图可见, 通过改进 PSO 算法对 14 架无人机攻击 1 个目标集群进行任务规划所需的时间为 0.312 s, 相比原始 PSO 算法的 0.295 s 性能损失较小。

4.2 满足同时到达条件的路径修正

本文采用“盘旋等待+飞机速度动态调整”的方法实现多无人机的同时到达, 该方法相较于“增加转弯半径+飞机速度动态调整^[10]”方法, 在不同无人机离目标距离相差过大时依然可以满足时间窗口。

以从 4.1 节得到的最优任务分配方案为例, 该任务分配方案中最长无人机路径为 110.268 4 km, 最短路径为 45.508 4 km, 最短路径与最长路径的比值为 0.412 7, 通过调整速度调整各飞机路径代价的极限是 0.8。

分别通过盘旋和增加转弯半径对各无人机的路径进行修正, 最终结果如表 3 所示。

2 种调整方法下规划出的理论路径图分别如图 10 和图 11 所示。

通过增加转弯半径方法对无人机路径进行修正之后, 最短飞行路径增加至 50.052 5 km, 与最长路径的比值为 0.454, 无法实现同时到达。由图 10 可知, 9 号无人机由于距离目标集群距离过近, 路径长度要远小于较远的 13 号无人机, 难以通过调整转弯半径的方式满足时间窗口。

通过盘旋方法对无人机路径进行修改之后, 最短飞行路径增加至 96.340 2 km, 与最长路径的比值

表 3 调整前后路径长度对比

Table 3 Comparison of path length before and after adjustment

无人机序号	原始路径长度/km	增加转弯半径后路径长度/km	盘旋后路径长度/km
1	77.900 70	77.900 70	109.316 6
2	61.084 14	61.084 14	108.208 0
3	102.608 40	102.608 40	102.608 4
4	87.179 95	87.179 95	102.887 9
5	93.091 58	93.091 58	108.799 5
6	69.290 88	69.290 88	100.706 8
7	69.873 39	69.873 39	101.289 3
8	87.248 25	87.248 25	102.956 2
9	45.508 41	50.052 52	108.340 3
10	81.652 44	81.652 44	97.360 4
11	105.506 30	105.506 30	105.506 3
12	80.632 24	80.632 24	96.340 2
13	110.268 40	110.268 40	110.268 4
14	105.005 00	105.005 00	105.005 0

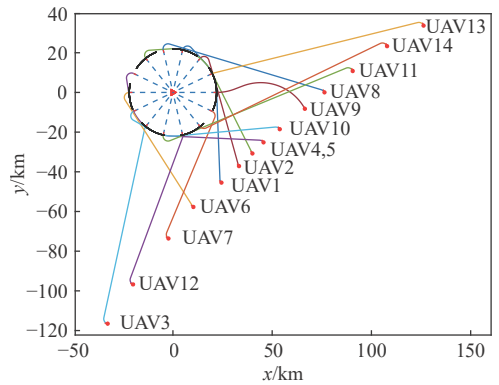


图 10 增加转弯半径方法调整无人机路径
Fig. 10 Adjusting path of UAVs by increasing turning radius

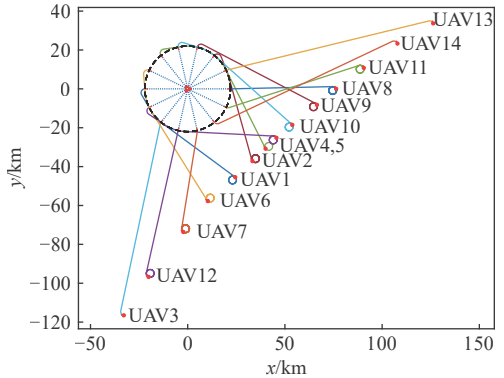


图 11 盘旋方法调整无人机路径
Fig. 11 Adjusting path of UAVs by hovering

为 0.874, 满足速度调整阈值。

4.3 基于高保真仿真的算法验证

4.2 节通过盘旋方法得到的无人机群路径满足

速度调整阈值,其在理论上可以实现完全同时到达,但在实际飞行中由于控制误差等因素,无人机并不能以预期速度稳定跟踪规划路径。

本文采用基于六自由度控制模型的可视化仿真软件对本文算法进行验证,高保真飞行模型基于动态逆方法构建控制程序,其中,包含双回路无人机姿态控制回路、速度保持回路、高度保持回路、侧向路径追踪回路。

最终各无人机到达时间如表4所示。

表4 各无人机飞行时间
Table 4 Flight time of each UAV

无人机序号	到达时间/s	无人机序号	到达时间/s
1	2 247	8	2 247
2	2 248	9	2 244
3	2 246	10	2 245
4	2 247	11	2 240
5	2 245	12	2 239
6	2 243	13	2 239
7	2 237	14	2 242

飞行时间最长的无人机为2号无人机,用时为2 248 s,飞行时间最短的无人机为7号无人机,用时为2 237 s,时间差距为11 s,偏差百分数为0.5%。该到达时间误差相对于长途飞行可以忽略不计,可以认为多架无人机满足同时攻击目标集群的要求。

通过对本文算法进行C++代码编译和集成,在基于UE的视景软件中对六自由度无人机的追踪情况进行实时仿真,结果如图12所示,红色线条为实际航路(三维路径),黄色线条为规划路径(平面路径),蓝色区域为海平面,无人机高度通过攻击阶段的不同独立调整。

取其中一条航线,将数据提取出来并重新绘制,结果如图13和图14所示,跟踪效果较好。可见本文算法所给出的航迹平滑,无人机可以稳定沿

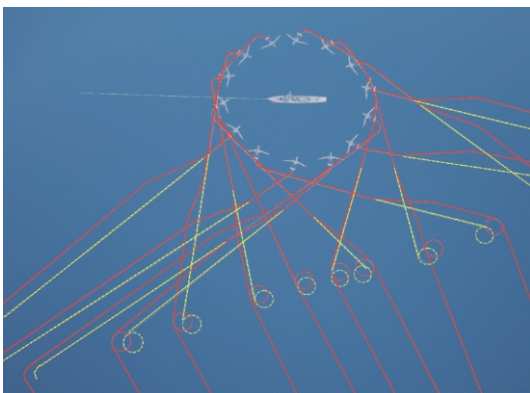


图12 可视化飞行仿真结果

Fig. 12 Visualize flight simulation results

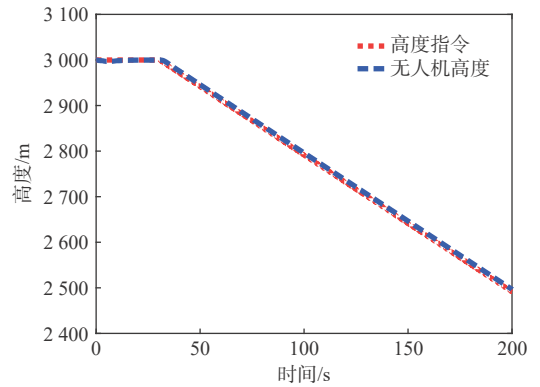


图13 高度指令跟踪结果

Fig. 13 Height command tracking result

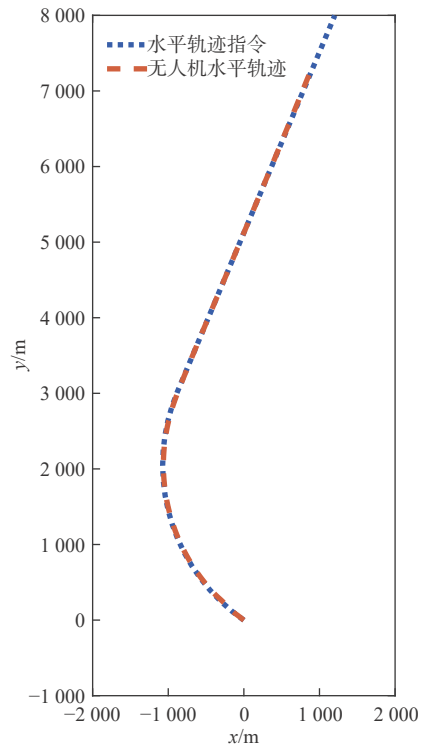


图14 水平轨迹跟踪结果

Fig. 14 Horizontal trajectory tracking result

预定航线飞行。

5 结论

针对无人机群同时攻击一个目标群的问题,本文提出一种多无人机协同控制任务规划算法。该算法具有以下2个优点:

1) 基于改进粒子群算法的目标分配算法可以有效跳出局部最优,实现了无人机群路径的最优分配。

2) 采用“盘旋等待+速度动态调整”的路径控制算法可以解决因无人机路径距离相差过大导致的攻击同步失败问题。该算法可以对任意条件下的任务分配方案进行调整,使其满足无人机的同时到达要求,最终实现饱和攻击目标的效果。

进一步考虑实际飞行过程中无人机自身的状态(剩余燃料, 传感器状态等)及不同目标的价值是下一步需要研究的内容。

参考文献 (References)

- [1] KIM H G, KIM H J. Backstepping-based impact time control guidance law for missiles with reduced seeker field-of-view[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, 55(1): 82-94.
- [2] ZENG J, DOU L H, XIN B. A joint mid-course and terminal course cooperative guidance law for multi-missile salvo attack[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2018, 31(6): 1311-1326.
- [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] BEARD R W, MCLAIN T W, GOODRICH M A, et al. Coordinated target assignment and intercept for unmanned air vehicles[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2002, 18(6): 911-922.
- [5] 沈林成, 陈璟, 王楠. 飞行器任务规划技术综述[J]. *航空学报*, 2014, 35(3): 593-606.
- SHEN L C, CHEN J, WANG N. Overview of air vehicle mission planning techniques[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2014, 35(3): 593-606(in Chinese).
- [6] DOBROKHODOV V. Cooperative path planning of unmanned aerial vehicles[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2011, 34(5): 1601-1602.
- [7] SHIMA T, RASMUSSEN S, GROSS D. Assigning micro UAVs to task tours in an urban terrain[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2007, 15(4): 601-612.
- [8] 梁勇, 张友安, 雷军委. 一种基于 Dubins 路径的在线快速航路规划方法[J]. *系统仿真学报*, 2013, 25(S1): 291-296.
- LIANG Y, ZHANG Y A, LEI J W. New method of online fast path planning based dubins path[J]. *Journal of System Simulation*, 2013, 25(S1): 291-296(in Chinese).
- [9] 刘流, 梁晓龙, 何吕龙, 等. 考虑速度约束的无人机 Dubins 路径规划[J]. *火力与指挥控制*, 2018, 43(12): 50-54.
- LIU L, LIANG X L, HE L L, et al. Dubins path planning of UAV considering velocity constraint[J]. *Fire Control & Command Control*, 2018, 43(12): 50-54(in Chinese).
- [10] 陈清阳, 辛宏博, 王玉杰, 等. 一种多机协同打击的快速航迹规划方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2022, 48(7): 1145-1153.
- CHEN Q Y, XIN H B, WANG Y J, et al. A rapid path planning method for multiple UAVs to cooperative strike[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2022, 48(7): 1145-1153(in Chinese).
- [11] 王红勇, 郭宇鹏. 终端区离场航空器自主路径规划[J]. *北京航空航天大学学报*, 2025, 51(2): 446-456.
- WANG H Y, GUO Y P. Autonomous path planning of departing aircraft in terminal area[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2025, 51(2): 446-456(in Chinese).
- [12] 韩维, 司维超, 丁大春, 等. 基于聚类 PSO 算法的舰载机舰面多路径动态规划[J]. *北京航空航天大学学报*, 2013, 39(5): 610-614.
- HAN W, SI W C, DING D C, et al. Multi-routes dynamic planning on deck of carrier plane based on clustering PSO[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2013, 39(5): 610-614(in Chinese).
- [13] 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(in Chinese).
- [14] 蒋硕, 袁小平. 改进 PSO 算法在多无人机协同任务分配中的应用[J]. *计算机应用研究*, 2019, 36(11): 3344-3347.
- JIANG S, YUAN X P. Application of improved PSO algorithm in multi UAV cooperative task allocation[J]. *Application Research of Computers*, 2019, 36(11): 3344-3347(in Chinese).
- [15] BARSKY B A, DEROSE T D. Geometric continuity of parametric curves: three equivalent characterizations[J]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 1989, 9(6): 60-69.
- [16] SHANMUGAVEL M. Path planning of multiple autonomous vehicles[D]. Cranfield: Cranfield University, 2007.
- [17] 丁海利, 王芳, 高成修. 旅行商问题的交叉粒子群优化算法[J]. *数学杂志*, 2008, 28(1): 85-89.
- DING H L, WANG F, GAO C X. Crossover particle swarm optimization for traveling salesman problem[J]. *Journal of Mathematics*, 2008, 28(1): 85-89(in Chinese).

Task planning of multiple UAVs with simultaneous arrival constraints

REN Siyuan^{1,2}, WANG Song^{1,2}, CHEN Gong^{1,2,*}, DENG Chen^{1,2}, PAN Zhengxiao^{1,2}

(1. Chengdu Fluid Dynamics Innovation Center, Chengdu 610072, China;

2. Chengdu Innovation Center for Intelligent Unmanned Aerial System, Chengdu 610072, China)

Abstract: This paper addresses the problem of task execution for unmanned aerial vehicles (UAV) swarms, considering the coupling characteristics of UAV task allocation and trajectory planning as well as the no-fly zone constraints. A task planning algorithm is proposed that can make the UAV swarm reach the target positions in the shortest time simultaneously. A "hovering waiting and dynamic speed adjustment" method is used to synchronize the arrival time of each UAV, Dubins curves are used to design the pathways, and an upgraded particle swarm optimization (PSO) algorithm with particle swarm mutation is used to optimize the task allocation scheme. Finally, the effectiveness of the algorithm is evaluated and verified in a simulation environment based on the six-degree-of-freedom dynamics model and the dynamic inverse control model. In contrast to the conventional PSO algorithm approach, the simulation results demonstrate that this enhanced PSO algorithm is capable of successfully escaping the local optimum and achieving a better allocation scheme. Under the control of the proposed algorithm, the maximum deviation of flight time among multiple UAVs is only 0.5%, meeting the requirements of a saturation attack.

Keywords: unmanned aerial vehicles; particle swarm optimization algorithm; simultaneous arrival; route plan; route track; Dubins curves

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0409

基于线性卷积混叠过程的自监督式 光纤传感信号分离

陈照¹, 刘泽超^{2,*}

(1. 西安电子工程研究所, 西安 710100; 2. 之江实验室, 杭州 311100)

摘要: 针对光纤传感信号分离问题, 提出一种基于线性卷积混叠过程的自监督式信号分离方法, 其主要包含3部分: 线性卷积混叠模型、语义特征提取模型和基于查询的信号分离模型。在模型训练过程中, 相比于线性叠加模型, 线性卷积混叠模型可依据更贴合实际传感过程的线性卷积混叠方式对输入的多个子信号进行混叠, 动态生成混叠信号, 服务于后续基于查询的信号分离模型的自监督式学习; 利用语义特征提取模型将某一子信号映射至特征空间; 将其特征作为查询因子, 并与混叠信号一起输入到基于查询的信号分离模型中, 最终输出目标子信号, 在可成倍扩充训练样本的同时, 也可实现零样本条件下的目标信号分离。为验证所提方法的有效性, 在室内环境下开展实验并采集了跑步时及单频正弦振动下的光纤传感信号及两者的混叠信号, 且在该实测数据上的实验结果表明了所提方法的有效性。

关键词: 信号分离; 自监督; 卷积混叠; 光纤传感; 零样本

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2026)02-0463-07

分布式光纤传感 (distributed acoustic sensing, DAS) 技术具有抗电磁干扰、可长距离监测和高灵敏度等优点, 已被广泛应用于区域入侵监测、建筑结构健康监测等领域^[1-4]。其主流实现方式之一为基于相位敏感光时域反射仪 (phase-sensitive optical time domain reflectometry, Φ -OTDR)^[5] 的 DAS 系统, 其通过解调光纤中背向瑞利散射光信号的相位变化信息来实现对环境中的声音/振动信号的定量监测。

然而, Φ -OTDR 超高的灵敏度也为光纤传感信号的处理和识别提出了挑战。一方面, 目标传感信号与背景噪声混杂在一起, 甚至在复杂环境下, 目标信号将会淹没于背景噪声中, 难以被观测出; 另一方面, 除目标传感信号外, 真实环境中会不可避免的存在其他非感兴趣目标的声音/振动信号, 如行驶的车辆、行人等引起地面振动, 这会进一步干扰对目标信号的处理和识别。以上两方面挑战可概

述为多源信号混叠问题, 因此, 实现对多源信号的分离将有助于更好地处理和识别目标信号。

目前, 针对光纤传感领域的多源信号分离问题而开展的研究数量十分有限。多源信号的传感信号混叠过程可建模为简单的线性叠加混叠模型或更符合实际情况的线性卷积混叠模型^[6]。Wu 等^[6] 提出一种光纤传感信号盲源分离方法, 在源信号间呈独立性且非高斯性的前提条件下, 经奇异值分解确定源信号数量后, 再利用快速独立成分分析 (fast independent component analysis, FastICA) 对线性叠加模型的参数进行估计, 最后, 经过反解混叠模型实现源信号分离。

目前关于信号分离的研究主要用于声音信号处理问题, 即鸡尾酒会问题, 且主流的方法为基于掩模的分离方法^[7-16]。在这些方法中, 首先, 依据人工设计的规则^[10, 16]、基于字典学习的规则^[7-9, 14-15] 或

收稿日期: 2024-06-06; 录用日期: 2024-08-17; 网络出版时间: 2024-09-24 10:17

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240923.1851.008

* 通信作者. E-mail: zechaol@mail.nwpu.edu.cn

引用格式: 陈照, 刘泽超. 基于线性卷积混叠过程的自监督式光纤传感信号分离[J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52(2): 463-469.

CHEN Z, LIU Z C. Self-supervised optical fiber sensing signal separation based on linear convolutive mixing process[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52(2): 463-469 (in Chinese).

基于深度学习的规则^[11-12]生成对应于各源信号的掩模;然后,将其作用于声音信号经短时傅里叶变换后的时频特征或直接作用于时域特征上,分离出对应于源信号的特征;最后,再对这些特征进行逆运算,得到源信号。此外,学者也提出了基于概率模型^[17]、深度特征聚类^[18]等其他信号分离方法。尽管这些方法已经取得了较好的信号分离结果,但其主要难点在于模型的学习过程需要大量配对的混叠信号及其对应的各个源信号,而这在现实应用中尤其是光纤传感领域是难以获取的。Chen等^[9]提出一种基于查询式学习的自监督式声音信号分离方法,只需要各源信号便可完成学习。在模型训练过程中以能量归一化混叠方法,即一种特殊的线性叠加混叠方法动态生成混叠信号,然后将源信号的特征作为搜索因子并输入模型中,优化模型使其可输出该特征对应的目标源信号。

针对以上问题,本文提出一种基于线性卷积混叠过程的自监督式信号分离方法,其主要包含3部分:线性卷积混叠模型、语义特征提取模型和基于查询的信号分离模型。在模型训练过程中,线性卷积混叠模型以线性卷积混叠方式对输入的多个子信号进行混叠,动态生成混叠信号;然后,利用语义特征提取模型将某一源信号映射至特征空间;最后,将其特征作为查询因子,并与混叠信号一起输入基于查询的信号分离模型中,最终输出目标源信号。为验证本文方法的有效性,在室内环境下开展

实验并采集了跑步时和施加单频正弦振动时的光纤传感信号及两者的混叠信号,且在该实测数据上对本文方法的有效性进行了验证。本文的主要创新为:

1) 引入线性卷积混叠模型,可更好地模拟实际环境中的多光纤传感源信号混叠过程,从而可更好地服务于信号分离任务的学习;

2) 提出一种基于自监督式的信号分离方法,无需实际采集配对的混叠信号及对应的各源信号,而是在训练过程中利用各源信号动态生成伪混叠信号,并优化模型使其可从中分离出各源信号;

3) 采用基于查询的信号分离模型,将源信号的语义特征视为查询因子,与混叠信号组合后输入分离模型,最终输出目标源信号。一方面,借助于随机组合,训练集样本数量可成倍扩充;另一方面,也可实现零样本条件下的信号分离,即在测试阶段可以实现对未知目标信号(训练过程中未出现的信号类别)的分离,只需提供目标信号的语义特征即可。

1 本文方法

如图1所示,本文方法主要包含3部分:线性卷积混叠模型、语义特征提取模型和基于查询的信号分离模型。

1.1 线性卷积混叠模型

假设有 N 个源信号 $s_i(t)$,其中, $i=1,2,\dots,N$, $t=1,2,\dots,T$, T 为信号的持续时间。在光纤传感系统中,

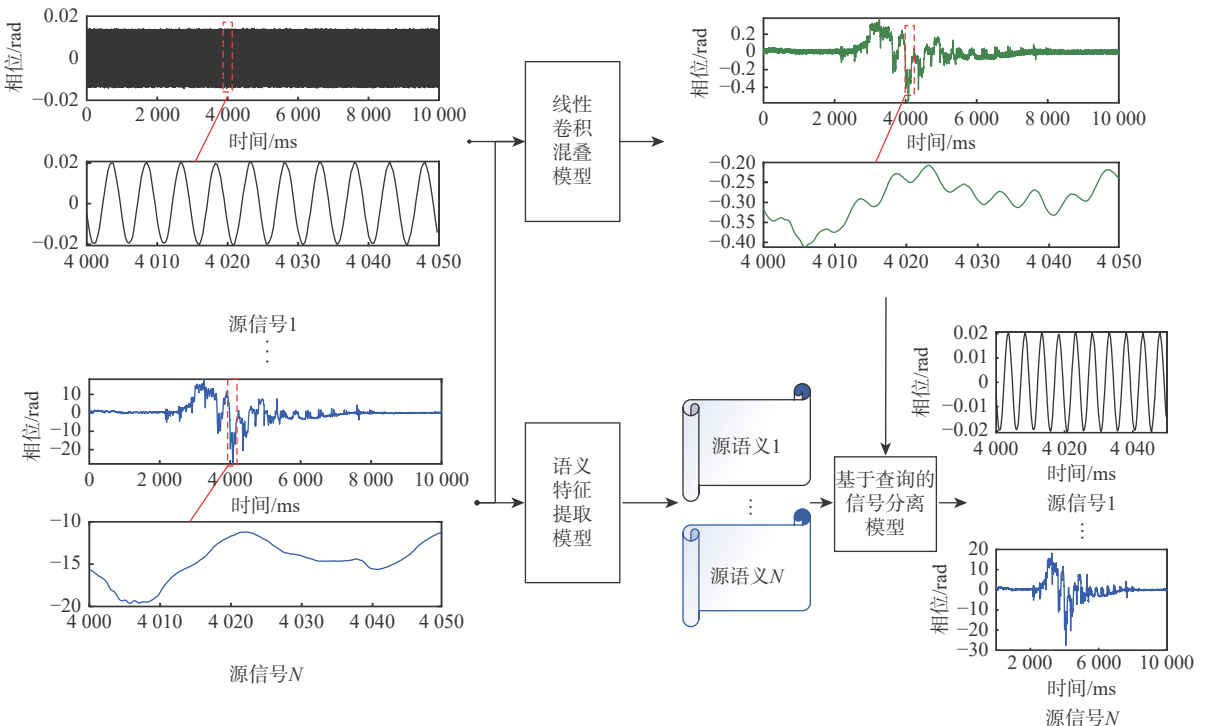


图1 本文方法总体架构

Fig. 1 Overall framework of the proposed method

可将光纤看作顺序排列的一系列小的传感器, 对于光纤上指定的某一小段区域/传感单元, 在信号持续时间 T 内, 其将同时接收到 N 个源信号的振动信息, 并输出混叠传感信号 $x(t)$, 该传感过程可建模为 2 种不同的模型^[6]: 线性叠加混叠模型和线性卷积混叠模型。其中, 线性卷积混叠模型(见图 2)更贴合实际传感过程。图 2 中, $|\tilde{S}_{i,f}|$ 为第 i 个源信号 s_i 的

短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)后的复数频谱 \tilde{S}_i 的幅值 $|\tilde{S}_{i,f}|$ 在频率 f 处的取值; $|\tilde{A}_{i,f}|$ 为与第 i 个源信号对应的卷积核 a_i 的 STFT 复数频谱 \tilde{A}_i 的幅值 $|\tilde{A}_{i,f}|$ 在频率 f 处的取值; $|\tilde{B}_f| = \sum_{i=1}^N |\tilde{B}_{i,f}|$, 其中, $|\tilde{B}_{i,f}|$ 为对应于第 i 个源信号的叠加性噪声 b_i 的 STFT 复数频谱 \tilde{B}_i 的幅值 $|\tilde{B}_{i,f}|$ 在频率 f 处的取值。

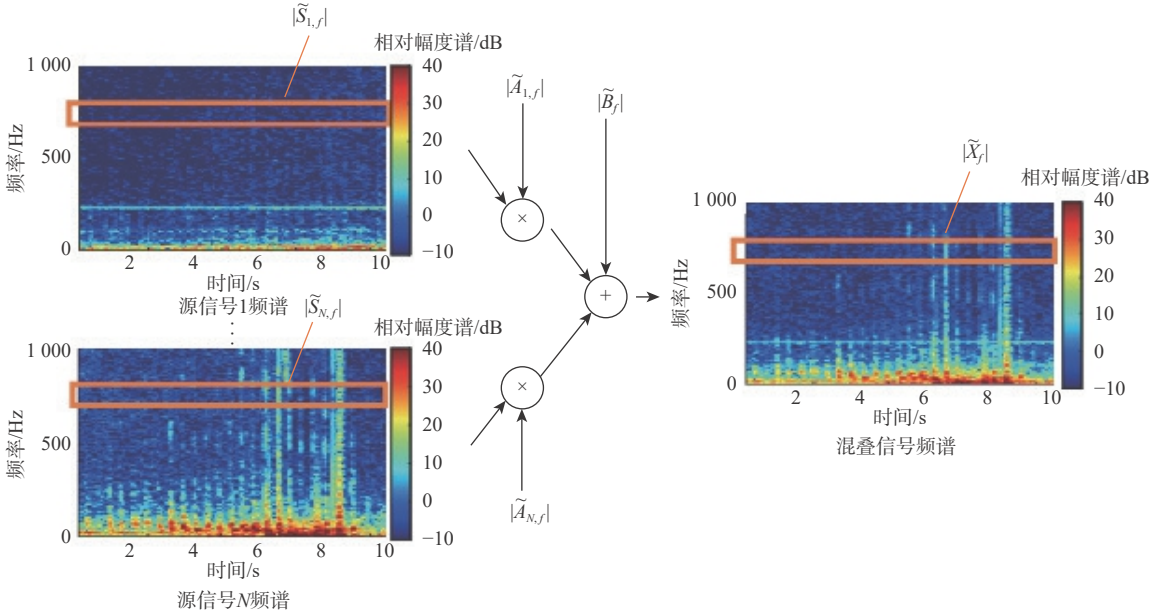


图 2 线性卷积混叠模型

Fig. 2 Linear convolutive mixing model

在线性卷积混叠模型中, 混叠信号可近似表示为^[20]

$$x(t) = \sum_{i=1}^N \sum_{\tau=0}^{L-1} a_i(\tau) s_i(t-\tau) + b_i(t) \quad (1)$$

式中: $a_i(\tau)$ 为对应于第 i 个源信号的卷积核; $b_i(t)$ 为叠加性噪声; L 为卷积核的长度; τ 为离散的时间变量。当卷积核长度 L 远小于 STFT 的窗口长度时, 式 (1) 中的时域卷积运算可近似为频域的乘法运算:

$$\tilde{X}_{fm} = \sum_{i=1}^N \tilde{A}_{i,f} \tilde{S}_{i,fm} + \tilde{B}_{i,fm} \quad (2)$$

式中: \tilde{X} 、 \tilde{S}_i 、 \tilde{B}_i 和 \tilde{A}_i 分别为 x 、 s_i 、 b_i 和 a_i 的复数 STFT 变换结果, $f=0,1,\dots,F$ 和 $m=1,2,\dots,M$ 分别为频率窗口和时间窗口。为简化运算, 只考虑频谱幅值, 且假设噪声 $b_i(t)$ 不随时间变化时, 式 (2) 可简化为

$$|\tilde{X}_{fm}| = \sum_{i=1}^N |\tilde{A}_{i,f}| |\tilde{S}_{i,fm}| + |\tilde{B}_{i,f}| \quad (3)$$

如图 2 所示, 混叠信号的频谱可近似为源信号的加权融合结果, 其中, 权重值 $|\tilde{A}_{i,f}|$ 与源信号和频率区间有关。因此, 可将式 (3) 实现为自定义神经网络层, 该网络层的可训练参数为

$$\mathbf{w}_i = [|\tilde{A}_{i,0}|, |\tilde{A}_{i,1}|, \dots, |\tilde{A}_{i,F}|]^T \quad (4)$$

$$\mathbf{b} = [|\tilde{B}_0|, |\tilde{B}_1|, \dots, |\tilde{B}_F|]^T \quad (5)$$

式中: $|\tilde{B}_f| = \sum_{i=1}^N |\tilde{B}_{i,f}|$ 。为得到混叠信号, 如图 2 所示, 首先, 对各源信号 $s_i(i=1,2,\dots,N)$ 作 STFT, 得到对应的频谱(幅值); 然后, 利用式 (3) 及 \mathbf{w}_i 、 \mathbf{b} 计算得到混叠信号的频谱(幅值) $|\tilde{X}|$ 。由于 $|\tilde{X}|$ 中缺少相位信息, 为简化运算, 可将其相位近似为所有源信号相位的直接叠加结果, 经逆短时傅里叶变换(inverse short-time Fourier transform, ISTFT)便可得到时域混叠信号 x 。

1.2 语义特征提取模型

目前, Transformer 模型是时序信号处理的主流方法。考虑到相比于传统的视觉 Transformer 模型^[21], Swin Transformer^[22] 可借助于基于平移窗口的自注意力机制学习不同窗口间的关系, 更有利于学习长时依赖, 故本文方法选取文献 [19] 中提出的基于 Swin Transformer 的声音事件检测(sound event detection, SED)(以下简称为 ST-SED)模型作为光纤传感信号的语义特征提取器。光纤传感信号经 STFT 变换转换为梅尔谱图像, 对频谱图像进行分

块,且为更好地捕捉同一时间段内不同频率响应间的关系,先沿时间轴将频谱图划分为不同的窗口,再将各个窗口内的频谱图划分为更小的图片块。对图像块进行编码/映射后,便可得到基元(token)序列,并输入至ST-SED模型中。ST-SED模型由多个特征块合并层(Patch Merging)及Swin Transformer模块^[22]交替堆叠组成。最终,经平均池化层处理后,ST-SED模型将输出长度 $K=2\ 048$ 的语义特征向量 \mathbf{c} ,该语义特征将会作为查询因子输入到基于查询的信号分离模型中,用于从混叠信号中“检索”出对应的目标信号。

1.3 基于查询的信号分离模型

考虑到在实际应用环境中,难以获得配对的各种源信号及混叠信号,本文方法将只使用源信号来训练基于查询的信号分离模型。如图1所示,借助于自监督思想,首先,使用线性卷积混叠模型对源信号 $s_i(i=1,2,\dots,N)$,进行混叠,得到伪混叠信号 \mathbf{x} ;然后,再训练信号分离模型使其可分离出源信号 s_i 。具体的,在训练阶段,利用语义特征提取模型对各源信号 s_i 进行编码,得到语义特征 \mathbf{c}_i ,对伪混叠信号 \mathbf{x} 和源信号语义特征 \mathbf{c}_i 进行组合,得到 $(\mathbf{x}, \mathbf{c}_i)$,其中, $i=1,2,\dots,N$,并将此输入至基于查询的信号分离模型中,优化模型使其输出对应源信号 s_i :

$$q(\mathbf{x}, \mathbf{c}_i) \mapsto s_i \quad (6)$$

式中: q 为基于查询的信号分离模型,在本实验中采用2种不同的方法对其实现,以更好地测试基于线性卷积混叠模型的光纤传感信号分离模型的性能:①文献[19]中基于U-Net网络的信号分离模型;②文献[23]中基于ResUNet的信号分离模型。在测试阶段,对于给定的真实混叠信号及目标源信号的语义特征,模型将会从混叠信号中分离出需求的目标信号。在此过程中,可将 \mathbf{c}_i 视为查询因子,用于指定目标源信号的关键特征,基于此特征,分离模型将对混叠信号 \mathbf{x} 进行对应的分解,输出目标信号 \hat{s}_i 。容易看出,此种基于查询的信号分离模型甚

至可用于实现零样本条件下的目标信号分离^[19],即在测试阶段可以实现对未知目标信号(训练过程中未出现的信号类别)的分离,只需提供目标信号的语义特征即可。

1.4 损失函数

本文方法需要依次对线性卷积混叠模型、语义特征提取模型和基于查询的信号分离模型进行训练。

对于线性卷积混叠模型 g ,其损失函数为

$$\ell_g = \text{MAE}(\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}} - \mathbf{P}_{\mathbf{x}}) \quad (7)$$

式中:MAE表示平均绝对值误差(mean absolute error)函数, $\hat{\mathbf{x}} = g(s_1, s_2, \dots, s_N)$; \mathbf{P} 为STFT频谱幅值,混叠信号真值 \mathbf{x} 可依某种混叠方式混叠各源信号 s_i 后得到,在后续实验中将其实现为源信号能量归一化线性叠加的结果^[4]。

对于语义特征提取模型,可采用与文献[19]中相同的损失函数对其进行训练,在此不再赘述。在后续实验中,将直接使用文献[19]中在AudioSet数据集上预训练的模型。

对于基于查询的信号分离模型 q ,其损失函数为

$$\ell_q = h(\hat{s}_i - s_i) + h(\mathbf{P}_{\hat{s}_i} - \mathbf{P}_{s_i}) \quad (8)$$

式中: $\hat{s}_i = q(\mathbf{x}, \mathbf{c}_i)$; h 为LOGMAE函数:

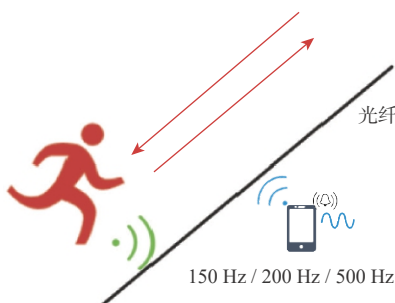
$$h(y) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \ln(|y_i| + 1) \quad (9)$$

2 实验结果与分析

本节将介绍实验所用的光纤传感数据,展示和分析信号分离实验结果。

2.1 光纤传感数据集介绍

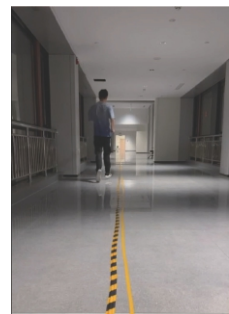
为获取光纤传感信号,搭建了如图3所示的实验环境,主要采集了3类传感信号:①施加正弦振动时的传感信号,使用手机播放150, 200, 500 Hz的正弦声(经测试,当频率过低或过高时,如100 Hz或大于500 Hz时,手机将无法产生有效的振动信



(a) 场景示意图



(b) 铺设的光纤



(c) 采集过程

图3 光纤传感数据采集场景

Fig. 3 Experimental scenario for optical fiber sensing data collection

号), 并将手机放置在铺设的光纤上某一位置处; ②跑步声传感信号, 3 名实验人员沿光纤往返跑步, 跑步将会引起地面振动, 并记录传感数据; ③在手机播放正弦声的同时, 实验人员沿光纤往返跑步, 记录混叠传感信号。

由于手机只放置在光纤上某一位置处, 故只有一小段光纤处可以监测到对应的振动信号。而在沿光纤往返跑步过程中, 只有当行人经过手机所在位置时, 对应光纤传感单元才能监测到跑步传感信号。考虑到光纤上不同位置处的环境噪声可能存在差别, 故在本实验中只使用了放置手机位置附近的光纤段的传感数据, 经过数据裁剪后的传感数据量统计信息如表 1 所示。

表 1 原始信号实验数据数量统计

Table 1 Statistic on quantity of information of original signals experimental data

传感目标	数量	单条数据长度/s
单频正弦振动	10	21
跑步声	72	10
单频正弦振动+跑步声	84	10

经分析, 当行人跑步经过光纤时, 光纤上每个位置处的跑步振动信号持续时间约为 5~8 s, 故在本实验中将跑步声/混叠声的传感数据长度确定为 10 s (见表 1), 且满足在裁剪后跑步声传感信号/混叠信号大致位于整条信号的中央区域。对于单频正弦振动传感数据, 其在采样时间内振动信号一直存在, 为统一信号长度, 对其进行了裁剪, 通过随机指定裁剪起始点, 可从每条信号中裁剪出多条长度为 10 s 的信号。然后, 按照 5.6:1.4:3 的比例对数据(混叠信号不参与训练, 故不进行划分)进行训练集、验证集及测试集的划分。系统采集到的光纤传感数据的采样率为 40 kHz, 考虑到行人跑步声的特征频率较低, 且所施加的正弦信号的频率也较低, 故在数据预处理阶段对训练集、验证集和测试集数据均进行了降采样操作, 降低至 4 kHz, 其中, 训练集和验证集数据在降采样过程中利用等步长滑动下采样的策略, 扩充了样本数量。此外, 为训练基于查询的信号分离模型, 对单频正弦振动传感数据和跑步声传感数据进行随机组合, 形成双源信号对 (s_1, s_2), 且训练集经过随机组合再次扩充了 3 倍样本数量(可设置为扩充任意倍数, 此处选择扩充 3 倍是综合考虑样本数量与训练耗时的结果), 最终训练集、验证集和测试集中的双源信号对数量分别为: 2 880、240 和 52。

2.2 信号分离实验结果

为测试本文方法的有效性, 将其与以下实验进行对比: 将图 1 中的线性卷积混叠模型更换为能量归一化线性叠加方法, 即文献 [19] 中提出的方法。本文所有模型都使用 Pytorch 深度学习框架实现。在训练阶段, 将优化器设为 Adam; 起始学习率设为 0.01, 并分别在训练至第 75 和第 150 周期时各缩小 10 倍; batch size 设为 128。在训练过程中, 借助于提前停止策略, 通过监控模型在验证集上的表现来自动停止训练, 并在测试集上对训练得到的模型进行测试, 得到测试结果。所有实验均在一台配置了 4 张 NVIDIA RTX L40S 显卡的服务器上重复进行 3 次, 最终测试集上的平均结果如表 2 所示, 最优结果加粗表示。其中, 评价标准采用信号分离任务中常用的 3 种信号失真比 (signal to distortion ratio, SDR), 其评价目标分别为

$$q(\mathbf{x}, \mathbf{c}_i) \mapsto s_i \quad (10)$$

$$q(s_i, \mathbf{c}_i) \mapsto s_i \quad (11)$$

$$q(s_i, \mathbf{c}_i) \mapsto \mathbf{0} \quad (12)$$

其中, 式(10)表示 mixture-SDR, 其可描述为模型从混合信号中分离出目标源信号的信号失真比, 式(11)表示 clean-SDR, 其可描述为模型从目标源信号中分离出目标源信号的信号失真比, 即模型的输入本身就是目标源信号, 理想情况是模型直接输出源信号本身, 式(12)表示 silence-SDR, 其可描述为模型从不包含目标源信号的其他信号中分离出零信号的信号失真比, 即模型认为输入信号中不含有目标源信号。

表 2 测试集整体结果对比

Table 2 Results comparison on test dataset

混叠方法	分离模型	SDR/dB		
		mixture	clean	silence
文献[19]	U-Net ^[19]	4.31	18.60	17.00
本文方法		5.33	29.29	19.09
文献[19]	ResUNet ^[23]	3.84	19.65	17.88
本文方法		5.51	28.85	21.80

由表 2 可知, 对于基于 U-Net 的信号分离模型^[19]和基于 ResUNet 的信号分离模型^[23], 基于线性卷积混叠的本文方法在光纤传感数据集上的效果均优于文献 [19] 方法, 表明了本文方法的有效性。

图 4 展示了对实测 200 Hz 正弦振动和跑步声混叠信号的分离结果。其中, 图 4(a)和图 4(b)分别从时域和频域对混叠信号进行了可视化, 为清晰显示, 只展示了 1 000 Hz 以下的频谱图。图 4(c)和

图4(d)展示了使用本文方法分离出的正弦振动传感信号,可以从频谱图中看出其成功分离出了200 Hz的振动信号,但与真实200 Hz正弦振动传感信号(见图5(a)和图5(b))相比,其仍包含一部分跑步声串扰数据。图4(e)和图4(f)为成功分离出的跑步声传感数据,但其中仍包含少量200 Hz的传感信号,为便于对比,图5(c)和图5(d)展示了一条实测跑步声传感数据。

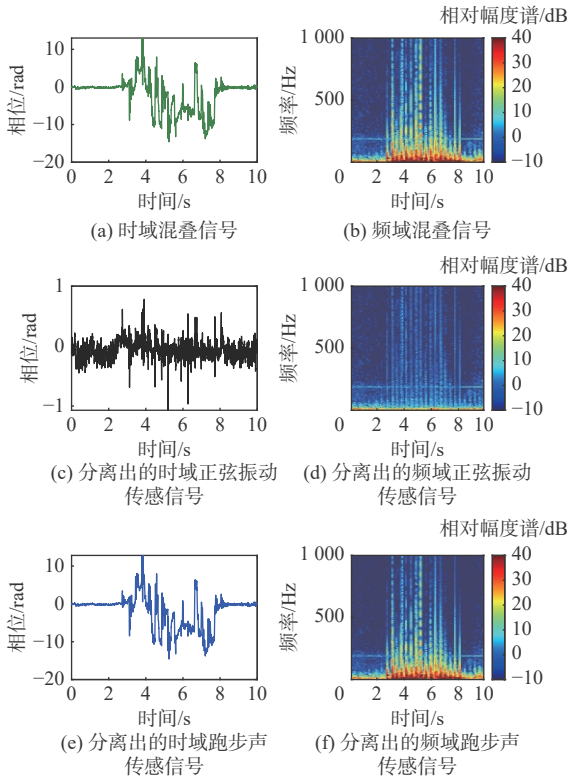


图4 实测光纤传感混叠信号分离结果

Fig. 4 Signal separation results on experimental optical fiber mixture signal

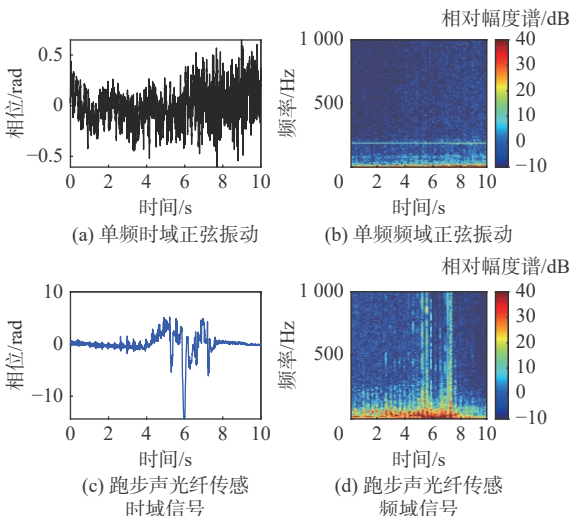


图5 实测单频正弦振动和跑步声光纤传感信号实测

Fig. 5 Experimental mono-frequency sinusoidal sensing signal and jogging sensing signal

3 结论

1) 为验证本文方法的有效性,搭建了光纤传感数据采集场景,并采集到正弦振动声、跑步振动声及其混叠振动声的原始传感信号共计约200条。

2) 在实测光纤传感数据上的结果表明,本文方法可以有效分离出跑步声等各源信号,表明了本文方法的有效性。

目前模型仍采用分阶段训练的方式,且未有效利用非配对的实测混叠信号,未来将继续开展研究加以改善。

致谢 感谢马玲梅老师、彭威、李彩云、胡威旺等之江实验室的领导和同事们一起参与光纤传感数据的采集工作。

参考文献 (References)

- [1] LYU C G, HUO Z Q, LIU Y G, et al. Robust intrusion events recognition methodology for distributed optical fiber sensing perimeter security system[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 70: 9505109.
- [2] JOUSSET P, REINSCH T, RYBERG T, et al. Dynamic strain determination using fibre-optic cables allows imaging of seismological and structural features[J]. *Nature Communications*, 2018, 9(1): 2509.
- [3] LINDSEY N J, DAWE T C, AJO-FRANKLIN J B. Illuminating seafloor faults and ocean dynamics with dark fiber distributed acoustic sensing[J]. *Science*, 2019, 366(6469): 1103-1107.
- [4] 钟翔,张春熹,林文台,等.基于小波变换的光纤周界定位系统[J]. *北京航空航天大学学报*, 2013, 39(3): 396-400.
ZHONG X, ZHANG C X, LIN W T, et al. Fiber-optic perimeter location system based on wavelet transformation[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2013, 39(3): 396-400(in Chinese).
- [5] RAO Y J, WANG Z N, WU H J, et al. Recent advances in phase-sensitive optical time domain reflectometry (Φ -OTDR)[J]. *Photonic Sensors*, 2021, 11(1): 1-30.
- [6] WU H J, LIU Y M, TU Y L, et al. Multi-source separation under two "blind" conditions for fiber-optic distributed acoustic sensor[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2022, 40(8): 2601-2611.
- [7] STARK M, WOHLMAYR M, PERNKOPF F. Source-filter-based single-channel speech separation using pitch information[J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2011, 19(2): 242-255.
- [8] SMARAGDIS P. Convolutional speech bases and their application to supervised speech separation[J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2007, 15(1): 1-12.
- [9] SCHMIDT M N, OLSSON R K. Single-channel speech separation using sparse non-negative matrix factorization[EB/OL]. (2006-09-21)[2024-05-30].https://www.isca-archive.org/interspeech_2006/schmidt06_interspeech.pdf.
- [10] HU K, WANG D L. An unsupervised approach to cochannel speech separation[J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2013, 21(1): 122-131.
- [11] NACHMANI E, ADI Y, WOLF L. Voice separation with an un-

- known number of multiple speakers[EB/OL]. (2020-09-01.) [2024-05-30]. <https://arxiv.org/abs/2003.01531>.
- [12] LUO Y, MESGARANI N. TaSNet: time-domain audio separation network for real-time, single-channel speech separation[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2018: 696-700.
- [13] KOLBÆK M, YU D, TAN Z H, et al. Multitalker speech separation with utterance-level permutation invariant training of deep recurrent neural networks[J]. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2017, 25(10): 1901-1913.
- [14] 王振宇, 向泽锐, 支锦亦, 等. 多谱自适应小波和盲源分离耦合的生理信号降噪方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2025, 51(3): 910-921.
- WANG Z Y, XIANG Z R, ZHI J Y, et al. Multi-spectrum adaptive wavelet coupling with blind source separation for physiological signal denoising[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2025, 51(3): 910-921(in Chinese).
- [15] 孙环宇, 杨志鹏, 王艺玮, 等. 基于自适应参数优化 RSSD-CYCBD 的行星齿轮箱多故障耦合信号分离及诊断[J]. *北京航空航天大学学报*, 2024, 50(10): 3139-3150.
- SUN H Y, YANG Z P, WANG Y W, et al. Multi-fault coupling signal separation and diagnosis of planetary gearbox based on adaptive parameter optimization RSSD-CYCBD[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2024, 50(10): 3139-3150(in Chinese).
- [16] 李靖卿, 冯存前, 张栋, 等. 基于时频域增强和全变差的群目标信号分离[J]. *北京航空航天大学学报*, 2016, 42(2): 375-382.
- LI J Q, FENG C Q, ZHANG D, et al. Group-target signal separation based on time-frequency enhancement and total variation[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2016, 42(2): 375-382(in Chinese).
- [17] VIRTANEN T. Speech recognition using factorial hidden Markov models for separation in the feature space[C]//Proceedings of the INTERSPEECH 2006-ICSLP, Ninth International Conference on Spoken Language Processing. Pittsburg: DBLP, 2006.
- [18] HERSHEY J R, CHEN Z, LE ROUX J, et al. Deep clustering: discriminative embeddings for segmentation and separation[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2016: 31-35.
- [19] CHEN K, DU X J, ZHU B L, et al. Zero-shot audio source separation through query-based learning from weakly-labeled data[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Menlo Park: AAAI, 2022, 36(4): 4441-4449.
- [20] OZEROV A, FEVOTTE C. Multichannel nonnegative matrix factorization in convolutive mixtures for audio source separation[J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2010, 18(3): 550-563.
- [21] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, et al. An image is worth 16x16 words: transformers for image recognition at scale [EB/OL]. (2021-06-03)[2024-05-30]. <https://arxiv.org/abs/2010.11929>.
- [22] LIU Z, LIN Y T, CAO Y, et al. Swin transformer: hierarchical vision transformer using shifted windows[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2021: 9992-10002.
- [23] LIU X B, KONG Q Q, ZHAO Y, et al. Separate anything you describe[EB/OL]. (2023-08-09)[2024-05-30]. <https://arxiv.org/abs/2308.05037>.

Self-supervised optical fiber sensing signal separation based on linear convolutive mixing process

CHEN Zhao¹, LIU Zechao^{2,*}

(1. Xi'an Electronic Engineering Research Institute, Xi'an 710100, China;

2. Zhejiang Lab, Hangzhou 311100, China)

Abstract: This paper proposes a self-supervised signal separation method based on a linear convolutive mixing process. The method comprises three components: a linear convolutive mixer, a semantic token extractor, and a query-based signal separator. During the training phase, source signals undergo convolutional mixing within the mixer, which is a better mimic of the realistic optical fiber sensing process when compared with the linear simultaneous mixing process, resulting in a mixed signal that could be used for the self-supervised learning of the separator. The source signals' embeddings are then produced by the semantic token extractor and used as query tokens in the separator. Finally, mixed signal and source embeddings are combined and fed into the separator to produce the target source signal. The proposed method could be even used in a zero-shot setting. And the number of training samples could be expanded with this random combination of mixed signal and source embedding. In an interior setting, experimental optical fiber sensor data are gathered, including cyclical vibrations and human motions like jogging. The results of the signal separation experiments demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Keywords: signal separation; self-supervised; convolutive mixing; optical fiber sensing; zero-shot

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0782

一种面向隐身目标跟踪的雷达组网系统 资源优化分配算法

黄洁瑜¹, 张浩为^{1,*}, 谢军伟¹, 李正杰², 齐铖¹, 丁梓航¹

(1. 空军工程大学 防空反导学院, 西安 710051; 2. 中国空气动力研究与发展中心 高速空气动力研究所, 绵阳 621000)

摘要: 传统集中式多输入多输出 (MIMO) 雷达组网探测过程中, 通常利用雷达散射截面 (RCS) 统计模型进行资源优化。但隐身目标 RCS 具有动态起伏特性, 这会导致目标跟踪精度下降甚至是目标丢失。针对此问题, 提出一种面向隐身目标跟踪的集中式 MIMO 雷达组网系统波束及功率资源优化分配算法。利用协方差交叉 (CI) 融合滤波算法对目标状态进行估计, 推导 CI 融合准则下的预测贝叶斯克拉美罗下界 (BCRLB); 基于目标 RCS 与雷达预测观测角度相关的特性对目标 RCS 进行预测, 并以各个目标 BCRLB 加权和为目标函数, 建立 RCS 预测模型下的波束及功率优化算法; 设计一种基于贡献度的快速求解算法对模型进行求解。仿真结果表明: 在隐身目标 RCS 动态起伏场景下, 相比于 RCS 统计模型策略, 所提算法能有效利用目标 RCS 信息实现更优的资源分配, 进而提升隐身目标跟踪精度。

关键词: 集中式 MIMO 雷达组网; 预测贝叶斯克拉美罗下界; 雷达散射截面预测; 快速求解算法; 波束及功率分配; 多目标跟踪

中图分类号: TM972

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2026)02-0470-12

现代战争中, 隐身技术的迅速发展给军用雷达的可靠性和安全性带来了巨大挑战, 对各国空天防御体系造成了重大影响^[1]。现有的有源反隐身雷达系统大多为单装, 主要从雷达方程、隐身涂料特性等角度出发, 以发射低频段或高功率信号为核心设计理念进行设计, 来提高对隐身目标的探测性能^[2-4]。采用单装雷达反隐身将不可避免地存在观测角度有限、工作模式单一、天线孔径受限、抗摧毁能力弱等缺点。根据目标散射特性^[5-6], 采用集中式组网雷达系统对隐身目标进行协同探测能够显著提高目标探测跟踪能力和抗干扰能力^[7]。

从雷达资源管理角度来说, 利用集中式组网雷达系统反隐身目标具体是指通过无线数据传输方式, 将多个雷达节点进行综合运用、统筹优化调度

系统资源从多个信道同时观测目标, 实现从空域、频域和极化域的角度提高对隐身目标的检测和参数估计性能^[8]。在实际中, 受雷达系统资源总量和多任务需求的限制, 需要对有限的系统资源进行动态管理以提高资源利用率。关于多雷达协同探测下的资源调度问题, 围绕不同的资源类型和优化准则, 国内外众多学者开展了广泛、深入的研究工作。2012年, Godrich 等^[9]在单目标定位场景, 提出了基于分布式多输入多输出 (multiple-input multiple-output, MIMO) 雷达的收发阵列选择算法, 通过推导克拉美罗下界 (Cramer-Rao lower bound, CRLB) 将阵列优化模型建立为背包问题进行求解。2014年, 严俊坤等^[10]将目标的雷达散射截面 (radar cross section, RCS) 建模为分布未知的随机变量, 通过推导贝叶

收稿日期: 2023-11-30; 录用日期: 2024-01-24; 网络出版时间: 2024-02-26 12:08

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240223.1744.003

基金项目: 国家自然科学基金 (62001506)

*通信作者. E-mail: zhw_xhzhf@163.com

引用格式: 黄洁瑜, 张浩为, 谢军伟, 等. 一种面向隐身目标跟踪的雷达组网系统资源优化分配算法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52 (2): 470-481. HUANG J Y, ZHANG H W, XIE J W, et al. A resource optimization allocation algorithm for radar networked system for stealth target tracking [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52 (2): 470-481 (in Chinese).

斯 CRLB (Bayesian CRLB, BCRLB) 构建了机会约束下, 针对单目标跟踪的稳健功率分配模型。2018年, 文献 [11] 针对多目标跟踪场景, 提出基于分布式组网雷达系统的联合节点选择与功率分配算法, 通过将原问题转化为半正定规划 (semi-definite programming, SDP) 进行两阶段求解。2020年, 易伟等 [12] 基于集中式 MIMO 雷达组网系统, 构建了关于服务质量 (quality of service, QoS) 准则的联合波束调度与功率分配模型, 通过差异化方式在可用资源总量约束下最大化多目标整体跟踪性能。2020年, 文献 [13] 进一步研究了当可用资源不足以满足目标期望跟踪精度时的功率分配问题, 提出一种 QoS 框架下的稳健功率分配算法。时晨光等 [14] 在 2022 年提出一种基于分布式相控阵雷达网络的联合发射资源分配和波形选择算法, 旨在对各节点的发射功率、驻留时间、波形带宽和脉冲长度进行动态优化, 以提高目标跟踪精度和雷达网络的低截获概率 (low probability of intercept, LPI) 性能。戴金辉等 [15] 基于有源和无源混合雷达系统, 提出一种多目标跟踪下的联合收发波束选择和发射功率分配问题, 旨在提高整体跟踪精度。

总体而言, 上述研究成果较为丰硕, 为多雷达系统资源管理打下了坚实的基础。然而, 上述研究大多基于理想检测假设条件, 即认为目标检测概率始终为 1, 与实际探测场景存在差距。此外, 在实际运用中, 雷达对目标的检测、跟踪性能在很大程度上依靠获得的目标 RCS [16]。文献 [17] 已经证明, 隐身目标机动将对雷达检测概率带来极大影响。由于后向散射特性, 雷达在跟踪目标时, 照射目标的视角出现变化会引起 RCS 较大的起伏 [18]。而以往研究大多假设目标 RCS 信息先验已知, 未将目标 RCS 与雷达观测方位角进行关联, 导致观测误差与方位角无关, 从而影响资源分配结果的准确性。由此可见, 针对隐身目标 RCS 动态起伏特性, 将目标 RCS 与方位角相关联后进行资源调度, 对充分利用多雷达系统协同探测的体制优势、提高对隐身目标的探测能力至关重要。

针对该问题, 基于认知反馈机制, 本文提出一种面向隐身目标跟踪的集中式 MIMO 雷达组网系统波束及功率资源优化分配算法, 设计了一种联合波束选择与发射功率分配 (joint beam selection and power allocation, JBSPA) 方案。首先, 设计基于协方差交叉 (covariance intersection, CI) 信息融合的滤波算法, 并推导了相应融合结构下的 BCRLB; 其次, 基于 RCS 预测模型构建包含波束、功率和目标 RCS 变量的资源优化模型; 最后, 设计一种基于贡献度的快速求解算法对模型进行求解。仿真结果

验证了本文方案的有效性和实时性。

1 系统模型

1.1 目标运动模型

假设有 Q 个目标在 x - y 平面内运动, 目标 q 在第 k 时刻的运动状态 $\mathbf{X}_{q,k} = [x_{q,k}, \dot{x}_{q,k}, y_{q,k}, \dot{y}_{q,k}]^T$, 其中, $(x_{q,k}, y_{q,k})$ 和 $(\dot{x}_{q,k}, \dot{y}_{q,k})$ 分别为目标的位置和速度。考虑目标运动服从近似匀速运动 (nearly constant velocity, NCV) 模型, 其状态转移方程为 [19]

$$\mathbf{X}_{q,k} = \mathbf{F}_q \mathbf{X}_{q,k-1} + \mathbf{w}_{q,k-1} \quad (1)$$

式中: \mathbf{F}_q 为目标状态转移矩阵; $\mathbf{w}_{q,k-1}$ 为目标运动过程中的过程噪声, 满足 $\mathbf{w}_{q,k-1} \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_{q,k-1})$ 。 \mathbf{F}_q 和 $\mathbf{Q}_{q,k-1}$ 具体表示为

$$\mathbf{F}_q = \mathbf{I}_2 \otimes \begin{bmatrix} 1 & T_s \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{Q}_{q,k-1} = \delta_q \mathbf{I}_2 \otimes \begin{bmatrix} \frac{1}{3} T_s^3 & \frac{1}{2} T_s^2 \\ \frac{1}{2} T_s^2 & T_s \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: \mathbf{I}_2 为 2 维单位矩阵; \otimes 表示克罗内克积运算符; T_s 为跟踪时间间隔; δ_q 为过程噪声强度。

1.2 雷达观测模型

考虑一个由 N 个集中式 MIMO 雷达节点构成的组网系统, 雷达系统采用“窄发窄收”的方式工作 [20], 根据任务调度指令在探测区域内同时发射多个窄波束 [21-22], 接收指定信道的回波信号, 并从回波信号中提取目标的时延和多普勒等信息。在 k 时刻, 来自目标 q 的量测集合为 [23]

$$\mathbf{Z}_{q,k} = \begin{cases} \{ \mathbf{Z}_{q,k}^j \} & j \in M_{q,k} \\ \emptyset & \mu_{q,k}^n = 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中: $M_{q,k} = \{ n \in \{1, 2, \dots, N\} | \mu_{q,k}^n = 1 \}$ 表示 k 时刻用于跟踪目标 q 的雷达节点集合; \emptyset 表示空集; $\mu_{q,k}^n$ 为跟踪任务调度二元变量, 当 $\mu_{q,k}^n = 1$ 时, 表示 k 时刻雷达 n 被指派用于跟踪目标 q , 反之令 $\mu_{q,k}^n = 0$ 。当 $\mu_{q,k}^n = 1$ 时, 雷达 n 对于目标 q 的观测模型可表示为 [24]

$$\mathbf{Z}_{q,k}^n = \mathbf{h}_n(\mathbf{X}_{q,k}) + \boldsymbol{\sigma}_{q,k}^n \quad (5)$$

式中: $\boldsymbol{\sigma}_{q,k}^n$ 为高斯白噪声; $\mathbf{h}_n(\mathbf{X}_{q,k}) = [\tau_{q,k}^n, f_{q,k}^n, \theta_{q,k}^n]^T$ 包含了目标 q 的距离、多普勒频率和方位角信息, 分别为 [25]

$$\begin{cases} \tau_{q,k}^n = d_{q,k}^n / c \\ f_{q,k}^n = \frac{-2}{\lambda_n d_{q,k}^n} [\dot{x}_{q,k}(x_{q,k} - x_n) + \dot{y}_{q,k}(y_{q,k} - y_n)] \\ \theta_{q,k}^n = \arctan\left(\frac{y_{q,k} - y_n}{x_{q,k} - x_n}\right) \end{cases} \quad (6)$$

式中: c 为光速; λ_n 为雷达 n 的载波波长; $d_{q,k}^n$ 为 k 时

刻目标 q 与雷达 n 之间的距离,具体表示为

$$d_{q,k}^n = \sqrt{(x_n - x_{q,k})^2 + (y_n - y_{q,k})^2} \quad (7)$$

式中: (x_n, y_n) 表示雷达 n 的位置。

式(5)中,当量测值来源于目标 q 时, $\boldsymbol{\omega}_{q,k}^n$ 为零均值、方差为 $\boldsymbol{\Omega}_{q,k}^n$ 的高斯白噪声。 $\boldsymbol{\Omega}_{q,k}^n$ 可表示为^[26-27]

$$\boldsymbol{\Omega}_{q,k}^n = \text{diag}(\sigma_{\tau_{q,k}}^2, \sigma_{f_{q,k}}^2, \sigma_{\theta_{q,k}}^2) \quad (8)$$

式中: $\sigma_{\tau_{q,k}}^2$, $\sigma_{f_{q,k}}^2$ 和 $\sigma_{\theta_{q,k}}^2$ 分别为式(6)中对应量测值的量测误差协方差,满足:

$$\begin{cases} \sigma_{\tau_{q,k}}^2 \propto \left[\alpha_{q,k}^n P_{q,k}^n (\beta_{q,k}^n)^2 / (d_{q,k}^n)^4 \right]^{-1} \\ \sigma_{f_{q,k}}^2 \propto \left[\alpha_{q,k}^n P_{q,k}^n (T_{q,k}^n)^2 / (d_{q,k}^n)^4 \right]^{-1} \\ \sigma_{\theta_{q,k}}^2 \propto \left[\alpha_{q,k}^n P_{q,k}^n / B_w (d_{q,k}^n)^4 \right]^{-1} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\beta_{q,k}^n$ 为有效带宽; $T_{q,k}^n$ 为有效时宽; B_w 为半功率波束宽度; $P_{q,k}^n$ 为 k 时刻雷达 n 照射目标 q 的发射功率; $\alpha_{q,k}^n$ 为 k 时刻雷达 n 对目标 q 的 RCS。

1.3 目标 RCS 模型

由式(8)和式(9)可知,在跟踪过程中目标 RCS 起伏会改变量测精度。此外,当目标 RCS 较小且处于运动状态时,对该目标进行探测将消耗大量雷达资源。因此,如何有效利用目标 RCS 信息,实现资源合理分配,对提升隐身目标跟踪精度具有重要意义^[28]。现有资源调度模型常将 RCS 描述为一个定值或统计模型,并没有考虑实际探测场景中目标 RCS 特性的变化,进而造成实际探测场景中目标跟踪精度的降低。

目标 RCS 与目标结构、电磁波工作频率、极化方式和雷达观测角等因素有关。首先,通过缩比模型对目标进行建模;其次,利用物理光学法(physical optics, PO)得到目标二维平面内的 RCS 信息,进而建立目标 RCS 数据库。雷达观测角与目标 RCS 信息之间的映射关系可以记为

$$\alpha_{q,k}^n = f(\rho_{q,k}^n) \quad (10)$$

式中: $\rho_{q,k}^n$ 为 k 时刻目标 q 相对于雷达 n 的雷达观测角,其取值范围为 $0^\circ \sim 360^\circ$ 。图1为雷达观测角示意图,表明了跟踪过程中雷达与目标之间的观测几何位置。

目标跟踪过程中,通过对雷达目标运动状态的预测可以得到下一时刻的目标位置和航向,结合雷达位置可以得到雷达预测观测角。根据 RCS 数据库中雷达观测角与目标 RCS 的映射关系可以得到目标预测 RCS 信息,进而用于指导下一个时刻的资源优化分配过程。图2为目标 RCS 预测过程示意图,具体展现了目标 RCS 预测模型建立的各个环节。

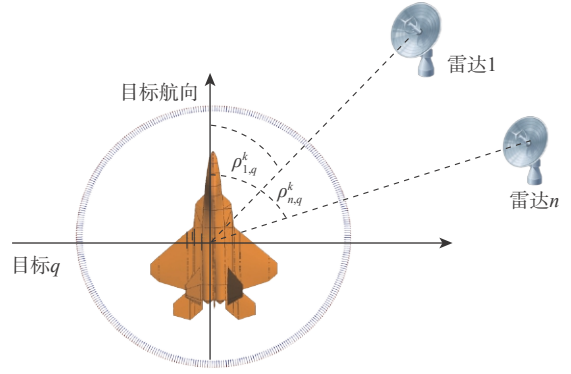


图1 雷达观测角示意图

Fig. 1 Schematic diagram of radar observation angle

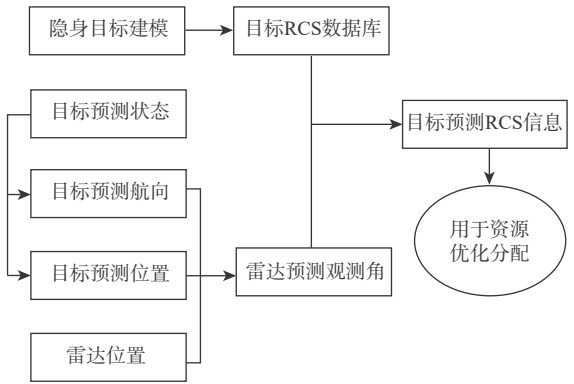


图2 目标 RCS 预测过程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of RCS prediction process

1.4 分布式信息融合方案

各雷达节点利用平方根容积卡尔曼滤波(square-root cubature Kalman filter, SRCKF)算法进行本地滤波后,将信息传送到信息融合中心。之后,利用CI融合算法进行航迹融合。相比于集中式融合算法,此分布式融合方案计算量小且稳定性强,但是由于本地滤波后造成原始数据损失,导致估计精度有所降低。

为进一步优化资源配置,雷达组网系统会根据距离、目标 RCS 等信息对目标进行选择性追踪。因此,会导致每个时刻用于跟踪各个目标的雷达节点集合不同。假设 k 时刻目标 q 的跟踪雷达节点集合为 $M_{q,k}$,则融合中心的目标状态估计值集合和对应的误差协方差集合如下:

$$\boldsymbol{I}_{q,k}^X = \{\boldsymbol{X}_{q,k}^j\} \quad j \in M_{q,k} \quad (11)$$

$$\boldsymbol{I}_{q,k}^P = \{\boldsymbol{Y}_{q,k}^j\} \quad j \in M_{q,k} \quad (12)$$

式中: $\boldsymbol{I}_{q,k}^X$ 和 $\boldsymbol{I}_{q,k}^P$ 分别为融合前的目标状态估计值集合和对应的误差协方差集合; $\boldsymbol{X}_{q,k}^j$ 和 $\boldsymbol{Y}_{q,k}^j$ 分别为来自各个雷达节点的目标状态估计值和对应的误差协方差。

实际融合过程中,不同节点之间的互协方差难

以获得。CI 融合准则可以处理未知互协方差系统的融合估计问题, 给出一致的估计值和一个实际方差的公共上界。因此, 本文方案采用 CI 融合准则对来自不同雷达节点的信息进行航迹融合。融合后的目标状态估计值 $X_{q,k}^{CI}$ 和对应的误差协方差 $Y_{q,k}^{CI}$ 分别为

$$X_{q,k}^{CI} = Y_{q,k}^{CI} \sum_{j \in M_{q,k}} \omega_j (Y_{q,k}^j)^{-1} X_{q,k}^j \quad (13)$$

$$Y_{q,k}^{CI} = \left[\sum_{j \in M_{q,k}} \omega_j (Y_{q,k}^j)^{-1} \right]^{-1} \quad (14)$$

式中: ω_j 为不同雷达节点在融合过程中所占的信息权重, 满足 $\sum_{j \in M_{q,k}} \omega_j = 1, \omega_j \in [0, 1]$ 。极小化性能指标为

$$\min_{\omega_j} \text{tr}(Y_{q,k}^{CI}) = \min_{\omega_j \in [0, 1]} \text{tr} \left[\sum_{j \in M_{q,k}} \omega_j (Y_{q,k}^j)^{-1} \right]^{-1} \quad (15)$$

式中: $\text{tr}(\cdot)$ 为矩阵求迹运算符。为简化运算, 此处采用一种快速求解算法求解各个权重, 具体表达式为^[29]

$$\omega_j = (1/\text{tr}(Y_{q,k}^j)) / \left(\sum_{j \in M_{q,k}} 1/\text{tr}(Y_{q,k}^j) \right) \quad (16)$$

融合目标状态估计值和对应的误差协方差会被反馈回各雷达节点用于下一时刻的本地滤波。为便于之后的公式推导, 定义功率分配和波束选择变量矩阵如下:

$$\begin{cases} \mathbf{u}_k = [\mu_{1,k}, \mu_{2,k}, \dots, \mu_{Q,k}] \\ \mathbf{P}_k = [P_{1,k}, P_{2,k}, \dots, P_{Q,k}] \end{cases} \quad (17)$$

式中: $\mu_{q,k} = [\mu_{q,k}^1, \mu_{q,k}^2, \dots, \mu_{q,k}^N]^T$, $\mu_{q,k}^n$ 为跟踪任务调度二元变量; $\mathbf{P}_{q,k} = [P_{q,k}^1, P_{q,k}^2, \dots, P_{q,k}^N]^T$, $P_{q,k}^n$ 为 k 时刻雷达 n 照射目标 q 的发射功率。

首先, 雷达节点进行本地滤波后产生多个目标的局部航迹, 随之将滤波后的信息传送至融合中心。然后, 融合中心根据 CI 融合准则进行融合估计得到全局航迹, 并对目标下一时刻运动状态进行预测。其次, 根据运动状态预测值计算雷达预测观测角, 结合目标 RCS 数据库可以计算各目标的 BCRLB。经 JBSPA 方案优化后, 可以得到下一时刻的资源优化分配结果。最后, 优化结果被反馈给本地节点用于指导下一时刻的波束形成和功率分配, 进而形成了一个闭环认知跟踪结构。集中式 MIMO 雷达组网系统闭环认知跟踪使得雷达系统可以根据环境自适应地调节各雷达节点的资源配置, 有效地提升资源利用率和目标跟踪精度, 具体过程如图 3 所示。

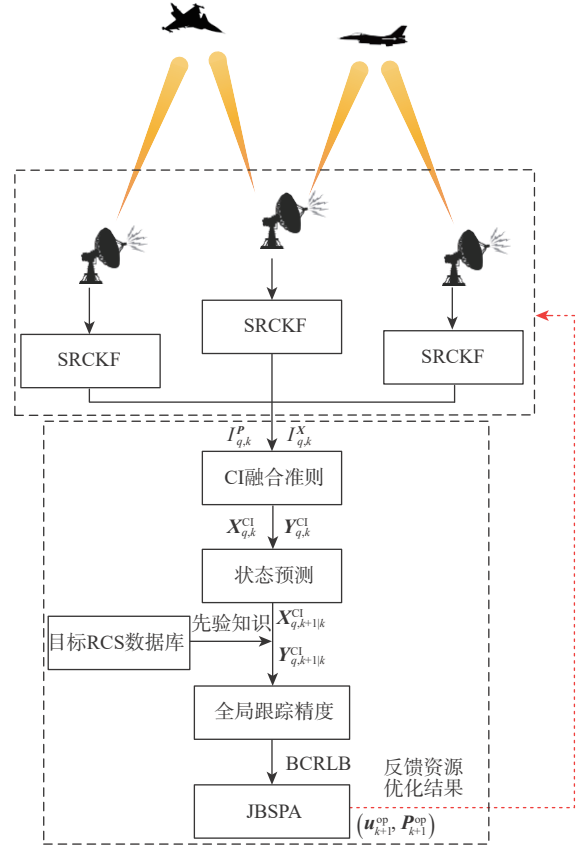


图 3 集中式 MIMO 雷达组网系统闭环认知跟踪示意图
Fig. 3 Schematic diagram of closed-loop cognitive tracking for collocated MIMO radar networked system

2 基于 CI 融合准则的 BCRLB 推导

BCRLB 可以为无偏估计提供一个下界, 并且具有预测能力, 故将 BCRLB 作为目标跟踪精度的衡量标准。目标 q 状态估计量满足以下不等式^[30]:

$$E_{X_{q,k}} \left((\hat{X}_{q,k} - X_{q,k}) (\hat{X}_{q,k} - X_{q,k})^T \right) \geq J_{X_{q,k}}^{-1}(\mathbf{u}_k, \mathbf{P}_k) \quad (18)$$

式中: $E_{X_{q,k}}(\cdot)$ 表示对目标状态与量测信息进行数学期望运算; $\hat{X}_{q,k}$ 为 $X_{q,k}$ 的状态估计值; $J_{X_{q,k}}(\mathbf{u}_k, \mathbf{P}_k)$ 为目标状态 $x_{q,k}$ 的预测贝叶斯 Fisher 信息矩阵 (Bayesian Fisher information matrix, BFIM), 可以表示为 2 个部分:

$$J_{X_{q,k}}(\mathbf{u}_k, \mathbf{P}_k) = J_{X_{q,k}}^P + J_{X_{q,k}}^D(\mathbf{u}_k, \mathbf{P}_k) \quad (19)$$

式中: $J_{X_{q,k}}^P$ 和 $J_{X_{q,k}}^D(\mathbf{u}_k, \mathbf{P}_k)$ 分别表示目标先验和量测的 Fisher 信息矩阵, 具体表达式为^[12]

$$\begin{cases} J_{X_{q,k}}^P = \left(\mathbf{Q}_{q,k} + \mathbf{F}_q J_{X_{q,k-1}}^{-1}(\mathbf{u}_{k-1}, \mathbf{P}_{k-1}) \mathbf{F}_q^T \right)^{-1} \\ J_{X_{q,k}}^D(\mathbf{u}_k, \mathbf{P}_k) = \sum_{j \in M_{q,k}} \omega_j E_{X_{q,k}} \left((\mathbf{H}_{q,k}^j)^T (\boldsymbol{\Omega}_{q,k}^j(P_{q,k}^j))^{-1} \mathbf{H}_{q,k}^j \right) \end{cases} \quad (20)$$

式中: $\mathbf{H}_{q,k}^j = \partial \mathbf{Z}_{q,k}^j / \partial \mathbf{X}_{q,k}$ 为量测的雅可比行列式。

在实际运算中, 需要运用蒙特卡罗技术对

式(20)中的量测 Fisher 信息矩阵进行计算。但是运算过程计算量过大,为简化计算,式(19)可以近似为^[30]

$$\mathbf{J}_{X_{q,k}}(\mathbf{u}_k, \mathbf{P}_k) \approx \left(\mathbf{Q}_{q,k} + \mathbf{F}_q \mathbf{J}_{X_{q,k-1}}^{-1}(\mathbf{u}_{k-1}, \mathbf{P}_{k-1}) \mathbf{F}_q^T \right)^{-1} + \sum_{j \in M_{q,k}} \omega_j \left(\mathbf{H}_{q,k}^j \right)^T \left(\boldsymbol{\Omega}_{q,k}^j (\mathbf{P}_{q,k}^j) \right)^{-1} \mathbf{H}_{q,k}^j \Big|_{X_{q,k-1}} \quad (21)$$

目标的 BCRLB 是由目标预测贝叶斯 Fisher 信息矩阵求逆得到的,具体可表示为

$$\mathbf{C}_{X_{q,k}} = \mathbf{J}_{X_{q,k}}^{-1}(\mathbf{u}_k, \mathbf{P}_k) \quad (22)$$

式中: $\mathbf{C}_{X_{q,k}}$ 为目标 q 的 BCRLB。BCRLB 的对角元素可以作为目标位置估计的度量,将跟踪误差提取出来可以表示为

$$L(\alpha_{q,k}^n, \mu_{q,k}^n, P_{q,k}^n) = \sqrt{\mathbf{C}_{X_{q,k}}(1,1) + \mathbf{C}_{X_{q,k}}(3,3)} \quad (23)$$

式中: $\mathbf{C}_{X_{q,k}}(1,1)$ 和 $\mathbf{C}_{X_{q,k}}(3,3)$ 分别表示 x 轴和 y 轴的位置误差。由式(23)可知,此函数为关于目标 RCS、功率分配和波束选择的函数,并将其作为目标跟踪精度的衡量标准。

3 JBSPA 方案

3.1 优化模型构建

通过目标威胁程度评估,可以得到每个目标的归一化威胁度。最小化和值 (minimizing the sum, Min-sum) 准则是指将不同目标的 BCRLB 权重和值作为目标函数进行最小化,可以提升目标的整体跟踪精度。本文采用“Min-sum”准则建立目标函数,优化模型可以根据环境进行自适应的调整,从而实现更加合理的资源分配。并且波束选择过程中会考虑目标 RCS 信息,进一步提升多目标跟踪精度。建立的优化模型如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\mu_{q,k}^n, P_{q,k}^n} \sum_{q=1}^Q \gamma_{q,k} L(\alpha_{q,k}^n, \mu_{q,k}^n, P_{q,k}^n) \\ \text{s.t. } P_{\min}^n \leq P_{q,k}^n \leq P_{\max}^n \\ \sum_{q=1}^Q P_{q,k}^n = P_{\text{total}}^n \\ \sum_{q=1}^Q \mu_{q,k}^n = \varphi_{n,k} \leq \varphi_{n,\text{total}} \\ \sum_{n=1}^N \mu_{q,k}^n = \eta_k^q \leq \eta_{q,\text{total}} \\ \mu_{q,k}^n \in \{0, 1\} \\ \alpha_{q,k}^n \in \alpha_{\text{RCS}} \\ \forall q = 1, 2, \dots, Q; \forall n = 1, 2, \dots, N \end{array} \right. \quad (24)$$

式中: $\gamma_{q,k}$ 为 k 时刻目标 q 的权重,满足 $\sum_{q=1}^Q \gamma_{q,k} = 1$ 。 P_{\min}^n 和 P_{\max}^n 为单个波束的最小和最大功率; P_{total}^n 为雷达 n 的总发射功率; $\varphi_{n,k}$ 和 $\varphi_{n,\text{total}}$ 分别为 k 时刻雷达 n 发射的波束数量和雷达 n 的最大发射波束数量; η_k^q 和 $\eta_{q,\text{total}}$ 分别为 k 时刻目标 q 被跟踪的波束数量和目标 q 被跟踪的最大波束数量; α_{RCS} 为目标 RCS 数据库; $\alpha_{q,k}^n$ 取决于 $\mu_{q,k}^n$ 。

融合中心求得各目标的雷达预测观测角后,结合先验信息得到目标 RCS 信息。同等条件下,雷达会根据目标 RCS 预测值优先选择下一时刻 RCS 值更大的目标进行跟踪,避免了 RCS 未知变化导致的跟踪精度降低,能有效提升雷达组网系统对隐身目标的跟踪精度。

3.2 算法求解

优化模型中, $\alpha_{q,k}^n$ 可以看作先验知识,波束选择变量 $\mu_{q,k}^n$ 及功率分配变量 $P_{q,k}^n$ 为耦合关系,且 $\mu_{q,k}^n$ 为整数变量。精确解法是求得所有满足约束条件的波束集合之后,分别进行优化求解。但是计算复杂度会随着目标和雷达个数的增加而指数性地上升,故式(24)中的优化问题为 NP-hard 问题。为有效求解此问题,本文提出一种基于贡献度的快速求解算法。首先,假定功率平均分配并对原问题进行松弛求解。其次,建立贡献度矩阵并按照贡献度对波束进行选择。最后,在求得波束变量的条件下对功率进行优化求解。具体的算法求解过程如下:

1) 变量松弛。假设初始时目标由所有雷达进行跟踪,并且分配功率相同,即 $\mathbf{P}_{k,0} = \mathbf{I}_{N \times Q} / Q$ 。之后,将波束选择变量 $\mu_{q,k}^n$ 进行松弛,替换为 $[0, 1]$ 区间内的连续变量。从而将式(24)中的优化问题松弛为凸优化问题^[30]:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\mu_{q,k}^n} \sum_{q=1}^Q \gamma_{q,k} L(\alpha_{q,k}^n, \mu_{q,k}^n, \mathbf{P}_{k,0}) \\ \text{s.t. } 0 \leq \mu_{q,k}^n \leq 1 \\ \alpha_{q,k}^n \in \alpha_{\text{RCS}} \\ \forall q = 1, 2, \dots, Q; \forall n = 1, 2, \dots, N \end{array} \right. \quad (25)$$

利用内点法对式(25)中的凸优化问题进行求解。求得功率平均分配的条件下的松弛波束变量矩阵为

$$\mathbf{u}_{k,0} = \begin{bmatrix} \mu_{1,k}^1 & \cdots & \mu_{Q,k}^1 \\ \vdots & & \vdots \\ \mu_{1,k}^N & \cdots & \mu_{Q,k}^N \end{bmatrix} \quad (26)$$

2) 贡献度矩阵计算。在求得 $\mathbf{u}_{k,0}$ 之后,定义各个波束的贡献度函数如下:

$$\Delta L_{q,k}^n = \sum_{q=1}^Q \gamma_{q,k} L_1(\mathbf{u}_{k,0} |_{\mu_{q,k}^n=0}, \mathbf{P}_{k,0}) - \sum_{q=1}^Q \gamma_{q,k} L_1(\mathbf{u}_{k,0}, \mathbf{P}_{k,0}) \quad (27)$$

根据波束贡献度函数计算得到波束贡献度矩阵, 具体形式如下:

$$\Delta \mathbf{L} = \begin{bmatrix} \Delta L_{1,k}^1 & \cdots & \Delta L_{Q,k}^1 \\ \vdots & & \vdots \\ \Delta L_{1,k}^N & \cdots & \Delta L_{Q,k}^N \end{bmatrix} \quad (28)$$

当波束追踪目标时的距离越近, 目标 RCS 越大, $\Delta \mathbf{L}$ 中对应元素的值就越大。

3) 波束变量选择。 $\Delta \mathbf{L}$ 中对应元素值越大, 说明对应波束对于目标函数的贡献度越大。因此, 在满足波束数量约束的前提下, 对矩阵中的元素从大到小进行排序和筛选, 得到波束选择变量矩阵 \mathbf{u}_k^{op} 。

4) 功率变量计算。在确定波束变量的基础上, 式 (24) 中的优化问题可以转换为式 (29) 中的凸优化问题, 结论在文献 [31] 中已被证明。利用内点法对问题进行求解, 得到最终的优化输出值 $(\mathbf{u}_k^{\text{op}}, \mathbf{P}_k^{\text{op}})$ 。

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{P}_{q,k}^n} \sum_{q=1}^Q \gamma_{q,k} L(\alpha_{q,k}^n, \mathbf{u}_k^{\text{op}}, \mathbf{P}_{q,k}^n) \\ \text{s.t. } P_{\min}^n \leq P_{q,k}^n \leq P_{\max}^n \\ \sum_{q=1}^Q P_{q,k}^n = P_{\text{total}}^n \\ \alpha_{q,k}^n \in \alpha_{\text{rcs}} \\ \forall q = 1, 2, \dots, Q; \forall n = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (29)$$

4 仿真结果及分析

为验证本文资源优化分配算法的有效性, 设计单目标多节点和多目标多节点 2 种场景下的仿真实验, 作出以下假设: ①假设雷达组网系统中每个雷达节点的发射参数相同, 具体参数如表 1 所示。②假设本次实验中目标 RCS 起伏变化, 并且 RCS 数据库已知。仿真中利用 1 GHz 的垂直极化电磁波对缩比模型进行照射, 得到二维平面中目标 RCS 数据库如图 4 所示。③假设用功率为 $0.1P_{\text{total}}$ 的波束对 20 km 外的目标进行探测时, 对应接收端的量测误差 $\Omega_{q,k}^n = \text{diag}((100/c)^2, 10^2, 0.1^2)$ 。

设置蒙特卡罗实验次数 $N_{\text{sim}} = 100$, 采样总时间 $T_{\text{total}} = 240$ s, 采样时间间隔 $T_s = 3$ s, 每次采样的数据

表 1 雷达发射参数

Table 1 Transmitting parameters of radar

信号有效 带宽 β /MHz	信号有效 时宽 T /ms	波长 λ / m	最小发射 功率 P_{\max}	最大发射 功率 P_{\min}	总发射 功率 P_{total}
1	1	0.3	$0.2P_{\text{total}}$	$0.8P_{\text{total}}$	P_{total}

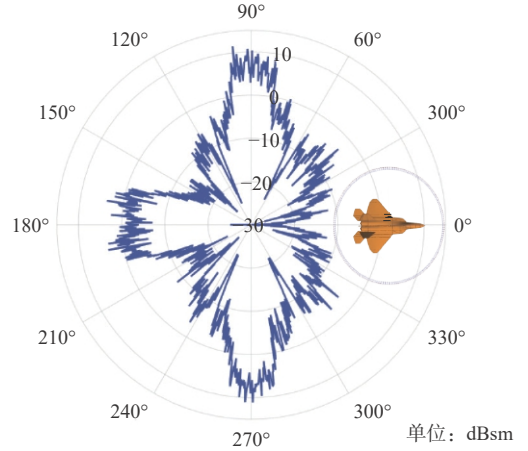


图 4 目标 RCS 数据库

Fig. 4 Database of target RCS

为一帧, 共有 80 帧数据用于仿真实验。定义目标均方根误差 (root mean square error, RMSE) 为

$$e_{\text{RMSE}q,k} = \sqrt{\frac{1}{N_{\text{sim}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{sim}}} [(x_{q,k} - \hat{x}_{q,k}^i)^2 + (y_{q,k} - \hat{y}_{q,k}^i)^2]} \quad (30)$$

式中: $(x_{q,k}, y_{q,k})$ 和 $(\hat{x}_{q,k}^i, \hat{y}_{q,k}^i)$ 分别代表 k 时刻目标 q 的真实位置和第 i 次仿真的估计位置。

4.1 单目标单节点场景

假设雷达组网系统由 $N = 3$ 个集中式 MIMO 雷达节点组成, 对 $Q = 1$ 个目标进行追踪。目标初始位置为 $(-60 \text{ km}, 0)$, 初始速度为 $(500 \text{ m/s}, 0)$ 。雷达和目标几何空间分布位置如图 5 所示。

目标运动过程中, 雷达对于各个目标的观测角会随着相对位置的改变而不断变化, 目标 RCS 也会随之改变。这会造成雷达优化模型与实际追踪场景的不匹配, 导致目标追踪精度的降低, 甚至造成目标丢失。本文资源优化分配算法可以有效地利用目标 RCS 对资源进行优化分配, 进而提升目标的

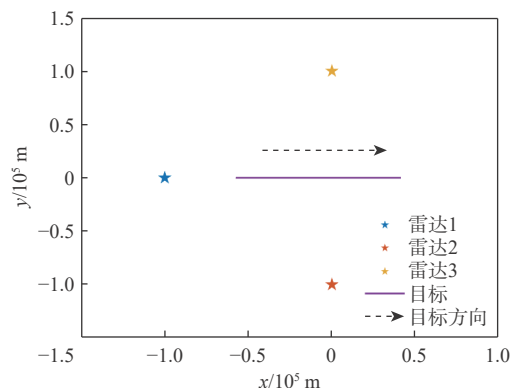


图 5 单目标场景下雷达和目标空间分布

Fig. 5 Spatial position between radar and target in single-target scenarios

跟踪精度。单个目标运动过程中的 RCS 变化示意图如图 6 所示。

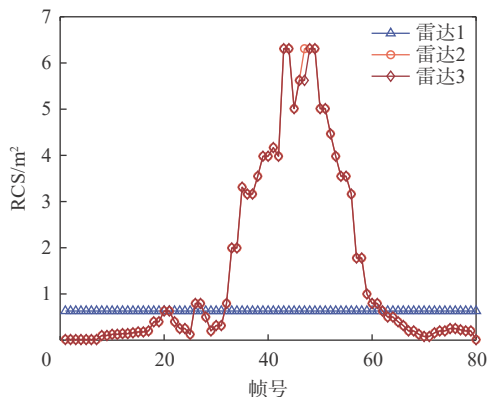


图 6 单目标场景下目标 RCS 变化

Fig. 6 Target RCS changing in single-target scenarios

由图 6 可知, 雷达 2 和雷达 3 相对于目标运动轨迹呈对称分布, 雷达观测角度相同, 因此, 对应的 RCS 值基本一致。雷达 1 在目标运动过程中雷达观测角保持不变, 因此, 对应的 RCS 值也保持不变。在初始时刻, 雷达 1 对应的 RCS 值大于雷达 2 和雷达 3 对应的 RCS 值; 在 30~60 帧时间段, 雷达 1 对应的 RCS 值小于雷达 2 和雷达 3 对应的 RCS 值; 在 60~80 帧时间段, 雷达 1 对应的 RCS 值大于雷达 2 和雷达 3 对应的 RCS 值。

假设每一时刻仅有 1 个雷达可以对目标进行跟踪, 对应的目标 RMSE 和 BCRLB 变化情况如图 7 所示, 对应的节点选择情况如图 8 所示。

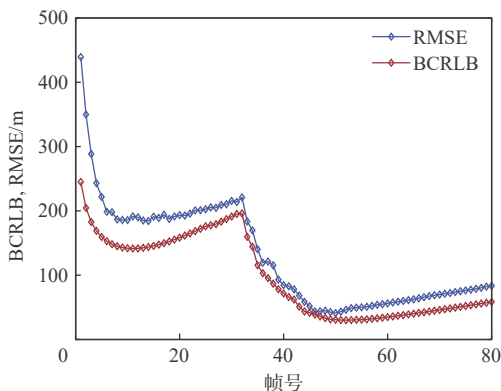


图 7 目标 RMSE 和 BCRLB 变化

Fig. 7 Chart of changes in target RMSE and BCRLB

由图 7 可知, 30 帧之前和 60 帧之后目标由雷达 1 跟踪。目标与雷达之间的距离不断变大并且目标 RCS 值不变, 因此, 图 7 中对应时间段内目标的 BCRLB 和 RMSE 有所增大。在 30~50 帧时间段内, 目标由雷达 2 跟踪并且此时目标的 RCS 值不断上升。RCS 值的影响为主要因素, 因此, 目标的 BCRLB 和 RMSE 有减小。在 50~60 帧时间段内,

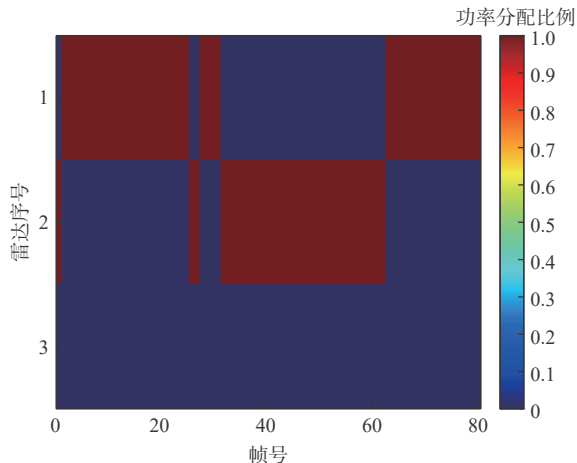


图 8 节点选择结果

Fig. 8 Node selection results

雷达 2 对应的 RCS 值急剧减小, 同时目标与雷达之间的距离不断变大, 因此, 目标的 BCRLB 和 RMSE 增大。

由图 8 可知, 在 30 帧之前, 目标由雷达 1 进行跟踪。由图 6 可知, 此时间段内雷达 1 对应的 RCS 值最大, 并且目标与雷达之间的距离最近, 因此, 目标由雷达 1 进行跟踪。在 30 帧左右时, 目标改为由雷达 2 进行跟踪。雷达 2 和雷达 3 对应的目标 RCS 值和距离均相同, 所以由雷达 2 和雷达 3 进行追踪的效果相同。由图 6 可知, 对应时刻雷达 2 的 RCS 值急剧增大, 并且雷达 2 和目标之间的距离不断减小, 所以目标改为由雷达 2 进行跟踪。在 50 帧左右时, 目标位于原点处, 仍然由雷达 2 进行追踪。此时目标与各个雷达之间的距离均相同, 应由 RCS 值更大的雷达进行追踪, 即由雷达 2 进行追踪, 结果验证了本文资源优化分配算法的有效性。在 60 帧左右时, 目标改为由雷达 1 进行跟踪。由图 6 可知, 50 帧以后雷达 2 对应的 RCS 值急剧减小。尽管 50 帧以后目标与雷达 2 之间的距离小于与雷达 1 之间的距离, 但是当目标 RCS 值的影响大于距离因素对量测误差的影响时, 目标改为由雷达 1 进行追踪。仿真结果表明: 单目标场景下雷达组网系统可以根据算法实时选择观测效果最佳的节点进行跟踪, 进而提升单目标跟踪精度, 验证了本文资源优化分配算法的有效性和稳定性。

4.2 多目标多节点场景

假设雷达组网系统由 $N=3$ 个集中式 MIMO 雷达节点组成, 对 $Q=3$ 个目标进行追踪, 并且设定每个目标的权重相同, 即 $\gamma_k = [1/3, 1/3, 1/3]$ 。目标初始运动参数如表 2 所示, 雷达和目标几何空间分布位置如图 9 所示。多目标运动过程中各雷达对应的目标 RCS 变化如图 10 所示。

表2 目标初始运动参数

Table 2 Parameters of targets motion at initial time

目标	初始位置/km	初始速度/(m·s ⁻¹)
1	(20, 40)	(100, 30)
2	(-120, 120)	(100, 140)
3	(-120, -120)	(-100, 140)

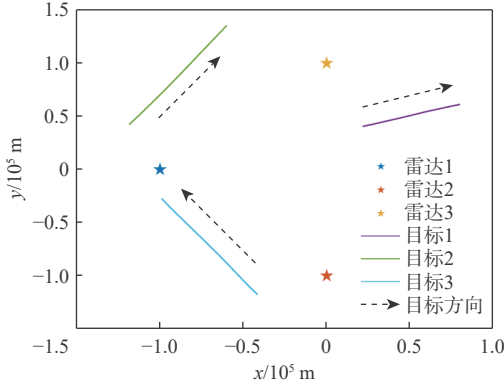


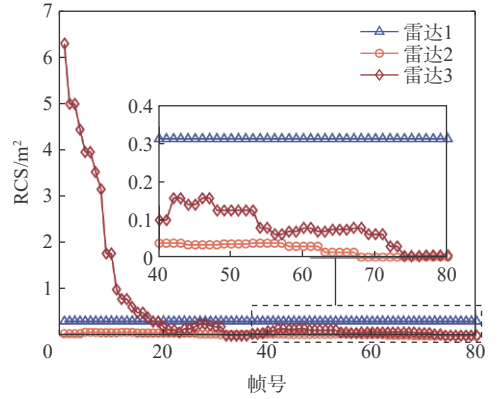
图9 多目标场景下雷达和目标空间分布

Fig. 9 Spatial position between radar and target in multi-target scenarios

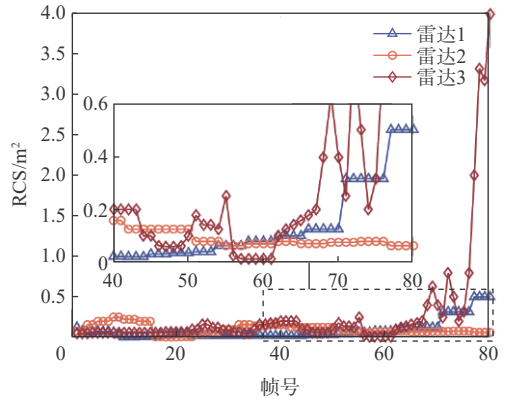
由图10可知,目标运动过程中,不同雷达的目标RCS相互交织,不断变化。资源分配过程中,目标先验RCS信息的有效利用,可以提升雷达资源利用率和目标跟踪精度。

为进一步证明RCS预测模型下波束及功率资源优化分配算法的有效性,设置了“RCS统计模型-波束功率联合优化”、“RCS预测模型-波束功率联合优化”和“RCS预测模型-固定波束功率”3组对比实验。图11中分别给出了3种仿真条件下的目标BCRLB权重和。从图中可以看出,固定波束功率策略的BCRLB权重和明显高于波束及功率联合优化策略。这说明固定波束功率策略下的跟踪精度最低,波束及功率资源的优化能有效提升目标跟踪精度。同时,在同样采用波束功率优化策略的前提下,RCS预测模型策略的BCRLB权重和低于RCS统计模型策略。特别是从40帧之后,差距更加明显。说明40帧之后RCS预测模型策略下的跟踪精度最高,跟踪效果最好。结合图12和图13中的资源分配情况来看,40帧之后不同策略下雷达的资源分配情况不同,从而造成了跟踪精度的差异。

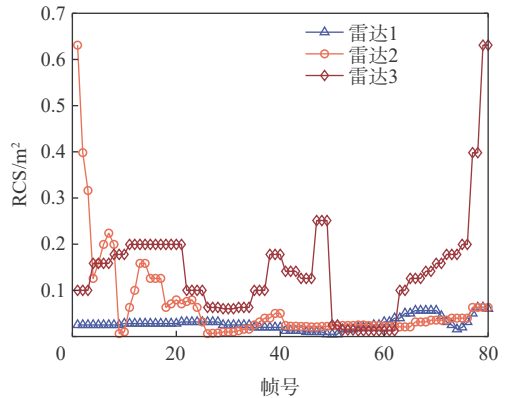
图12和图13分别为RCS统计模型和RCS预测模型下的资源分配结果。雷达和目标之间的距离会影响目标的量测误差,进而影响跟踪精度。由图12可知,在RCS统计模型策略下,资源分配结果主要与雷达和目标之间的距离有关。开始时刻,目标均由距离最近的雷达进行跟踪,具体为目标1由雷达3进行跟踪,目标2由雷达1进行跟踪,目标



(a) 目标1的RCS变化



(b) 目标2的RCS变化



(c) 目标3的RCS变化

图10 多目标场景下目标RCS变化图

Fig. 10 Target RCS changing map in multi-target scenarios

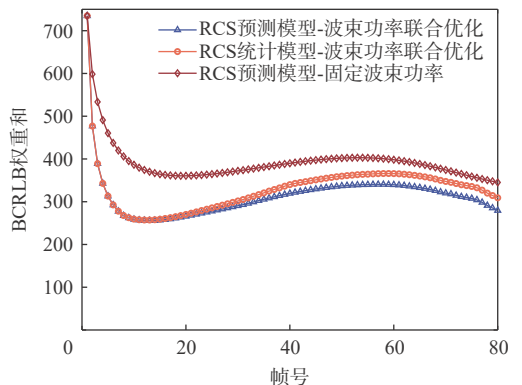
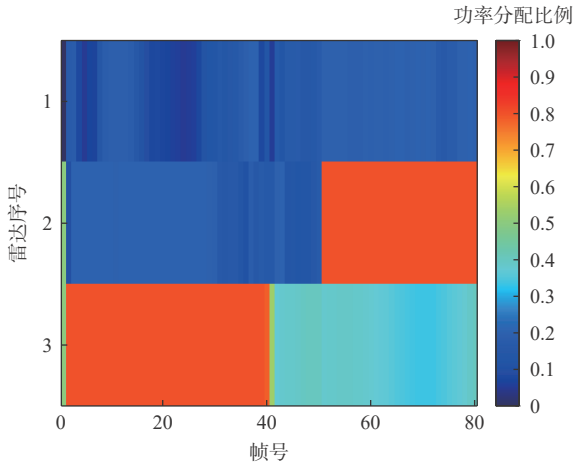
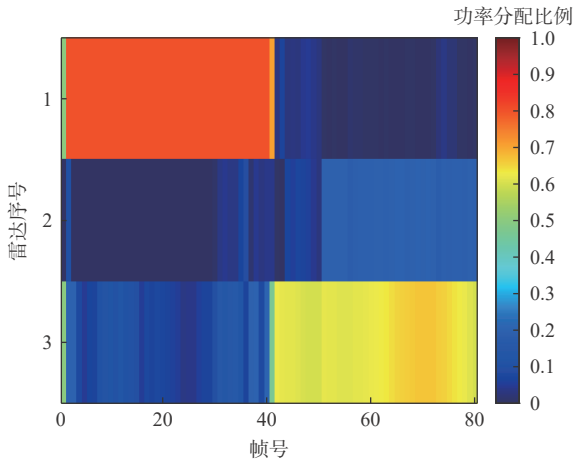


图11 BCRLB权重和对比

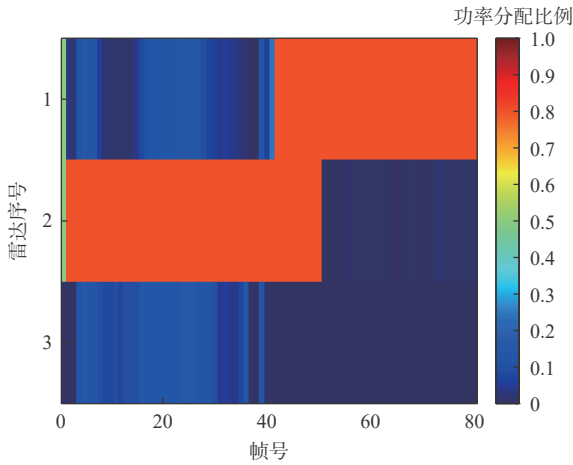
Fig. 11 Comparison of weighted BCRLB sum



(a) 目标1资源分配结果



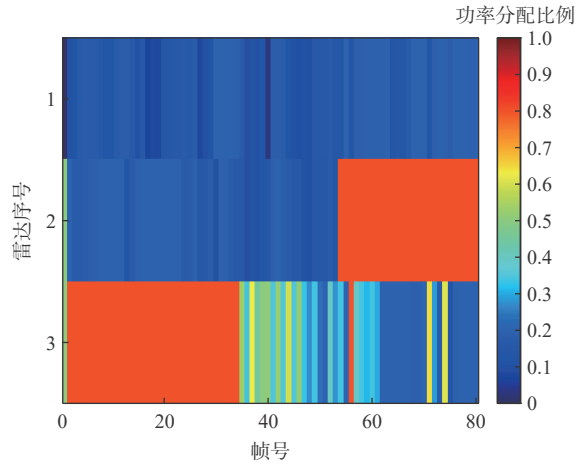
(b) 目标2资源分配结果



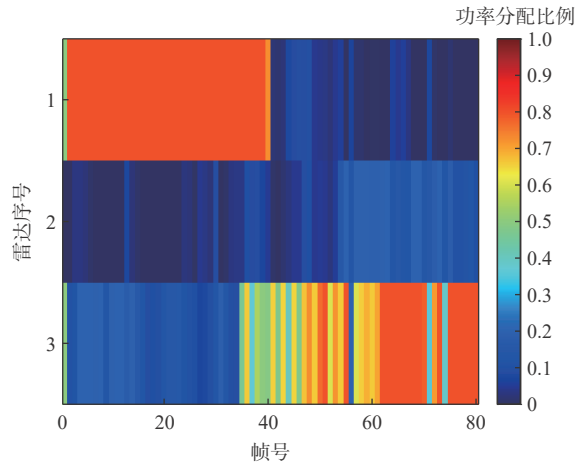
(c) 目标3资源分配结果

图 12 RCS 统计模型资源分配结果

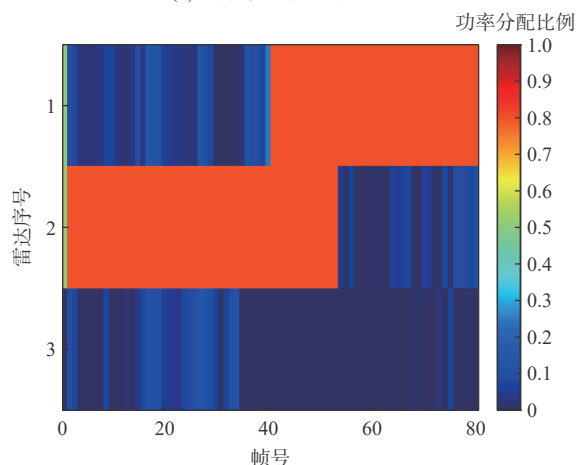
Fig. 12 Allocation results of RCS statistical model



(a) 目标1资源分配结果



(b) 目标2资源分配结果



(c) 目标3资源分配结果

图 13 RCS 预测模型资源分配结果

Fig. 13 Allocation results of RCS predicted model

3由雷达2进行跟踪。随着目标的运动,雷达与目标之间的距离发生变化,因此,雷达的波束分配发生变化。目标1不断远离雷达网络,导致量测误差增大。因此,40帧时刻左右,改为由雷达2和雷达3的部分资源跟踪。同时目标2与雷达3之间的距离越来越近,使得40帧时刻目标改为由雷达3跟踪。由于雷达3与目标1之间的距离最近,所以雷

达3的部分资源被用于追踪目标1,进而提升多个目标的整体跟踪精度。仿真过程中,目标3远离雷达2向雷达1运动,因此,追踪雷达由雷达2改为雷达1。

由图13可知,RCS预测模型策略下,雷达的波束分配与RCS统计模型策略下大体一致。因为量测误差主要受雷达与目标之间距离的影响,当距离

影响过大时,目标 RCS 对于量测误差的影响较小。在 0~40 帧时刻,图 13(a) 中目标 1 分配的波束数量要多于图 12(a) 中波束数量,主要是因为此时间段内雷达 3 对于目标 1 的 RCS 值要高于其他目标,因而雷达 3 将更加倾向于跟踪目标 1。40 帧时刻左右,目标 1 和目标 2 与雷达 3 之间的距离相近,RCS 对雷达资源分配的影响增大。结合图 10 (a) 和图 10 (b) 中的目标 RCS 变化图可知,40~80 帧目标 RCS 相互交织并不断变化。相比于图 12 和图 13 中的资源分配变化更加显著,主要是雷达系统调节资源分配来适配目标 RCS 的动态变化,从而维持目标的稳定跟踪。结合图 11 来看,RCS 预测模型策略在 40 帧之后要明显优于 RCS 统计模型策略,证明了本文 RCS 预测模型优化的可行性和有效性。

为进一步验证本文资源优化分配算法的时效性,在一台搭配 i9-13900HX 处理器、64 GB 内存的计算机上,利用 MATLAB R2022b 软件进行仿真。在单目标多节点和多目标多节点 2 种场景下进行了大量蒙特卡罗试验,得到不同场景下平均运行时间统计值,结果如图 14 所示。由图可知,单目标多节点场景下每帧的算法求解时间在 0.008 s 左右,多目标多节点场景下每帧的算法求解时间在 0.02 s 左右,符合目标跟踪过程中资源分配的实时性需求。

5 结 论

本文针对隐身目标 RCS 动态变化特性,提出一种面向隐身目标跟踪的集中式 MIMO 雷达组网系统波束及功率资源优化分配算法。

1) 在结合目标 RCS 数据库的基础上,通过预测雷达观测角的方式实现目标 RCS 的动态预测。

2) 本文提出一种基于贡献度的快速求解算法,能够对优化模型进行有效求解。

3) 本文资源优化分配算法能够有效地利用目标 RCS 信息,提升隐身目标的跟踪精度,并且满足资源分配的实时性需求。

资源维度的扩展可能是未来重点的研究方向之一。目标 RCS 不仅与雷达观测角相关,还与发射信号频率和极化方式相关。本文是在相同频率和极化条件下进行的仿真,未来工作将进一步拓展资源调控种类。通过丰富目标 RCS 数据库信息的方式,对雷达的发射信号频率和极化方式进行分配和选择,实现跟踪性能的进一步提升。

参考文献 (References)

- [1] 时晨光,董璟,周建江,等.飞行器射频隐身技术研究综述[J].系统工程与电子技术,2021,43(6):1452-1467.
SHI C G, DONG J, ZHOU J J, et al. Overview of aircraft radio frequency stealth technology[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(6): 1452-1467(in Chinese).
- [2] 王伟伦,王仲雷.预警雷达反隐身技术顶层设计[J].西北工业大学学报,2014,32(6):956-961.
WANG W L, WANG Z L. Top down plan on anti-stealth techniques of fixed early warning radar[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2014, 32(6): 956-961(in Chinese).
- [3] 师俊朋,胡国平,李涛.基于改进灰色关联算法的雷达反隐身能力评估[J].哈尔滨工业大学学报,2015,47(3):116-121.
SHI J P, HU G P, LI T. Evaluation of anti-stealth ability of radar on improved grey correlation algorithm[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2015, 47(3): 116-121(in Chinese).
- [4] 师俊朋,胡国平,王馨.基于证据融合的雷达反隐身性能评估方法[J].北京航空航天大学学报,2015,41(6):1095-1101.
SHI J P, HU G P, WANG X. Evaluation method for radar anti-stealth performance based on evidence fusion[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2015, 41(6): 1095-1101 (in Chinese).
- [5] 桑建华.飞行器隐身技术[M].北京:航空工业出版社,2013:14-15.
SANG J H. Low-observable technologies of aircraft[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2013: 14-15(in Chinese).
- [6] NATHANSON F E. Radar design principles[M]. New York: McGraw-Hill Book Company, 1969: 148-152.
- [7] 时晨光,王奕杰,代向荣,等.面向目标跟踪的机载组网雷达辐射参数与航迹规划联合优化算法[J].雷达学报,2022,11(5):778-793.

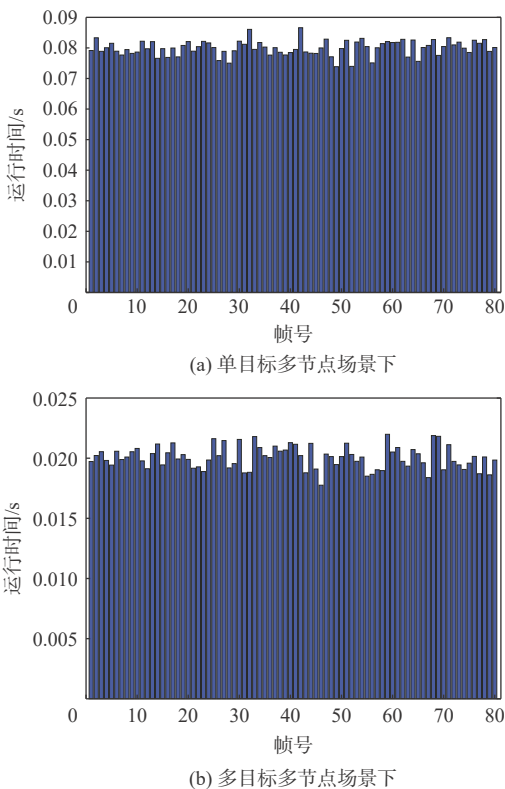


图 14 本文资源优化分配算法运行时间

Fig. 14 Runtime of the proposed resource optimization allocation algorithm

- SHI C G, WANG Y J, DAI X R, et al. Joint transmit resources and trajectory planning for target tracking in airborne radar networks[J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(5): 778-793(in Chinese).
- [8] 袁野. 面向认知跟踪的无线分布式雷达资源闭环调度方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
- YUAN Y. Research on closed-form resource allocation for wireless distributed radars with cognitive tracking[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2022.
- [9] GODRICH H, PETROPULU A P, POOR H V. Sensor selection in distributed multiple-radar architectures for localization: a knapsack problem formulation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(1): 247-260.
- [10] 严俊坤, 刘宏伟, 戴奉周, 等. 基于非线性机会约束规划的多基雷达系统稳健功率分配算法[J]. *电子与信息学报*, 2014, 36(3): 509-515.
- YAN J K, LIU H W, DAI F Z, et al. Nonlinear chance constrained programming based robust power allocation algorithm for multistatic radar systems[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(3): 509-515(in Chinese).
- [11] XIE M C, YI W, KIRUBARAJAN T, et al. Joint node selection and power allocation strategy for multitarget tracking in decentralized radar networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(3): 729-743.
- [12] YI W, YUAN Y, HOSEINNEZHAD R, et al. Resource scheduling for distributed multi-target tracking in netted colocated MIMO radar systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 1602-1617.
- [13] YUAN Y, YI W, HOSEINNEZHAD R, et al. Robust power allocation for resource-aware multi-target tracking with colocated MIMO radars[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 69: 443-458.
- [14] SHI C G, WANG Y J, SALOUS S, et al. Joint transmit resource management and waveform selection strategy for target tracking in distributed phased array radar network[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 58(4): 2762-2778.
- [15] DAI J H, YAN J K, LV J D, et al. Composed resource optimization for multitarget tracking in active and passive radar network[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5119-5125.
- [16] 黄培康, 殷红成, 许小剑. 雷达目标特性[M]. 2版. 北京: 电子工业出版社, 2009.
- HUANG P K, YIN H C, XU X J. Radar target features[M]. 2nd. Beijing: Electronics Industry Press, 2009.
- [17] 袁俊超, 张小宽, 杜涛, 等. 战术机动对隐身飞机检测概率的影响研究[J]. *微波学报*, 2017, 33(2): 83-88.
- YUAN J C, ZHANG X K, DU T, et al. Study about the effect of tactical maneuver on stealth aircraft detection[J]. *Journal of Microwaves*, 2017, 33(2): 83-88(in Chinese).
- [18] INASAWA Y, SAITO M, NAITO I, et al. Numerical calculation and experimental validation of RCS analysis for radome-enclosed scatterer by using PMCHWT-formulation[C]//Proceedings of the URSI General Assembly and Scientific Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2011: 1-4.
- [19] YAN J K, PU W Q, ZHOU S H, et al. Optimal resource allocation for asynchronous multiple targets tracking in heterogeneous radar networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 4055-4068.
- [20] YUAN Y, YI W, KIRUBARAJAN T, et al. Scaled accuracy based power allocation for multi-target tracking with colocated MIMO radars[J]. *Signal Processing*, 2019, 158: 227-240.
- [21] LI J, STOICA P. MIMO radar with colocated antennas[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 24(5): 106-114.
- [22] 齐斌, 谢军伟, 张浩为, 等. 基于目标检测的混合分布式 PA-MIMO 雷达系统阵元优化部署[J]. *雷达学报*, 2023, 12(3): 576-589.
- QI C, XIE J W, ZHANG H W, et al. Hybrid distributed PA-MIMO radar system model for improved target detection performance [J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(3): 576-589(in Chinese).
- [23] LI Z J, XIE J W, ZHANG H W, et al. Joint target assignment and power allocation in the netted C-MIMO radar when tracking multi-targets in the presence of self-defense blanket jamming[J]. *Defence Technology*, 2023, 24: 414-427.
- [24] YAN J K, JIU B, LIU H W, et al. Prior knowledge-based simultaneous multibeam power allocation algorithm for cognitive multiple targets tracking in clutter[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(2): 512-527.
- [25] 蒋春启, 郑娜娥, 左宗, 等. 突出重点目标跟踪的分布式 MIMO 雷达阵元选取[J]. *系统工程与电子技术*, 2021, 43(10): 2860-2868.
- JIANG C Q, ZHENG N E, ZUO Z, et al. Antenna selection of distributed MIMO radar on target tracking with key target highlighted[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2021, 43(10): 2860-2868(in Chinese).
- [26] XIE M C, YI W, KONG L J, et al. Receive-beam resource allocation for multiple target tracking with distributed MIMO radars[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, 54(5): 2421-2436.
- [27] NGUYEN N H, DOGANCA Y K, DAVIS L M. Adaptive waveform selection for multistatic target tracking[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(1): 688-701.
- [28] 段毅, 谭贤四, 曲智国, 等. 基于临空目标 RCS 预测的相控阵雷达资源自适应分配方法[J]. *电子与信息学报*, 2022, 44(12): 4151-4158.
- DUAN Y, TAN X S, QU Z G, et al. Adaptive resource management method for phased array radar based on RCS prediction of hypersonic gliding vehicle[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(12): 4151-4158(in Chinese).
- [29] NIEHSEN W. Information fusion based on fast covariance intersection filtering[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Information Fusion. Piscataway: IEEE Press, 2002: 901-904.
- [30] YAN J K, LIU H W, JIU B, et al. Simultaneous multibeam resource allocation scheme for multiple target tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(12): 3110-3122.
- [31] YAN J K, LIU H W, PU W Q, et al. Joint beam selection and power allocation for multiple target tracking in netted colocated MIMO radar system[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(24): 6417-6427.

A resource optimization allocation algorithm for radar networked system for stealth target tracking

HUANG Jieyu¹, ZHANG Haowei^{1,*}, XIE Junwei¹, LI Zhengjie², QI Cheng¹, DING Zihang¹

(1. College of Air and Missile Defense, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;

2. High Speed Aerodynamic Institute, China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang 621000, China)

Abstract: Resources are typically optimized using the radar cross section (RCS) statistical model in the detection process of conventional collocated multiple-input multiple-output (MIMO) radar networks. However, the RCS of stealth targets changes dynamically, which can lead to the degradation of target tracking accuracy or even target loss. To address this problem, a collocated MIMO radar networked system resource optimization allocation algorithm for stealth target tracking is proposed. Firstly, the target state is estimated using the covariance intersection (CI) fusion filtering algorithm, and the predicted Bayesian Cramér-Rao lower bound (BCRLB) under the CI fusion criterion is derived. After that, the target RCS is predicted based on the property that the target RCS is related to the radar predicted observation angle, and the objective function is consisted of the weighted sum of individual target BCRLB. Consequently, a beam and power optimization algorithm under the RCS predicted model is established. Subsequently, a contribution-based fast solution algorithm is proposed to solve the model. In comparison to the RCS statistical model strategy, simulation results demonstrate that the proposed algorithm can efficiently use the target RCS information to achieve a better resource allocation, which can increase the accuracy of stealth target tracking, under the stealth target RCS dynamically changing scenario.

Keywords: collocated MIMO radar networking; predicted Bayesian Cramér-Rao lower bound; radar cross section prediction; fast solution algorithm; beam and power allocation; multi-target tracking

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0811

高机动飞机机翼机动载荷控制方法

赵卓林^{1,2}, 左林玄², 钱卫^{1,*}, 陈同银², 瓮哲², 王子安³

(1. 大连理工大学 力学与航空航天学院, 大连 116024; 2. 中国航空工业集团有限公司 沈阳飞机设计研究所, 沈阳 110035;

3. 南京航空航天大学 航空学院, 南京 210000)

摘 要: 高机动飞机的机动载荷是机体结构强度主要设计约束, 对飞机的机体结构质量和飞行疲劳损伤情况影响较大。面向高机动飞机对更轻机体结构和更长飞行使用寿命的要求, 提出以法向过载为反馈参数, 通过操纵面动态偏转实施机翼机动载荷控制的方法, 以常规布局高机动飞机的典型极限机动为研究对象, 综合分析机翼操纵面偏转影响优选了载荷控制策略, 并完成了不同门限启动控制策略的机翼机动载荷控制效果仿真分析。结果表明: 以 75% 最大法向过载为启动门限, 按选定的策略将操纵面动态偏转 5°, 即可达到将机翼弯矩峰值降低 10% 的控制效果, 所提方法在降低高机动飞机机体承载能力要求和减轻高机动飞机机体疲劳损伤方面具有重要的应用潜力和前景。

关键词: 高机动飞机; 飞行载荷; 机动载荷控制; 机翼弯矩; 控制策略

中图分类号: V215.1

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2026)02-0482-08

飞行载荷指的是飞机在爬升、巡航、下降等不同阶段的飞行过程中, 作用在机体上的力的大小和分布形式, 由气动载荷分布^[1-2]和惯性载荷分布组合而成, 并且由大气环境、飞行参数和飞机本体特性三方面条件决定。其中, 大气环境指的是大气的随机扰动情况, 如紊流、气象等; 飞行参数指的是飞机飞行的高度、速度与角速度、加速度与角加速度等; 飞机本体特性指的是飞机的外形与构型、操纵面设置与偏转、质量特性(质量、重心和质量分布等)、结构刚度特性等。所以, 一般飞机的飞行载荷设计都是通过空气动力学、飞行力学、结构弹性力学和飞行控制等学科的耦合分析^[3-6]进行的, 另外, 高超声速飞机还需要考虑热效应^[7-8]。

飞机的飞行载荷也可以分为机动载荷和阵风载荷, 低速飞机一般受大气环境影响较大, 其飞行载荷以阵风载荷为主, 通过分析飞机在大气环境中飞行时的响应来得到; 高速飞机一般受大气环境影响较小, 其飞行载荷以机动载荷为主, 尤其高机动

飞机的飞行载荷, 主要通过按照标准规范和飞机的机动性能指标^[9]分析确定可能出现的飞行载荷工况, 并进行载荷平衡计算^[10]来得到。可见, 高机动飞机的飞行载荷以主动操纵产生的机动载荷为主, 主要由飞机本体特性和操纵方式决定。

机动载荷控制 (maneuver load control, MLC), 也称机动载荷减缓 (maneuver load alleviation, MLA), 一般是通过控制操纵面偏转来进行飞机机动飞行过程中翼面和机体载荷分布的动态调整, 降低或缓和关键部位受载的严重程度, 从而为飞机轻量化设计、长寿命设计和高机动能力设计等各方面要求的实现, 探索行之有效的技术途径。

国外早在 20 世纪 90 年代就开展了“主动柔性机翼 (active flexible wing, AFW)”计划^[11], 也就是后来的“主动气动弹性机翼 (active aeroelastic wing, AAW)”计划, 其提出并研究了滚转机动载荷减缓 (rolling maneuver load alleviation, RMLA) 控制律设计方法及风洞试验^[12], 后来依据 AAW 计划研究成

收稿日期: 2023-12-13; 录用日期: 2024-07-05; 网络出版时间: 2024-12-11 10:17

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20241210.1535.001

基金项目: 国家自然科学基金 (11402115)

* 通信作者. E-mail: qianwei@dlut.edu.cn

引用格式: 赵卓林, 左林玄, 钱卫, 等. 高机动飞机机翼机动载荷控制方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52 (2): 482-489.

ZHAO Z L, ZUO L X, QIAN W, et al. Wing maneuvering load control method of high maneuvering aircraft [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52 (2): 482-489 (in Chinese).

果进行了F/A-18战斗机的应用尝试,在保证机动性不变的前提下,有效的降低了结构质量^[13-14]。

国内在机动载荷控制方面的研究尚处于起步阶段,研究人员开展了大型运输机的机动载荷控制方法研究^[15]、机动载荷减缓控制系统设计与仿真方法研究^[16]及大型运输机的机翼机动载荷控制对结构质量的影响研究^[17]等。北京航空航天大学开展了滚转机动载荷减缓风洞试验研究^[18],在低速风洞中取得了飞机滚转带来的机翼弯矩和扭矩增量分别降低33%和35%的降载收益。北京航空航天大学开展的另一项多控制面机翼阵风减缓主动控制与风洞试验验证^[19]研究中,通过设计阵风减缓控制律操纵机翼控制面成功将翼尖加速度减小了10%~40%。

本文面向高机动飞机对更轻机体结构和更长飞行使用寿命的要求,以典型常规布局高机动飞机机翼机动载荷为研究对象,通过机翼载荷影响机理分析确定主动控制操纵面使用策略及相应的控制方法,完成了典型极限动作机动载荷无控/有控仿真分析,取得了将机翼弯矩峰值降低10%的控制效果,说明本文方法在降低高机动飞机机体承载能力要求和减轻高机动飞机机体疲劳损伤方面具有重要的应用潜力和前景。

1 机动载荷控制分析方法

1.1 典型极限机动动作定义

从受载状态来看,高机动飞机机翼和机身的严重受载工况对应最大法向过载的对称和非对称机动情况,对称机动对应左右机翼承受相同的最大载荷,非对称机动则是左右机翼在最大对称受载的基础上叠加副翼差动的影响,是机翼和机身严重受载的典型状态。

从机动形式来看,高机动飞机典型极限机动动作应参考国内现行的军用飞机飞行载荷规范^[20-21]对固定翼飞机的飞行载荷设计要求,及典型战斗特技机动动作如急转弯、瞬时急转、大过载减速转弯等相类似的杆舵操纵特性来进行动作设计。

本文基于高机动飞机飞行特点和受载状态,从对高机动飞机飞行载荷设计更具指导意义的角度出发,参考载荷规范建议值,定义的典型极限机动动作作为飞机从高亚音速1g平飞快速拉起至法向过载8g,过程中压杆形成50(°)/s的滚转角速度,并保持压杆量直至法向过载回到1g。

1.2 飞行动力学仿真方法

飞机在空间的受力和运动是一个多种因素耦合的复杂动力学体系,建模时一般将飞机视为理想

刚体,将地面视为平面,忽略地面曲率变化对飞行过程的影响,将地面坐标视为惯性坐标来建立相对完整的六自由度运动方程,形成飞机质点动力学非线性仿真模型^[22-24]。

平动动力学方程:

$$m \left(\begin{bmatrix} \dot{V}_x \\ \dot{V}_y \\ \dot{V}_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_z & 0 & -\omega_x \\ -\omega_y & -\omega_x & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ V_z \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} F_x \\ F_y \\ F_z \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: m 为飞机质量; V_x 、 V_y 、 V_z 为速度在体轴系的三轴分量; ω_x 、 ω_y 、 ω_z 为体轴系的三轴角速度; F_x 、 F_y 、 F_z 为合力在体轴系的三轴的分量。

转动动力学方程:

$$\begin{bmatrix} I_x \dot{\omega}_x \\ I_y \dot{\omega}_y \\ I_z \dot{\omega}_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_x \\ M_y \\ M_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (I_y - I_z) \omega_y \omega_z \\ (I_z - I_x) \omega_z \omega_x \\ (I_x - I_y) \omega_x \omega_y \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: I_x 、 I_y 、 I_z 为体轴系的三轴转动惯量; M_x 、 M_y 、 M_z 为合力矩在体轴系各轴的分量。

1.3 机动载荷仿真分析方法

在通用的飞行动力学仿真方法中,将包含飞机气动、质量、飞控系统模型与部件载荷模型相结合,即可开展从发出操纵指令控制操纵面偏转引起的飞机力和力矩的变化改变飞机姿态起,到完成机动动作得到机动过程中的飞行参数和部件机动载荷变化的仿真分析。

因此,在机动过程中实施主动载荷控制的方法主要是通过动态改变本体特性来改变和优化载荷分布,达到总载荷相同的情况下,降低部件机动载荷峰值的目的。可能的方法或途径包括但不限于主动流动控制、主动智能变体、新型智能材料应用等,本文使用操纵面偏转变弯度控制载荷分布的方法,通过在常规飞行动力学仿真流程中加入主动载荷控制模块来研究机动载荷控制方法和效果。

主动载荷控制模块工作时,使用与飞机基础控制律同源飞行参数为输入,输出用于控制机动载荷变化的指令,对飞机基础控制律的指令进行附加修正,共同驱动作动系统进行工作。相应的主动载荷控制模块不工作时则不影响基础控制律工作,如图1所示。

1.4 基于操纵面偏转的机翼载荷控制方法

一般常规布局的高机动飞机,基础的操纵面使用策略为前缘襟翼保持“零”位不动,在低速或大迎角飞行时从“零”位向下偏转延缓气流分离;后缘襟副翼起飞着陆阶段从“零”位向下偏转增升,并在空中飞行阶段从“零”位左右两侧差动偏转实现滚转操纵。按本文定义的典型极限机动动作,机

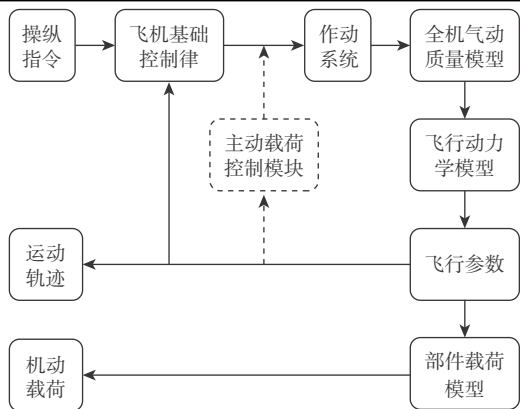


图1 机动载荷仿真分析方法

Fig. 1 Method for simulating and analyzing dynamic loads

翼载荷由法向过载(代表迎角和动压的综合效应)、滚转角速度、滚转角加速度、前缘襟翼偏度、后缘襟副翼偏度、尾翼偏度、侧滑角度等参数和结构刚度特性与质量特性共同决定,如图2所示。

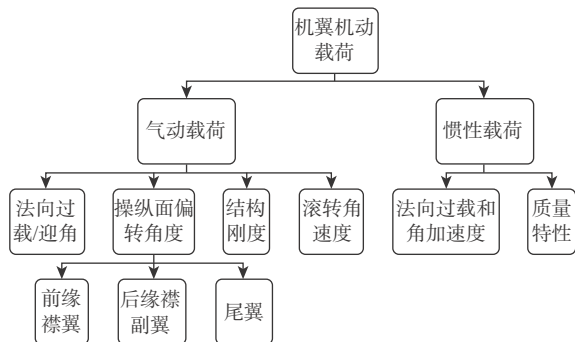


图2 机翼载荷影响因素分析

Fig. 2 Analysis of factors influencing wing loads

按照本文定义的典型极限机动动作和分析,在相同的目标法向过载和滚转角速度与角加速度、结构刚度和质量特性条件下,机翼机动载荷的决定因素为法向过载和操纵面偏转角度。从可靠性和精准度的角度,可以选用法向过载作为反馈参数来设计相应的主动载荷控制模块,嵌入到机动载荷仿真分析中通过改变操纵面偏转角度进行载荷主动控制。因此,机翼载荷控制方法如图3所示,具体如下:

- 1) 基于操纵面对机翼载荷影响的敏感度来分析确定载荷控制操纵面使用策略;
- 2) 基于载荷控制效果优化确定启动/退出载荷控制的条件(法向过载门限值);
- 3) 基于对飞机机动动作影响程度优化载荷控制策略(操纵面使用量和启动/退出门限);
- 4) 基于操纵面铰链力矩匹配情况优化载荷控制策略;
- 5) 通过有/无控机动载荷仿真分析进行载荷控制策略优化和控制效果确认。

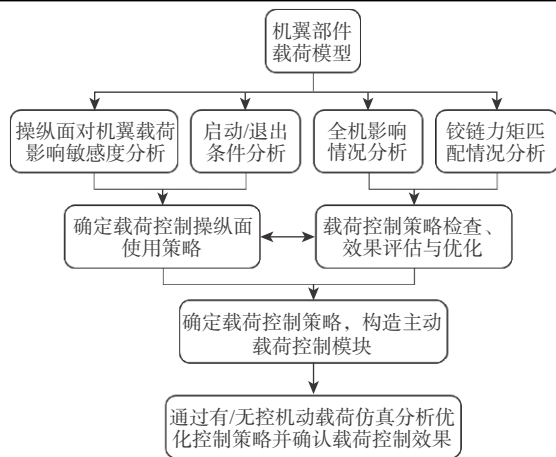


图3 机翼载荷控制分析方法

Fig. 3 Method for analyzing wing load control

2 机翼载荷控制策略分析

2.1 机翼部件载荷计算分析方法

飞机飞行过程中受到的飞行载荷为机体在气动载荷与惯性载荷共同作用下,结构弹性变形收敛状态的载荷,需要通过开展多学科耦合建模与仿真分析得到,常用的飞机弹性载荷分析方法如MSC·Nastran软件^[25-26],可以按指定马赫数、速压、平衡规则等,对相应的气动/结构/质量分布耦合模型进行结构变形和弹性载荷收敛的计算分析。

本文中分析的各部件总载荷为该部件刚体气动载荷、弹性气动载荷变化量和惯性载荷的总和。其中,各部件刚体气动载荷通过基于刚体假设的计算流体力学(computational fluid dynamics, CFD)仿真方法得到;弹性气动载荷变化量使用MSC·Nastran对应方法计算得到;惯性载荷基于部件质量、重心等与飞行参数计算得到。

2.2 分析模型与坐标系定义

以典型常规布局高机动飞机为例进行分析,飞机由机身、左右机翼、左右水平尾翼和左右垂直尾翼构成,全动水平尾翼用于俯仰操纵,全动垂直尾翼用于航向操纵。飞机的机翼上布置了前缘襟翼(偏度为 δ_{e})、内侧襟副翼(偏度为 δ_{ic})、外侧副翼(偏度为 δ_a)3对操纵面。

为分析飞机的结构弹性对载荷分布的影响,使用Patran软件建立全机结构有限元模型及全机气动结构插值模型,如图4所示。

飞行载荷分析坐标系原点 O_{jt} 位于飞机重心, x_{jt} 向后为正, y_{jt} 向右为正, z_{jt} 向上为正,如图5所示。

为研究机翼载荷变化情况,在左右机翼对称位置各设置了2个机翼局部坐标系,其三轴方向与飞行载荷分析坐标系相同,机翼局部坐标系原点位于

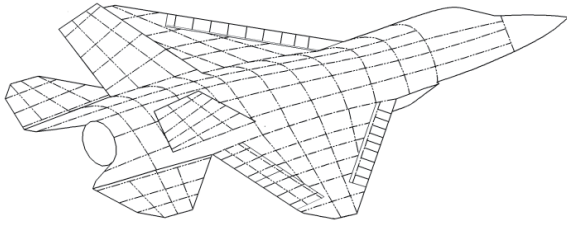


图 4 飞机结构有限元模型

Fig. 4 Finite element model of aircraft structure

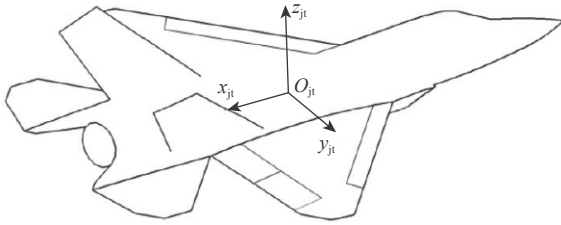


图 5 机体坐标系

Fig. 5 Aircraft body coordinate system

机翼根弦和机翼中部(内侧襟副翼与外侧副翼分离所在展向位置)的弦长 30% 处, 如图 6 所示。

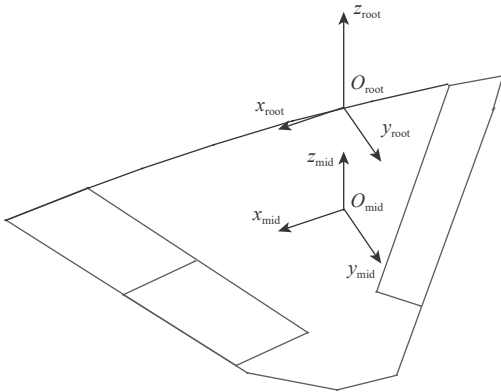


图 6 机翼局部坐标系

Fig. 6 Wing local coordinate system

2.3 操纵面偏转对机翼载荷影响分析

按照本文方法, 使用 2.1 节的计算分析方法构造不同操纵面偏转的机翼载荷数据, 来进行操纵面偏转对机翼载荷的影响分析, 确定载荷控制操纵面使用方式。

基于 2.2 节的算例模型开展了基本状态(操纵面不偏)、前缘襟翼偏转、外侧副翼偏转、内侧襟副翼和外侧副翼共同偏转及前缘襟翼与内侧襟副翼和外侧副翼共同偏转等可能出现的操纵面偏转方式的全机和机翼载荷计算。

表 1 给出了以 8g 稳定俯仰为基础工况, 进行机翼弹性载荷随各操纵面变化相应载荷工况。

将计算得到的机翼翼根载荷(弯矩)、翼中载荷(弯矩)及前襟、襟副翼、副翼等操纵面载荷(铰链力矩)等各部位载荷除以最大法向过载稳定俯仰情

况的基础载荷, 来进行相对量的影响分析, 如图 7~图 13 所示。

表 1 机动载荷计算工况

Table 1 Maneuvering load calculation condition

序号	$\delta_{lc}/(^{\circ})$	$\delta_{ic}/(^{\circ})$	$\delta_a/(^{\circ})$
1	0	0	0
2	0	0	-5~5
3	0	-5~5	-5~5
4	-5	0	0
5	-5	0	-5~5
6	-5	-5~5	-5~5

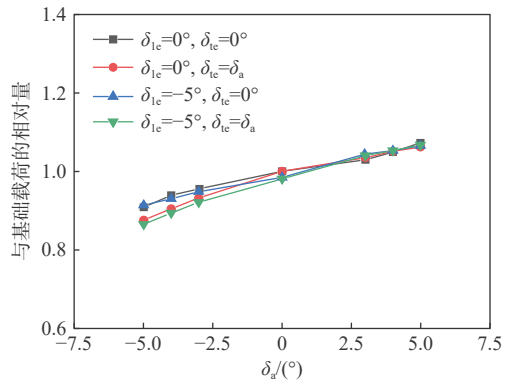


图 7 机翼根部弯矩随操纵面角度的变化

Fig. 7 Variation of wing root bending moment with control strategy

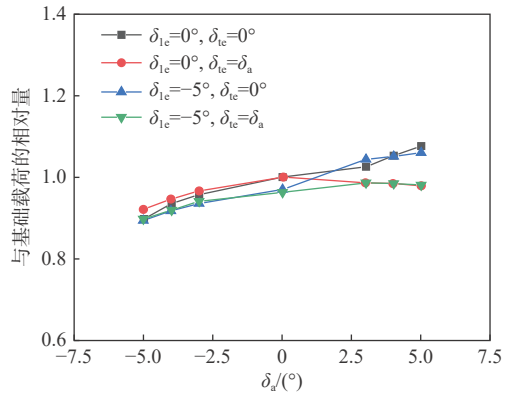


图 8 机翼中部弯矩随操纵面角度的变化

Fig. 8 Variation of bending moment in middle of wing with control strategy

从典型工况计算结果分析可以发现, 通过外侧副翼或外侧副翼与内侧襟副翼组合同步负偏可以有效降低机翼整体载荷, 但同时会引起前缘襟翼载荷增加, 需要与前缘襟翼负偏相结合来达到机翼与各操纵面载荷的综合控制效果。典型操纵面偏转对机翼和相关操纵面载荷影响如下:

- 1) 前缘襟翼偏转 -5° 可以大约降低 1.5% 机翼翼根部载荷、4% 机翼中部载荷和 25% 前缘襟翼载荷, 对襟副翼和副翼等后缘操纵面载荷影响较小;
- 2) 外侧副翼偏转 -5° 可以大约降低 10% 机翼翼根

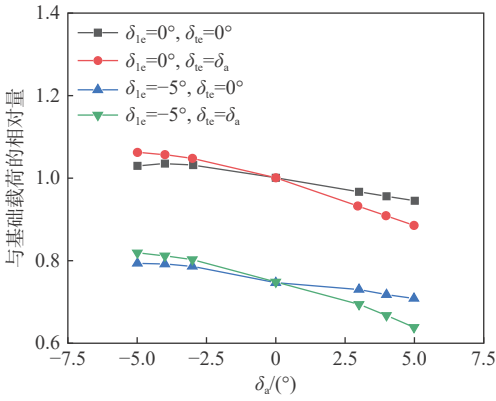


图9 右前缘襟翼铰链力矩随操纵面角度的变化

Fig. 9 Variation of hinge moment of right leading edge flap with control strategy

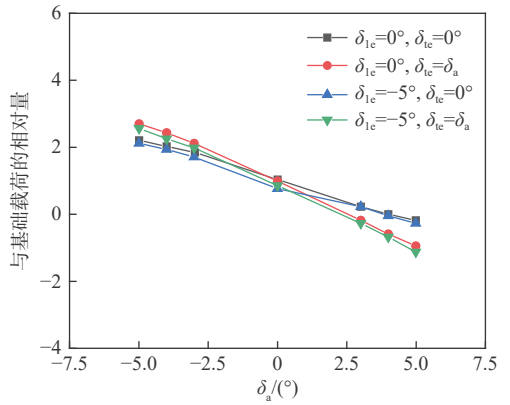


图12 左外侧副翼铰链力矩随操纵面角度的变化

Fig. 12 Variation of hinge moment of left outboard aileron with control strategy

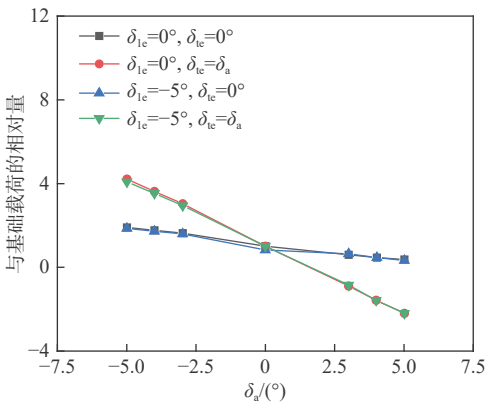


图10 左内侧襟副翼铰链力矩随操纵面角度的变化

Fig. 10 Variation of hinge moment of left inner flap and aileron with control strategy

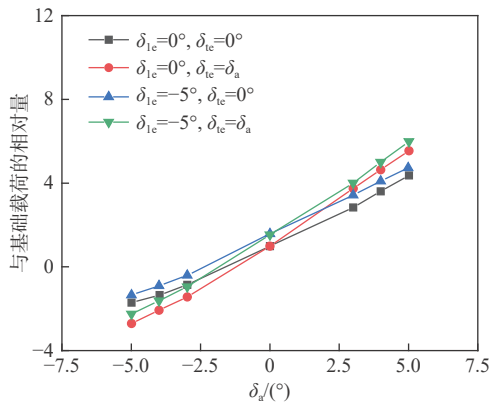


图13 右外侧副翼铰链力矩随操纵面角度的变化

Fig. 13 Variation of hinge moment of right outboard aileron with control strategy

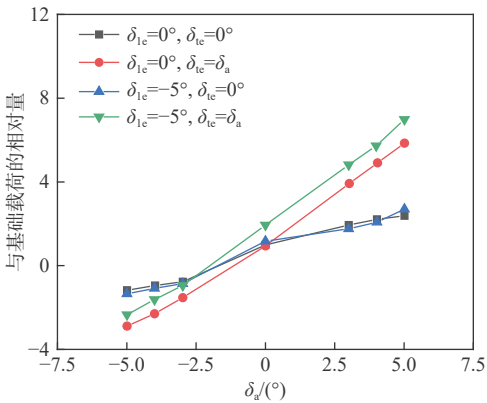


图11 右内侧襟副翼铰链力矩随操纵面角度的变化

Fig. 11 Variation of hinge moment of right inner flap and aileron with control strategy

部和中部载荷,并增加1.5%前缘襟翼载荷。内侧襟副翼如与外侧副翼同步偏转将进一步强化对各部件载荷影响效果。

因此,选用前缘襟翼下偏、襟副翼和副翼同步上偏的组合使用方式来同时降低机翼、前缘襟翼载荷。综合分析该组合方式不同用量对8g全机配平

姿态和配平载荷的影响及操纵面铰链力矩匹配情况等,选定的操纵面使用方式为8g时将前缘襟翼下偏5°,将襟副翼和副翼同步上偏5°。

2.4 机翼载荷控制策略分析

按照分析的操纵面使用方式,以飞机法向过载为反馈参数实施机翼机动载荷控制,选定的机翼载荷控制策略如图14所示,具体如下:

1) 当法向过载小于门限值,操纵面不进行载荷控制偏转;

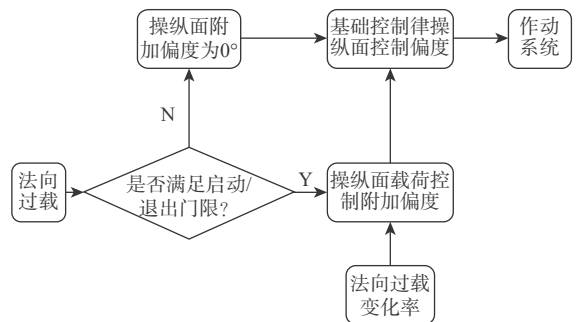


图14 机动载荷控制逻辑

Fig. 14 Logic for controlling dynamic loads

2) 当法向过载大于门限值且过载变化率为正, 则机翼载荷将进一步增加, 操纵面往减载方向偏转 (前缘襟翼向下偏, 襟副翼和副翼向上偏);

3) 当法向过载大于门限且过载变化率为负, 则机翼载荷将进一步减小, 操纵面往附加操纵中立位方向偏转 (前缘襟翼向上偏, 襟副翼和副翼向下偏);

4) 操纵面偏转速率按可用的最大速率。

3 机翼机动载荷控制仿真分析

按本文机翼载荷控制方法和策略, 开展了无控制、门限 5g 启动/退出控制、门限 6g 启动/退出控制和门限 7g 启动/退出控制 4 种情况的机动载荷仿真分析。

由图 15~图 19 可知, 按照选出的控制策略进行随过载变化的操纵面偏转, 可以有效降低机翼载荷, 其中, 门限 5g 和门限 6g 的效果基本相当, 随着启动门限升高到 7g, 由于启动时已形成更大的载荷, 使得整体卸载效果下降。

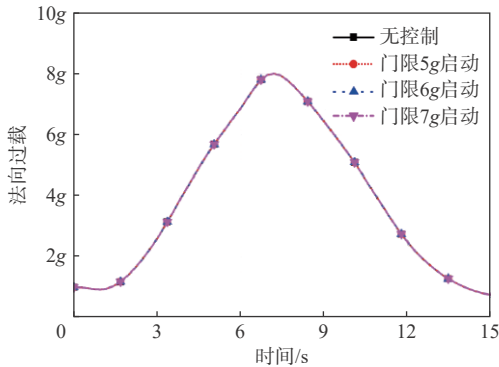


图 15 法向过载时间历程曲线

Fig. 15 Normal acceleration time history curves

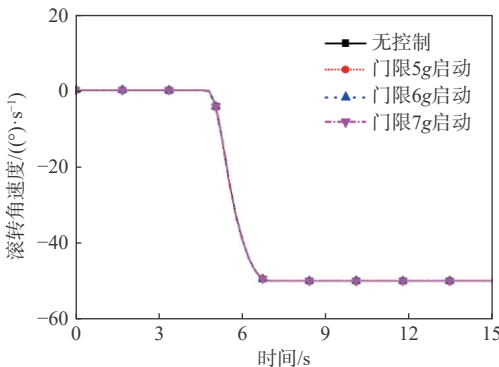


图 16 滚转角速度时间历程曲线

Fig. 16 Roll rate time history curves

表 2 给出了使用 3 个不同门限实施机动载荷控制与无控制情况下机翼峰值载荷变化效果及对平尾载荷的影响。

从机翼载荷控制仿真效果来看, 门限 6g (75% 最大法向过载) 启动伴随法向过载的操纵面偏转即

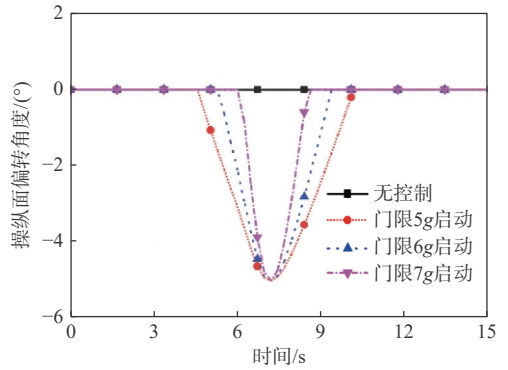


图 17 控制面偏转角度时间历程曲线

Fig. 17 Deflection angle time history curves of control surface

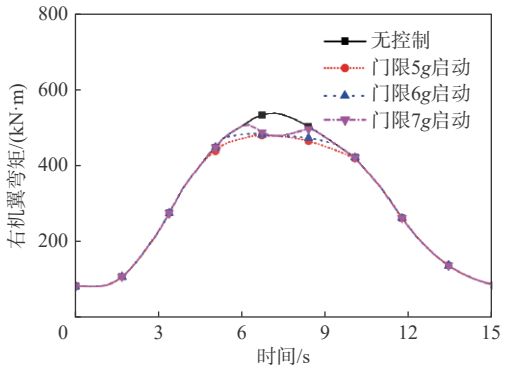


图 18 右机翼弯矩时间历程曲线

Fig. 18 Bending moment time history curves of right wing root

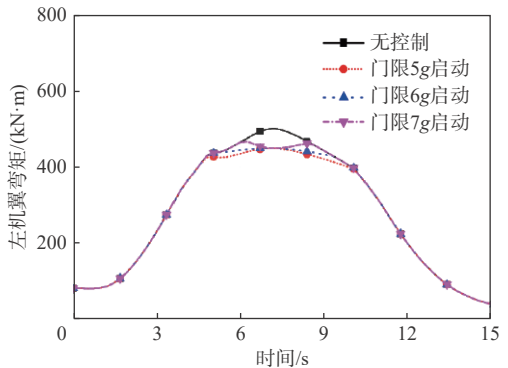


图 19 左机翼弯矩时间历程曲线

Fig. 19 Bending moment time history curves of left wing root

表 2 机翼载荷峰值控制效果与对平尾的影响

Table 2 Control effect of wing load peak and its influence on horizontal tail

序号	工况	机翼载荷相对变化量/%	平尾载荷相对变化量/%
1	无控制	0	0
2	门限 5g 启动	-11.3	2.5
3	门限 6g 启动	-10.7	1.8
4	门限 7g 启动	-4.5	1.0

可有效的控制机翼载荷峰值, 达到降低机翼峰值载荷超 10% 的效果。考虑到法向过载 6g 可以覆盖大多数飞行使用情况, 不会引起机动载荷控制模块频繁启动和退出, 且 5° 的使用量对操纵面作动能力、

偏转速率需求不高,一般高机动飞机均可满足,说明本文方法具有较好的效果和可实施性。

4 结论

本文提出高机动飞机机翼机动载荷控制方法,并在常规机动仿真分析方法、考虑结构弹性的机翼载荷分析方法的基础上,完成了机动载荷控制策略分析和典型极限机动动作下机翼机动载荷控制效果仿真分析,研究结果显示,本文方法具有较好的机翼载荷峰值控制效果。

1) 通过伴随法向过载变化的机翼操纵面动态偏转,可以有效的实施机翼机动载荷控制,在适当的启动/退出条件下,5°的幅值即可将相同极限机动动作的机翼总弯矩峰值降低 10%;

2) 基于机翼载荷影响因素和敏感度分析选取载荷控制策略,并基于不同启动/退出条件的动态仿真来评估载荷控制效果的机翼机动载荷控制方法合理可行,结论清晰,便于多专业协调和应用;

3) 本文方法在典型高机动飞机算例中取得的机翼总载荷控制效果,在降低机翼载荷峰值的同时有效缓解了机翼和机翼/机身组合体的疲劳,为后续开展飞机平台优化设计、延长高机动飞机飞行使用寿命提供了思路。

本文通过对典型极限机动过程中机翼机动载荷控制分析,证实本文方法的思路合理有效,可以为研究其他部件机动载荷控制提供借鉴。在后续的研究中,可以继续开展更多部件的飞行载荷建模与仿真分析,研究构建具有普适性的全机飞行载荷综合控制方法,为各类高机动飞机及多操纵面的飞翼布局飞机的优化设计和性能提升提供飞行载荷智慧。

参考文献 (References)

- [1] 段静波,周洲,王伟,等. 大展弦比大柔性机翼载荷分布求解的一种方法[J]. 航空学报, 2016, 37(3): 799-809.
DUAN J B, ZHOU Z, WANG W, et al. A method for aeroelastic load redistribution of very flexible wing with a high-aspect-ratio[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2016, 37(3): 799-809(in Chinese).
- [2] 王伟,段卓毅,耿建中,等. 基于CR理论的大柔性机翼几何非线性结构建模[J]. 航空学报, 2017, 38(S1): 721544.
WANG W, DUAN Z Y, GENG J Z, et al. Geometrically nonlinear structural model for very flexible wing based on CR theory[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38(S1): 721544(in Chinese).
- [3] 陈桂彬,杨超,邹丛青. 气动弹性设计基础[M]. 2版. 北京:北京航空航天大学出版社, 2010: 64-74.
CHEN G B, YANG C, ZOU C Q. Fundamentals of aeroelastic design [M]. 2rd. Beijing: Beijing University of Aeronautics & Astronautics Press, 2010: 64-74(in Chinese).
- [4] 郭同彪,白俊强,孙智伟,等. 考虑机翼几何非线性的气动弹性建模与分析[J]. 航空学报, 2017, 38(11): 121351.
GUO T B, BAI J Q, SUN Z W, et al. Aeroelastic modeling and analysis of wings considering geometric nonlinearity[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38(11): 121351(in Chinese).
- [5] 蒋余芬,朱纪洪,刘世前. 弹性机翼动力学建模与仿真[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(S2): 5-7.
JIANG Y F, ZHU J H, LIU S Q. Dynamics modeling and simulation for flexible wing[J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(S2): 5-7(in Chinese).
- [6] 谭申刚,万志强. 基于现代优化方法的气动弹性建模与设计技术[J]. 工程力学, 2008, 25(8): 235-240.
TAN S G, WAN Z Q. Aeroelastic modeling and design technology based on modern optimization methods[J]. Engineering Mechanics, 2008, 25(8): 235-240(in Chinese).
- [7] 杨超,许赞,谢长川. 高超声速飞行器气动弹性力学研究综述[J]. 航空学报, 2010, 31(1): 1-11.
YANG C, XU Y, XIE C C. Review of studies on aeroelasticity of hypersonic vehicles[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2010, 31(1): 1-11(in Chinese).
- [8] 杜涛,陈闽慷,李凤立,等. 高超声速气动加热关联方法的适应性分析[J]. 宇航学报, 2018, 39(9): 1039-1046.
DU T, CHEN M K, LI H L, et al. Suitability analysis on correlation relation of aerothermodynamics entry environment for hypersonic flying vehicles[J]. Journal of Astronautics, 2018, 39(9): 1039-1046 (in Chinese).
- [9] 解思适. 飞机设计手册 第9册: 载荷、强度和刚度[M]. 北京: 航空工业出版社, 2001.
XIE S S. Aircraft design manual - Volume 9: loads, strength and stiffness[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2001(in Chinese).
- [10] 杨超,王立波,谢长川,等. 大变形飞机配平与飞行载荷分析方法[J]. 中国科学: 技术科学, 2012, 42(10): 1137-1147.
YANG C, WANG L B, XIE C C, et al. Aeroelastic trim and flight loads analysis of flexible aircraft with large deformations[J]. Scientia Sinica Technologica, 2012, 42(10): 1137-1147(in Chinese).
- [11] PERRY B, COLE S R, MILLER G D. Summary of an active flexible wing program[J]. Journal of Aircraft, 1995, 32(1): 10-15.
- [12] WOODS-VEDELER J A, POTOTZKY A S, HOADLEY S T. Rolling maneuver load alleviation using active controls[J]. Journal of Aircraft, 1995, 32(1): 68-76.
- [13] ALLEN M, LIZOTTE A, DIBLEY R, et al. Loads model development and analysis for the F/A-18 active aeroelastic wing airplane[C]//Proceedings of the AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference and Exhibit. Reston: AIAA, 2005.
- [14] 邹丛青. 气动弹性剪裁的机理和效益[J]. 复合材料学报, 1989, 6(4): 1-9.
ZOU C Q. The mechanisms and benefits of aeroelastic tailoring[J]. Acta Materiae Compositae Sinica, 1989, 6(4): 1-9(in Chinese).
- [15] 吕新波,高亚奎,张宏,等. 大型运输机机动载荷控制方法研究[C]//第二届中国航空学会青年科技论坛文集(第二集). 北京: 中国航空学会, 2006.
LYU X B, GAO Y K, ZHANG H, et al. Benefits study of large transport maneuver-load control[C]//Proceedings of the Collected Works of the Second Youth Forum of Science and Technology of

- CSAA. Beijing: Chinese Society of Aeronautics and Astronautics, 2006(in Chinese).
- [16] 吕喆, 万小鹏. 大型飞机机动载荷减缓控制系统设计与仿真[J]. 航空工程进展, 2011, 2(3): 344-348.
- LYU Y, WAN X P. Maneuver load alleviation control system design and simulation for a large aircraft[J]. *Advances in Aeronautical Science and Engineering*, 2011, 2(3): 344-348(in Chinese).
- [17] 马界祥. 运输机机动载荷减缓的机翼质量分析研究[J]. 飞机设计, 2010, 30(1): 38-42.
- MA J X. Wing structural weight analysis of transport aircraft with maneuvering load alleviation function[J]. *Aircraft Design*, 2010, 30(1): 38-42(in Chinese).
- [18] 秦航远, 吴志刚, 杨超, 等. 滚转机动载荷减缓风洞试验[J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42(9): 2008-2016.
- QIN H Y, WU Z G, YANG C, et al. Wind tunnel test of rolling maneuver load alleviation[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2016, 42(9): 2008-2016(in Chinese).
- [19] 陈磊, 吴志刚, 杨超, 等. 多控制面机翼阵风减缓主动控制与风洞试验验证[J]. 航空学报, 2009, 30(12): 2250-2256.
- CHEN L, WU Z G, YANG C, et al. Active control and wind tunnel test verification of multi-control surfaces wing for gust alleviation[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2009, 30(12): 2250-2256(in Chinese).
- [20] 中国人民解放军总装备部. 军用飞机结构强度规范 第 2 部分: 飞行载荷: GJB 67.2A—2008[S]. 北京: 中国人民解放军总装备部, 2008.
- General Armaments Department of the People's Libe . Military air-
- plane structural strength specification. Part 2: Flight loads: GJB 67.2A—2008[S]Beijing: General Armaments Department of the People's Libe, 2008(in Chinese).
- [21] 中国人民解放军总装备部. 无人机强度和刚度规范: GJB 5435.2—2005[S]. 北京: 中国人民解放军总装备部, 2005.
- General Armaments Department of the People's Libe . Specification for unmanned aerial vehicles strength and rigidity Part 2: Flight loads: GJB 5435.2—2005[S] Beijing: General Armaments Department of the People's Libe, 2005(in Chinese).
- [22] 王嘉. 几种典型机动动作的自动飞行仿真研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2007: 6-10.
- WANG J. Study on automatic flight simulation of several typical maneuvers[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2007: 6-10(in Chinese).
- [23] 胡兆丰, 何植岱, 高浩. 飞行动力学—飞机的稳定性和操纵性[M]. 北京: 国防工业出版社, 1985: 21-29.
- HU Z F, HE Z D, GAO H. Flight dynamics-stability and maneuverability of the aircraft[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1985: 21-29(in Chinese).
- [24] GHASSEMIAN R. Evaluation of flight simulation software development tools[D]. Montréal: Concordia University, 2002.
- [25] MSC-Nastran (2008). Quick reference guide [Z]. California: MSC. Software, 2008.
- [26] 赵永辉. 气动弹性力学与控制[M]. 北京: 科学出版社, 2007.
- ZHAO Y H. Aeroelastic mechanics and control[M]. Beijing: Science Press, 2007(in Chinese).

Wing maneuvering load control method of high maneuvering aircraft

ZHAO Zhuolin^{1, 2}, ZUO Linxuan², QIAN Wei^{1, *}, CHEN Tongyin², WENG Zhe², WANG Zi'an³

(1. School of Mechanics and Aerospace Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. Shenyang Aircraft Design and Research Institute, Aviation Industry Corporation of China, Shenyang 110035, China;

3. School of Aeronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210000, China)

Abstract: For high-maneuverability aircraft, maneuver loads constitute the primary design constraint for airframe structural strength, significantly impacting structural mass and fatigue damage accumulation. To address the requirements for lighter airframes and extended service life, a wing maneuver load control methodology was developed utilizing normal acceleration load factor as the feedback parameter and implementing active control surface deflection. Focusing on typical extreme maneuvers of conventional-configuration high-maneuverability aircraft, an optimal load control strategy was derived through systematic evaluation of wing control surface deflection effects, thereby establishing deflection parameters for subsequent simulations. Comparative analyses of wing maneuver load control effectiveness were conducted for multiple threshold-initiated strategies. Results demonstrate that initiating control at 75% of the maximum normal load factor and applying a 5° deflection command reduces peak wing bending moment by 10%. This approach shows significant potential in reducing structural load-bearing requirements and mitigating fatigue damage in high-maneuverability aircraft, supporting structural integrity enhancement.

Keywords: high mobility aircraft; flight load; maneuvering load control; wing bending moment; control strategy

Received: 2023-12-13; Accepted: 2024-07-05; Published Online: 2024-12-11 10:17

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20241210.1535.001

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (11402115)

* Corresponding author. E-mail: qianwei@dlut.edu.cn

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0330

基于拦截捕获区的“多对多”能量最优目标分配方法

李昊键^{1,2}, 黎克波^{1,2,*}, 梁彦刚^{1,2}

(1. 国防科技大学空天科学学院, 长沙 410072; 2. 太空系统运行与控制全国重点实验室, 长沙 410072)

摘要: 针对多拦截器与多目标交战 (MME) 场景的任务分配问题, 从制导的角度入手, 提出基于拦截捕获区的“多对多”能量最优目标分配方法。分析三维现实真比例导引 (3D-RTPN) 拦截任意机动目标的捕获区与最优制导能量消耗; 以多拦截器成功拦截机动目标与整体能量消耗最低为优化目标, 构建目标分配代价矩阵; 基于适应性匈牙利算法 (AHA) 实现多拦截器的多目标分配 (MMA)。通过数值仿真算例, 验证了所提方法的有效性。

关键词: 多拦截器多目标交战; 拦截捕获区; 三维真比例导引; 适应性匈牙利算法; 多拦截器多目标分配

中图分类号: V448.2; TJ765.3

文献标志码: A 文章编号: 1001-5965(2026)02-0490-08

为提高杀伤力与突防概率, 来袭弹头通常采用子母弹形式。对于防御方, 为与之抗衡且尽可能提高拦截概率、减少毁伤, 多拦截器 (multiple kill vehicle, MKV) 技术代替单弹拦截是必要的。站在防御方视角, 针对此类多拦截器多目标交战 (multimissile and multitarget engagement, MME) 场景下的多拦截器多目标分配问题 (multimissile and multitarget assignment, MMA) 已有较多研究。

谢愈等^[1] 对目标严重性与紧迫性建模从而实现对目标威胁度的评估, 以优先为拦截器分配威胁度大的目标为原则构建目标函数, 而后根据交战规模不同, 给出采用枚举或进化算法进行 MMA 寻优的建议。Chen 等^[2] 建立了多拦截器拦截成功率模型并基于自调整遗传算法 (genetic algorithm, GA) 进行任务分配。Yang 等^[3] 在 MME 场景下, 以最小化整体弹目零控脱靶量为指标, 基于混合预测工具箱实现任务分配。顾佼佼等^[4] 提出一种结合粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 与引力搜索算法的混合进化多目标优化算法, 实现了空战场景

中最小化敌机总期望剩余威胁和我方弹药消耗的多目标决策问题寻优。Merkulov 等^[5] 首先于单对单拦截场景中考虑拦截器速度与加速度限制, 确定了合理拦截轨迹, 而后基于匈牙利算法 (Hungarian algorithm, HA) 进行多目标分配。Kim 等^[6] 针对同时来袭的高速目标, 提出一种去中心化目标分配策略, 该策略下每个拦截器组仅和相邻拦截器组进行信息交互并基于时间依赖静态目标分配方法进行目标分配。传统匈牙利算法仅能处理代价矩阵为方阵情况, 张进等^[7] 提出适应性匈牙利算法 (adaptable Hungarian algorithm, AHA), 可应对 MME 场景下目标分配问题, 相较于传统优化算法其具有求解快且结果稳定的优点。Guo 等^[8] 建立了目标威胁度与导弹拦截有效度模型, 基于该评价模型与 Q 学习方法实现了智能任务分配。Geng 等^[9] 针对防空作战场景的多阶段 WTA 问题, 考虑不同阶段击落导弹的收益并将其建模为非线性整数规划问题, 基于改进麻雀搜索算法实现任务分配。邹子缘等^[10] 综合考虑拦截可达性、拦截概率与燃料消耗指标,

收稿日期: 2024-05-17; 录用日期: 2024-08-17; 网络出版时间: 2025-04-02 16:15

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20250402.1002.001

基金项目: 国家自然科学基金 (12472359, U2441205, 62103435)

* 通信作者. E-mail: likeboreal@nudt.edu.cn

引用格式: 李昊键, 黎克波, 梁彦刚. 基于拦截捕获区的“多对多”能量最优目标分配方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52 (2): 490-497.
LI H J, LI K B, LIANG Y G. Multi-to-multi energy optimal task allocation method based on interception capture region [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52 (2): 490-497 (in Chinese).

基于深度优先决策树搜索方法获得MME场景下目标分配方案。高树一等^[11]基于近端策略优化方法提出一种多智能体协同拦截策略,通过大量学习训练可实现目标拦截任务分配的智能化。苏山等^[12]针对MKV目标分配问题,建立离散优化模型包括进攻飞行器威胁程度适应度与拦截成功率模型,利用变邻域搜索算法改进粒子群算法易陷于局部最优的问题,并基于该算法实现目标分配。

上述文献基于智能优化方法或强化学习方法均在一定程度上实现了MMA,但是存在二维简化、未考虑弹目具体运动学/动力学模型、未综合拦截成功率与能量消耗、拦截制导律不明确、优化或学习训练慢等问题,导致MMA方法针对性和适用性不强。

为解决上述问题,在MMA中考虑拦截制导律的捕获区域是必要的。在降维平面内,Li等^[13]基于相平面法对理想比例导引(ideal proportional navigation, IPN)针对非机动目标与机动目标的拦截性能进行了分析;基于类李雅普诺夫方法,Li等^[14]又详细分析了微分几何制导律的拦截性能。引入更为现实的目标捕获定义,白志会等^[15]采用相同方法对二维现实真比例导引的捕获区域作了详细推导。Li等^[16]进一步针对任意机动目标,推导了三维现实真比例导引(three-dimensional realistic true proportional navigation, 3D-RTPN)的捕获区域与比例导引系数的合理选择范围。

由于现实真比例导引律形式简单、实用性强且解析性好,本文选取拦截制导律为3D-RTPN,并参考文献[16]单对单拦截场景下3D-RTPN的捕获区分析,获得弹目相对运动状态与比例导引系数范围;然后,解析推导制导指令与能量消耗表达式,分析保证拦截过程低能量消耗的参数选择;最后,基于分析并综合考虑拦截成功率与能量消耗构建拦截器-目标代价矩阵,采用AHA算法实现多拦截器多目标任务分配。

本文的创新点可以总结为2个方面:①基于3D-RTPN的捕获区域与能量消耗分析,推导得到了3D-RTPN成功拦截任意机动目标前提下的最小能量消耗解析式;②以最小能量消耗构建代价矩阵,引入拦截器捕获区域对代价矩阵进行调整,采用AHA进行MMA求解,实现了基于捕获区的“多对多”能量最优目标分配方法。

本文方法的优势在于,目标分配高效快速,且制导律捕获区的引入保证了对目标的拦截概率,进一步在代价矩阵中考虑能量消耗,从而使得分配结果可以满足能量最优的特点。

1 拦截捕获区与能量消耗分析

本节首先对文献[16]中3D-RTPN的捕获区进行简要重述,而后推导目标机动场景下制导指令加速度解析式,解析分析制导能量消耗,为代价矩阵的建立提供依据。

1.1 拦截捕获区

基于类李雅普诺夫方法,文献[16]推导得到了3D-RTPN拦截任意机动目标的捕获区,本节对其中定理进行总结。

定理 考虑如下制导系统(或称为弹目相对运动方程):

$$\begin{cases} \ddot{r} - r\omega_s^2 = a_{vr} - a_{mr} \\ r\dot{\omega}_s + 2\dot{r}\omega_s = a_{t\theta} - a_{m\theta} \\ r\omega_s\Omega_s = a_{t\omega} - a_{m\omega} \end{cases} \quad (1)$$

式中: a_{ir} 、 $a_{i\theta}$ 、 $a_{i\omega}$ ($i=t, m$)分别为目标或拦截器机动加速度在视线方向、视线法向、交战平面法向上的投影。 r 为弹目相对距离, \dot{r} 和 \ddot{r} 分别为其关于时间的一阶导和二阶导; ω_s 为交战平面内视线转率; $\dot{\omega}_s$ 为视线角加速度; Ω_s 为交战平面旋转角速率。

采用3D-RTPN,其指令加速度表示为

$$\mathbf{a}_m = -N\dot{r}\omega_s\mathbf{e}_\theta \quad (2)$$

式中: N 为比例导引系数; \mathbf{e}_θ 为视线法向单位向量。拦截任意机动目标,其机动加速度满足:

$$\begin{cases} |a_{vr}(t)| \leq \alpha_r \\ |a_{t\theta}(t)| \leq \alpha_\theta \\ |a_{t\omega}(t)| \leq \alpha_\omega \end{cases} \quad (3)$$

式中: α_r 、 α_θ 、 α_ω 为目标机动加速度沿视线旋转坐标系各坐标轴投影的最大值。

若比例导引系数 N 满足:

$$\frac{a_{\max}}{a_{\max} - \alpha_\theta} \left(2 + \frac{r_0\alpha_r}{\dot{r}_{\text{imp}}^2} \right) \leq N \leq \frac{a_{\max}}{|\dot{r}_0\omega_{s0}|} \quad (4)$$

式中: a_{\max} 为拦截器的饱和过载。

且初始相对状态满足:

$$|v_{r0}v_{\theta0}| \leq \frac{r_0(a_{\max} - \alpha_\theta)}{2 + r_0\alpha_r/\dot{r}_{\text{imp}}^2} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} & (v_{r0}^4 - v_{r\text{imp}}^4) - 4(v_{r0}^2 + 2\alpha_r r_0)\alpha_r(r_0 - r_{\text{Miss}}) > \\ & \frac{2(r_0^2 - r_{\text{Miss}}^2)(a_{\max} - \alpha_\theta)^2}{(2 + r_0\alpha_r/\dot{r}_{\text{imp}}^2)^2} \quad v_{r0} < v_{r\text{imp}} < 0 \end{aligned} \quad (6)$$

式中: r_{Miss} 为终端容许脱靶量; $v_{\theta0}$ 为初始视线法向相对速度; $v_{r0} = \dot{r}_0$ 和 $v_{r\text{imp}} = \dot{r}_{\text{imp}}$ 分别表示弹目初始视线方向相对速度和终端容许速度。

则拦截器可以实现对目标的成功捕获,即终端相对距离与视线方向相对速度满足容许值:

$$\begin{cases} r(t_f) < r_{\text{Miss}} \\ v_r(t_f) < v_{r\text{Imp}} \end{cases} \quad (7)$$

式中: t_f 为终端时刻。

且制导过程中指令加速度幅值满足:

$$\|a_m\| \leq a_{\text{max}} \quad (8)$$

证明过程详见文献 [16], 本文不再赘述。

根据定理可知, 在拦截交战中, 当初始弹目相对状态条件式 (5) 和式 (6) 得以满足后, 比例导引系数选取满足式 (4), 可以保证拦截器在 3D-RTPN 制导下成功捕获目标, 即式 (7) 成立, 同时拦截器制导过程中不发生过载饱和, 即式 (8) 成立。

选取 $r_{\text{Miss}}=0.5$ m, $v_{r\text{Imp}}=-2$ km/s, $\alpha_r=2g$, $\alpha_\theta=3g$, $a_{\text{max}}=6g$, $r_0=1\sim 50$ km, 以 v_{r0} 为 x 轴、 $v_{\theta 0}$ 为 y 轴、 r_0 为 z 轴, 根据定理得到拦截捕获区的三维图形如图 1 所示。

给定 $r_0=20$ km, 得到三维捕获区的二维剖面如图 2 所示。

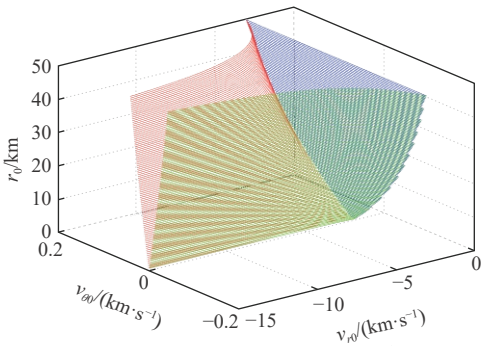


图 1 RTPN 三维捕获区

Fig. 1 Three-dimensional capture region of RTPN

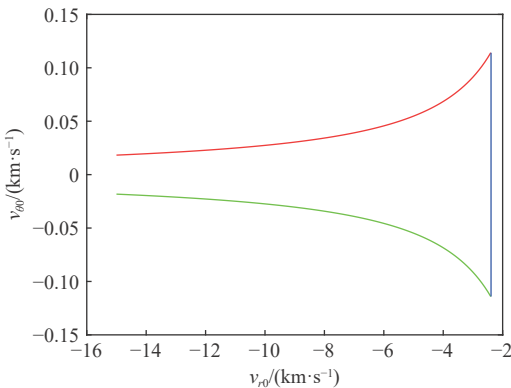


图 2 RTPN 二维捕获区

Fig. 2 Two-dimensional capture region of RTPN

由图 1 可知, 随着弹目相对距离的增大, 拦截捕获区也在逐渐增大。当确定 r_0 后, 根据式 (6) 可知, v_{r0} 存在上限 (其为负值, 对应绝对值存在下限, 本文将 $|v_{r0}|$ 称为接近速度)。由图 2 可知, 随着接近速度增大, 捕获区减小。这是由于接近速度越大,

那么消除 e_θ 方向的相对速度所需要的过载越大, 在拦截器过载饱和的限制下, 对应 $v_{\theta 0}$ 容许范围将逐渐变小。

1.2 能量消耗分析

文献 [17] 针对目标不机动与采用 IPN 机动 2 种情形推导了拦截过程中视线转率与速度增量的解析式。本节利用速度增量表征能量消耗, 采用相同的方法, 基于视线旋转坐标系内建立的相对运动方程式 (1), 针对非机动目标与垂直于视线方向作常值机动的目标, 推导拦截过程中视线转率解析式与速度增量表达式。

考虑目标不机动场景, 相对运动方程式 (1) 中第 2 式转化为

$$r\dot{\omega}_s + 2i\dot{\omega}_s = -a_{m\theta} \quad (9)$$

将 3D-RTPN 制导指令式 (2) 代入式 (9) 可得

$$r\dot{\omega}_s + (2-N)\dot{\omega}_s = 0 \quad (10)$$

由于拦截器制导指令垂直于视线, 因此, 视线方向相对速度可视作常量, 即 $\dot{r} = \text{const.}$ 。进一步将实时弹目相对距离表示为 $r(t) = r_0 + \dot{r}t$, 并代入式 (10) 得到

$$\dot{\omega}_s + \frac{(2-N)\dot{r}}{r_0 + \dot{r}t} \omega_s = 0 \quad (11)$$

式 (11) 满足一阶齐次微分方程一般形式, 求解得到视线转率:

$$\omega_s = \omega_{s0} \left(\frac{r_0 + \dot{r}t}{r_0} \right)^{N-2} = \omega_{s0} \left(\frac{r}{r_0} \right)^{N-2} \quad (12)$$

由式 (12) 可知, RTPN 制导下, 当比例导引系数 $N>2$ 时, 视线转率随着相对距离逐渐收敛至 0。

制导过程总速度增量表示为

$$\Delta V = \int_0^{t_f} a_{m\theta} dt \quad (13)$$

将式 (2) 和式 (12) 代入式 (13) 并积分可得

$$\Delta V = \frac{N}{N-1} \omega_{s0} r_0 = \frac{N}{N-1} v_{\theta 0} \quad (14)$$

通过式 (14) 可以发现, 由于目标非机动, 因此, 采用 RTPN 制导的拦截器, 其速度增量仅用于消除初始弹目视线法向的相对速度, 且两者大小成正比。

针对目标机动场景, 假设目标机动加速度主要沿视线法向, 该方向的机动可最有效地增大视线转率, 进而提高脱靶量。因此, 考虑目标沿视线法向以最大过载进行机动, 那么相对距离依旧可采用 $r(t) = r_0 + \dot{r}t$ 表示, 进而相对运动方程式 (1) 中第 2 式转化为

$$\dot{\omega}_s + \frac{(2-N)\dot{r}}{r_0 + \dot{r}t} \omega_s = \frac{\alpha_\theta}{r_0 + \dot{r}t} \quad (15)$$

式 (15) 符合一阶线性非齐次微分方程基本形

式, 根据该类方程的通解得到视线转率解析解为

$$\omega_s = \left(\frac{r_0 + \dot{r}t}{r_0}\right)^{N-2} \left\{ \frac{\alpha_\theta}{(2-N)\dot{r}} \left[\left(\frac{r_0}{r_0 + \dot{r}t}\right)^{N-2} - 1 \right] + \omega_{s0} \right\} = \omega_{s0} \left(\frac{r_0 - \dot{r}t}{r_0}\right)^{N-2} + \frac{\alpha_\theta}{(2-N)\dot{r}} \left[1 - \left(\frac{r_0 + \dot{r}t}{r_0}\right)^{N-2} \right] = \frac{\alpha_\theta}{(2-N)\dot{r}} + \left(\omega_{s0} - \frac{\alpha_\theta}{(2-N)\dot{r}} \right) \left(\frac{r_0 + \dot{r}t}{r_0}\right)^{N-2} \quad (16)$$

制导过程总速度增量表示为

$$\Delta V = \int_0^{t_f} a_{m\theta} dt \quad (17)$$

将式 (2) 和式 (16) 代入式 (17) 积分得到速度增量解析式为

$$\Delta V = \frac{N\alpha_\theta t_f}{N-2} + \frac{Nr_0}{N-1} \left[\omega_{s0} - \frac{\alpha_\theta}{(2-N)\dot{r}} \right] = \frac{Nr_0\omega_{s0}}{N-1} - \frac{N\alpha_\theta}{N-1} \cdot \frac{r_0}{\dot{r}} \cdot \frac{v_{\theta 0} \approx \dot{r}}{v_{r0}} = \frac{N}{N-1} \left(v_{\theta 0} - \alpha_\theta \frac{r_0}{v_{r0}} \right) \quad (18)$$

根据式 (18) 可知, 目标机动场景下, 采用 RTPN 制导的拦截器除了耗费能量消除初始弹目视线方向的相对速度, 还需要消耗能量与目标机动对抗。总速度增量与比例导引系数呈反相关, 即比例导引系数越大, 速度增量越低, 能量消耗越少。

观察式 (14) 和式 (18), 在拦截器的拦截目标确定时, 目标机动加速度、弹目相对运动状态确定, 为降低能量消耗, 应选取尽可能大的比例导引系数 N 值。根据式 (12) 可知, $N > 2$ 可以使得视线转率逐渐收敛至 0; 根据定理可知, N 值需要满足式 (4) 才可成功捕获目标且拦截器不发生超载饱和。综合以上分析, 选择比例导引系数为

$$N_d = N_{up} = a_{max} / |r_0 \omega_{s0}| \quad (19)$$

相应地, 目标非机动与机动场景下最优速度增量为

$$\begin{cases} \Delta V|_p = \frac{N_d}{N_d - 1} v_{\theta 0} \\ \Delta V|_q = \frac{N_d}{N_d - 1} \left(v_{\theta 0} - \alpha_\theta \frac{r_0}{v_{r0}} \right) \end{cases} \quad (20)$$

2 多拦截器多目标分配

本节首先介绍 AHA, 而后基于第 1 节的捕获区与能量消耗构建代价矩阵, 最后, 采用 AHA 进行多拦截器多目标任务分配。

2.1 适应性匈牙利算法

匈牙利算法通过不断寻找增广路径逐渐拓展匹配实现对二分图的匹配。在每次寻找增广路径

时, 算法会选择代价最低的未匹配任务, 因此, 该算法可得到最优的匹配方案与对应的最低代价值。

然而传统的 HA 仅能处理一对一匹配问题, 无法应对 MMA 问题。文献 [7] 提出 AHA, 该算法通过构建统一代价矩阵实现多拦截器打击同一目标的分配。下面以 MME 场景下的 MMA 任务进行方法的介绍。

场景为 M 枚拦截器 (Interceptor) 拦截 N 枚来袭目标 (Target), 那么首先构建 M 枚拦截器对 N 枚拦截目标的代价矩阵为

$$J = \begin{bmatrix} J_{11} & J_{12} & \cdots & J_{1n} \\ J_{21} & J_{22} & \cdots & J_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ J_{m1} & J_{m2} & \cdots & J_{mn} \end{bmatrix} \quad (21)$$

进一步考虑每枚拦截器可拦截 k 个目标, 每个目标可被 l 枚拦截器拦截, 构建统一代价矩阵为

$$I = \begin{bmatrix} \left(\begin{matrix} J & J & \cdots & J \\ J & J & \cdots & J \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ J & J & \cdots & J \end{matrix} \right)_{l \times km} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (22)$$

式中: $\mathbf{0}$ 为使代价矩阵为方阵。基于统一代价矩阵, 采用 HA 即可实现 MMA 任务。

2.2 基于捕获区与能量最优的 MMA

为实现基于 AHA 的 MMA 分配结果满足制导能量消耗最少, 基于单对单场景下最优速度增量式 (20) 选取代价指标为

$$J_{ij} = \Delta V_{ij} (N_{d,ij}, r_{0,ij}, v_{\theta 0,ij}, v_{r0,ij}, \alpha_{\theta ij}) \quad (23)$$

式中: ΔV_{ij} 的自变量分别为最优比例导引系数、弹目相对距离、视线法向相对速度、视线方向相对速度, 目标视线法向机动加速度, 可通过弹目惯性系内位置与速度计算得到。

然而基于式 (23) 构建的代价矩阵为考虑对目标的成功捕获, 需要进一步将 1.1 节捕获区考虑进统一代价矩阵中。

遍历拦截器 i 与目标 j , 根据弹目相对距离 $r_{0,ij}$ 、式 (5) 和式 (6) 计算各拦截器的捕获区为

$$\begin{cases} v_{r0,1mp} \leq v_{r0,Cap} \\ |v_{\theta 0,1mp}| \leq v_{\theta 0,Cap} \end{cases} \quad (24)$$

式中: $v_{r0,1mp}$ 和 $v_{\theta 0,1mp}$ 分别为容许初始视线方向相对速度和视线法向相对速度; $v_{r0,Cap}$ 和 $v_{\theta 0,Cap}$ 分别为捕获区初始视线方向相对速度和视线法向相对速度边界值。

计算 $v_{r0,ij}$ 、 $v_{\theta0,ij}$ 并判断是否处于捕获区内,若处于,则 J_{ij} 值不变,否则,取代价矩阵中最大值代替 J_{ij} ,即

$$J'_{ij} = \max_{1 \leq m, 1 \leq n} J_{ij} \quad (25)$$

经上述代价矩阵处理,采用 AHA 进行 MMA 分配时,当目标 j 不处于拦截器 i 的捕获区内时将导致代价值增大,而拦截器 i 拦截处于其捕获区内的其他目标 $k(k \neq j)$ 的能量消耗则相对较低,因此,算法会优先给拦截器 i 分配其他目标 k 。由此保证了拦截器对捕获区内目标 k 的成功拦截及总能量消耗的最优。

MMA 可建模为如下优化问题

$$\begin{cases} \operatorname{argmax}_{x=[x_{ij}]} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n x_{ij} J_{ij} \\ \text{s.t.} \sum_{j=1}^n x_{ij} = k; \quad \sum_{i=1}^m x_{ij} = l \end{cases} \quad (26)$$

当 $x_{ij}=1$ 时,表示将目标 j 分配给拦截器 i ,而当 $x_{ij}=0$ 时,则不分配;2 个约束分别保证了每枚拦截器可拦截 k 个目标,每个目标被 l 枚拦截器拦截。需要注意的是,AHA 本质为图算法,分配结果 x_{ij} 天然满足整数约束,且 AHA 在代价矩阵构建时即考虑了等式约束,求解过程为矩阵运算,故可以高效求解;而对于其他优化算法,则需要进一步引入等式约束与整数约束,问题求解难度增大,求解时间也相应增长,且易陷入局部最优。在第 3 节数值仿真中将对 AHA 与传统优化算法进行详细的对比。

3 数值仿真

本节仿真场景为携带 $m=6$ 枚拦截器的拦截弹弹头于末制导初始时刻释放拦截器,拦截 $n=3$ 个高速来袭目标。惯性系内,弹头释放时刻位矢为 r_{mc} ,速度矢量为 v_{mc} ;释放后各拦截器位矢给定为以 r_{mc} 为中心,沿惯性轴 x 、 y 、 z 方向正负 1 km 分布,速度矢量给定为 v_{mc} 沿惯性轴 x 、 y 、 z 方向加减 100 m/s;3 个目标初始位矢分别为 r_{1i} 、 r_{2i} 、 r_{3i} ,速度均为 2 000 m/s,目标机动加速度施加于惯性系 xOy 平面且垂直于速度方向,机动加速度分别为 $a_{T1}=3g$ 、 $a_{T2}=-3g$ 、 $a_{T3}=-3g$ 。表 1 为仿真主要参数。

首先,设定容许脱靶量 $r_{Miss}=0.5$ m,容许视线方向相对速度 $v_{rImp}=-2$ km/s,拦截器最大过载为 $9g$,由于目标沿垂直于速度方向机动,本文给定其沿视线方向投影上限 $\alpha_r=0.5g$,视线法向投影上限 $\alpha_\theta=3g$ 。

然后,根据弹目位置速度信息计算相对状态信息,代入式 (19) 遍历计算拦截器 i 拦截目标 j 应选

表 1 仿真主要参数

Table 1 Main parameters of simulation

参数	数值
弹头释放位置 r_{mc}/km	$[10, 10, 10]^T$
子拦截器 1 位矢 r_{m1}/km	$r_{mc}+[1, 0, 0]^T$
子拦截器 2 位矢 r_{m2}/km	$r_{mc}+[0, 1, 0]^T$
子拦截器 3 位矢 r_{m3}/km	$r_{mc}+[0, 0, 1]^T$
子拦截器 4 位矢 r_{m4}/km	$r_{mc}+[-1, 0, 0]^T$
子拦截器 5 位矢 r_{m5}/km	$r_{mc}+[0, -1, 0]^T$
子拦截器 6 位矢 r_{m6}/km	$r_{mc}+[0, 0, -1]^T$
目标 1 初始时刻位矢 r_{1i}/km	$[60, 30, 60]^T$
目标 2 初始时刻位矢 r_{2i}/km	$[50, 32, 62]^T$
目标 3 初始时刻位矢 r_{3i}/km	$[62, 28, 50]^T$
弹头释放时刻速度大小 $V_m/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	1 800
目标 1 速度大小 $V_{1i}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	2 000
目标 2 速度大小 $V_{2i}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	2 000
目标 3 速度大小 $V_{3i}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	2 000
弹头释放时刻速度倾角 $\theta_{mc}/(^{\circ})$	45
目标 1 初始时刻速度倾角 $\theta_{1i}/(^{\circ})$	0
目标 2 初始时刻速度倾角 $\theta_{2i}/(^{\circ})$	0
目标 3 初始时刻速度倾角 $\theta_{3i}/(^{\circ})$	0
弹头释放时刻速度方位角 $\psi_{mc}/(^{\circ})$	-45
目标 1 初始时刻速度方位角 $\psi_{1i}/(^{\circ})$	135
目标 2 初始时刻速度方位角 $\psi_{2i}/(^{\circ})$	130
目标 3 初始时刻速度方位角 $\psi_{3i}/(^{\circ})$	140
弹头释放时刻速度矢量 $v_{mc}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$V_m \cdot [\cos\theta_{mc}\cos\psi_{mc}, \sin\theta_{mc}, -\cos\theta_{mc}\sin\psi_{mc}]$
子拦截器 1 速度矢量 $v_{m1}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$v_{mc}+[100, 0, 0]^T$
子拦截器 2 速度矢量 $v_{m2}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$v_{mc}+[0, 100, 0]^T$
子拦截器 3 速度矢量 $v_{m3}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$v_{mc}+[0, 0, 100]^T$
子拦截器 4 速度矢量 $v_{m4}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$v_{mc}+[-100, 0, 0]^T$
子拦截器 5 速度矢量 $v_{m5}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$v_{mc}+[0, -100, 0]^T$
子拦截器 6 速度矢量 $v_{m6}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$v_{mc}+[0, 0, -100]^T$

取的最优比例导引系数 N_d ,得到最优比例导引系数矩阵为

$$N'_d = \begin{bmatrix} 3.493\ 8 & 2.762\ 6 & 3.903\ 7 \\ 3.189\ 6 & 2.869\ 2 & 3.132\ 9 \\ 4.447\ 3 & 3.713\ 0 & 4.373\ 2 \\ 4.333\ 3 & 3.934\ 6 & 4.139\ 4 \\ 5.015\ 5 & 3.666\ 4 & 5.920\ 6 \\ 3.555\ 0 & 2.984\ 6 & 3.767\ 9 \end{bmatrix} \quad (27)$$

将相对运动状态、目标机动状态与最优比例导

引系数代入式 (23) 得到代价矩阵为

$$J = \begin{bmatrix} 1734.0 & 2098.3 & 1451.1 \\ 1913.3 & 2034.4 & 1792.3 \\ 1429.0 & 1564.7 & 1334.8 \\ 1540.1 & 1579.5 & 1472.4 \\ 1374.9 & 1655.6 & 1149.5 \\ 1807.9 & 2045.6 & 1582.3 \end{bmatrix} \quad (28)$$

根据式 (24) 计算拦截器 i 与目标 j 的捕获区并判断目标 j 是否处于拦截器 i 的捕获区得到判断矩阵为

$$D_{\text{Cap}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (29)$$

式中: 0_j 表示目标 j 不处于拦截器 i 的捕获区内。因此, 根据判断矩阵与式 (25) 替换代价矩阵中代价值得到

$$J = \begin{bmatrix} 1734.0 & 2098.3 & 1451.1 \\ 1913.3 & 2098.3 & 2098.3 \\ 1429.0 & 1564.7 & 1334.8 \\ 1540.1 & 1579.5 & 1472.4 \\ 1374.9 & 1655.6 & 1149.5 \\ 1807.9 & 2098.3 & 1582.3 \end{bmatrix} \quad (30)$$

仿真场景为 6 枚拦截器与 3 个目标交战, 考虑每枚拦截器仅可拦截一个目标, 即 $k=1$, 每个目标可被 2 枚拦截器打击, 即 $l=2$ 。

根据式 (22) 将代价矩阵扩充为统一代价矩阵, 并采用 AHA 方法进行分配。此外, 分别采取不考

虑整数约束的 GA 与序列二次规划 (sequential quadratic programming, SQP) 的混合算法 (即 GA 先求解为 SQP 提供良好初值, 而后采用 SQP 进行问题寻优)、考虑整数约束的 GA 进行式 (26) 的求解, 表 2 为不同算法的分配结果。由表 2 可知, 每个目标恰有 2 枚拦截器进行拦截, 且目标均处于拦截器的捕获区内, 可保证对目标的成功捕获。GA+SQP 算法虽然没有对 x_j 进行整数约束, 但结果与 AHA 算法相同, 说明了 AHA 算法求解结果的最优性, 而进一步考虑了整数约束的 GA 则陷入了局部最优, 得到了不同的分配结果, 且分配方案存在目标不处于拦截器捕获区内的情况。

求解所采取的处理器为 13th Gen Intel(R) Core (TM) i7-1360P, 主频为 2.20 GHz, 运行内存为 32 GB。

表 3 为不同算法耗时与寻优结果。由于代价矩阵内元素值均为解析计算 (速度增量与捕获区域解析解), 所以其耗时极少。AHA 仅需要进行确定的矩阵处理, 无需引入随机量进行探索, 因此, 其求解速度显著快于另外 2 种算法; 考虑整数约束的 GA 求解速度最慢且求解结果为局部最优解, GA+SQP 算法求解耗时有所下降且结果为全局最优解, 但两者均不适用于对实时性要求较高的 MME 场景下的 MMA 任务。

图 3 为基于全局最优 MMA 分配结果的拦截仿真结果。图 3(a) 为三维弹目运动轨迹; 图 3(b) 为加速度幅值。可以看出, 由于目标均处于拦截器捕获区内且比例导引系数满足式 (4), 因此, 加速度未超过饱和和过载。图 3(c) 为各拦截器的零控脱靶量曲线, 可以看出, 其随着制导进行而逐渐收敛; 图 3(d) 为各拦截器视线方向相对速度, 其均满足容许值要求, 即 $v_r(t_f) < v_{r\text{lim}}$ 。

表 2 不同算法分配结果

Table 2 Allocation results of different algorithms

算法	目标序号					
	拦截器1	拦截器2	拦截器3	拦截器4	拦截器5	拦截器6
AHA	3	1	2	2	1	3
GA+SQP (无整数约束)	3	1	2	2	1	3
GA(整数约束)	2	1	1	3	2	3

表 3 不同算法耗时与寻优结果

Table 3 Time consumption and optimization results of different algorithms

算法	求解耗时/s	代价矩阵+ 算法求解耗时/s	速度增量 寻优结果/(m·s ⁻¹)
AHA	0.0005	0.0077	9465.9
GA+SQP (无整数约束)	9.3168	9.3152	9465.9
GA(整数约束)	64.4299	64.4328	10150.9

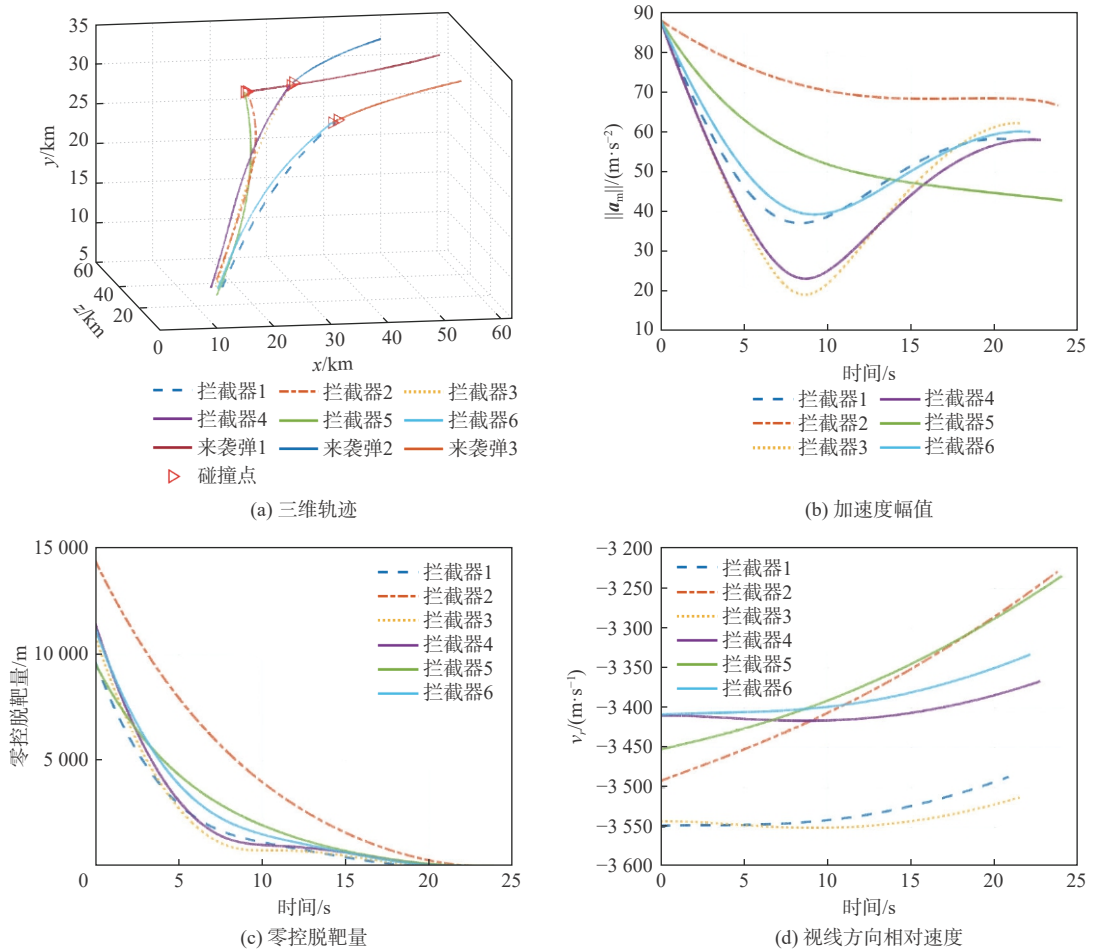


图3 拦截仿真结果

Fig. 3 Simulation results of interception

4 结论

1) 针对多拦截器多目标交战场景下的任务目标分配与拦截问题,解析推导了满足饱和过载约束的最优速度增量表达式,综合考虑成功拦截与能量消耗因素,构建统一代价矩阵,基于适应性匈牙利算法实现了多拦截器多目标分配。

2) 本文方法以速度增量表示能量消耗并构建代价矩阵,从而使得分配结果可以满足能量最优的特点,以拦截捕获区改进代价矩阵保证了对目标的成功拦截。与成熟优化算法对比,本文方法分配结果最优且高效,更适合在多拦截器多目标高速接近的交战场景。

参考文献 (References)

[1] 谢愈,刘鲁华,汤国建,等.多拦截器总体拦截方案设计与分析[J].北京航空航天大学学报,2012,38(3):303-308.
XIE Y, LIU L H, TANG G J, et al. Design and analysis of interception project for multiple kill vehicle interceptor[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2012, 38(3): 303-308(in Chinese).

[2] CHEN B, YAN B, WANG Y M. Research on multiple kill vehicles firepower distribution strategy based on adjust genetic algorithm[C]//Proceedings of the 25th Chinese Control and Decision Conference. Piscataway: IEEE Press, 2013: 3582-3586.
[3] YANG B Q, LI X L, MA J. Target assignment based on hybrid model predictive control[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 556-562: 3622-3626.
[4] 顾佼佼,赵建军,颜骥,等.基于MODPSO-GSA的协同空战武器目标分配[J].北京航空航天大学学报,2015,41(2):252-258.
GU J J, ZHAO J J, YAN J, et al. Cooperative weapon-target assignment based on multi-objective discrete particle swarm optimization-gravitational search algorithm in air combat[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2015, 41(2): 252-258(in Chinese).
[5] MERKULOV V I, PLYASHECHNIK A S. Simplified target assignment problem for group engagement of aircraft[J]. Automation and Remote Control, 2019, 80(3): 490-501.
[6] KIM J, LEE W C, CHO D H, et al. Decentralized weapon target assignment against high-speed enemy missiles[C]//Proceedings of the AIAA Scitech 2020 Forum. Reston: AIAA, 2020.
[7] 张进,郭浩,陈统.基于可适应匈牙利算法的武器-目标分配问题[J].兵工学报,2021,42(6):1339-1344.
ZHANG J, GUO H, CHEN T. Weapon-target assignment based on adaptable Hungarian algorithm[J]. Acta Armamentarii, 2021, 42(6):

- 1339-1344(in Chinese).
- [8] GUO J G, HU G J, GUO Z Y, et al. Evaluation model, intelligent assignment, and cooperative interception in multimissile and multitarget engagement[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 58(4): 3104-3115.
- [9] GENG Z, HUANG Y Y, ZHANG H, et al. Improved sparrow search algorithm applied to multi-stage weapon target assignment[C]// *Proceedings of the International Conference on Cyber-Physical Social Intelligence*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 98-103.
- [10] 邹子缘, 陈琪锋. 基于决策树搜索的空间飞行器集群对抗目标分配方法[J]. *航空学报*, 2022, 43(S1): 726910.
ZOU Z Y, CHEN Q F. Target assignment method of spacecraft cluster confrontation based on decision tree search[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(S1): 726910(in Chinese).
- [11] 高树一, 林德福, 郑多, 等. 针对集群攻击的飞行器智能协同拦截策略[J]. *航空学报*, 2023, 44(18): 328301.
GAO S Y, LIN D F, ZHENG D, et al. Intelligent cooperative interception strategy of aircraft against cluster attack[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(18): 328301(in Chinese).
- [12] 苏山, 马泽远, 张立, 等. 改进粒子群优化多拦截器目标分配方法研究[J]. *弹箭与制导学报*, 2024, 44(1): 41-48.
SU S, MA Z Y, ZHANG L, et al. Research on multi-interceptor target assignment method using improved particle swarm optimization[J]. *Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance*, 2024, 44(1): 41-48(in Chinese).
- [13] LI K B, ZHANG T T, CHEN L. Ideal proportional navigation for exoatmospheric interception[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2013, 26(4): 976-985.
- [14] LI K B, SU W S, CHEN L. Performance analysis of three-dimensional differential geometric guidance law against low-speed maneuvering targets[J]. *Astrodynamics*, 2018, 2(3): 233-247.
- [15] 白志会, 黎克波, 苏文山, 等. 现实真比例导引拦截任意机动目标捕获区域[J]. *航空学报*, 2020, 41(8): 323947.
BAI Z H, LI K B, SU W S, et al. Capture region of RTPN guidance law against arbitrarily maneuvering targets[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2020, 41(8): 323947(in Chinese).
- [16] LI K B, BAI Z H, HYO-SANG S, et al. Capturability of 3D RTPN guidance law against true-arbitrarily maneuvering target with maneuverability limitation[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2022, 35(7): 75-90.
- [17] YANG C D, YANG C C. Analytical solution of three-dimensional realistic true proportional navigation[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1996, 19(3): 569-577.

Multi-to-multi energy optimal task allocation method based on interception capture region

LI Haojian^{1,2}, LI Kebo^{1,2,*}, LIANG Yangang^{1,2}

(1. College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410072, China;

2. State Key Laboratory of Space System Operation and Control, Changsha 410072, China)

Abstract: Aiming at the assignment problem of multimissile and multitarget engagement (MME) scenario, this paper proposes a multi-to-multi energy optimal task allocation method based on interception capture region from the perspective of guidance. The characteristics of the capture region and optimal energy cost in the scenario of three-dimensional realistic true proportional navigation (3D-RTPN) intercepting arbitrary maneuvering targets are analyzed. The weight matrix is then built with the intention of achieving both the lowest total energy consumption and successful interception. In order to achieve multimissile and multitarget assignment (MMA), the adaptable Hungarian algorithm (AHA) is used. Numerical simulation is used to confirm the MMA strategy's efficacy. The effectiveness of the proposed method is verified by numerical simulation.

Keywords: multimissile and multitarget engagement; interception capture region; three-dimensional realistic true proportional navigation; adaptive Hungarian algorithm; multimissile and multitarget assignment

Received: 2024-05-17; Accepted: 2024-08-17; Published Online: 2025-04-02 16:15

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20250402.1002.001

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (12472359,U2441205,62103435)

* Corresponding author. E-mail: likeboreal@nudt.edu.cn

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0343

基于 AHRS 的无人机集群协同导航方法

史晨发¹, 熊智^{1,*}, 蒋旭¹, 李其杰¹, 王钰淳²

(1. 南京航空航天大学 自动化学院, 南京 211106; 2. 江苏海洋大学 电子工程学院, 连云港 222005)

摘 要: 为有效解决无人机集群在卫星部分拒止下的低成本导航定位问题, 提出一种基于航姿参考系统 (AHRS) 的无人机集群协同导航方法。以 AHRS 作为基础完成三维位置状态递推模型设计; 设计一种基于机间测距的分布式协同导航滤波器, 利用构建的协同精度因子 (CDOP) 完成最优节点筛选, 降低导航系统的计算负担; 通过故障识别与隔离算法完成对受扰协同量测信息的诊断与系统重构; 利用分布式协同导航算法完成位置解算。仿真与实验表明: 协同导航方法能有效解决集群过度依赖卫星导航、大规模导航信息处理慢等难题, 相较于传统多源融合算法有效降低了系统硬件成本, 符合大规模无人机集群低成本下的高精度定位需求。

关键词: 无人机集群; 航姿参考系统; 相对测距; 协同导航; 故障诊断

中图分类号: V249.3; TN961

文献标志码: A **文章编号:** 1001-5965(2026)02-0498-09

无人机集群是近年来无人系统技术发展的一个重要方向, 在民用领域, 可以应用于农业植保、编队飞行表演、测绘勘探等; 在军用领域, 采用无人机集群能有效改善因单个载体载荷受限而导致抗摧毁能力差的问题, 利用集群协同互操作发挥群体效能^[1-3]。高精度的导航定位信息是集群构型稳定的重要前提, 通常集群中每架无人机采用基于卫星导航的实时动态测量 (real time kinematic, RTK) 技术, 能获得厘米级的定位精度^[4-5]。但当集群处于密集城区、森林等地带时, 全球导航卫星系统 (global navigation satellite system, GNSS) 极易受扰导致定位精度急剧下降并造成集群构型崩溃, 且在作战复杂场景下卫星信号易受欺骗^[6-8]。传统方式下依赖视觉^[9-10]、雷达^[11-12]、景象匹配^[13-14] 等设备的多源导航体系, 对机载系统硬件成本、计算负担、载荷等方面提出较高要求^[15]。

在集群协同导航系统架构设计上, 根据信息处理和决策的分布方式, 主要分为集中式和分布式 2 种。集中式架构中所有量测信息汇总至中心节

点, 统一进行数据融合、处理和决策, 理论上可完成全局优化和最优决策, 但在大规模集群中通信带宽受限、通信延迟等容易造成定位解算失效, 且严重依赖中心节点使系统抗摧毁能力差^[16]。分布式架构中所有节点之间通信并将信息共享, 根据互连节点信息对自身状态进行误差修正, 能适应动态变化的网络拓扑和节点移动, 但节点只能基于局部信息进行优化, 无法实现全局最优解且一致性约束较差^[17]。综合考虑应用需求、集群规模、通信条件、平台算力等因素后, 目前大规模集群中分布式协同导航架构已经取得了一些研究成果。

为充分利用集群间相互观测信息, 相较于仅融合自身量测信息的单体多源导航方法, 集群协同导航能充分利用几何约束和相互观测完成对自身导航系统的误差修正, 从而提升集群整体定位性能^[18]。在协同手段上有视觉观测、激光雷达测量、无线电测距等, 前 2 种手段通过特征点检测和点云匹配能获得无人机之间的相对位置估计, 但传感器使用场

收稿日期: 2022-05-23; 录用日期: 2024-07-05; 网络出版时间: 2024-09-19 17:57

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240919.1500.005

基金项目: 国家自然科学基金 (62073163, 62103285, 62203228); 航空科学基金 (202055052003); 基础加强计划技术 173 领域基金 (2021-JCJQ-JJ-0308)

* 通信作者. E-mail: xiongzi@nuaa.edu.cn

引用格式: 史晨发, 熊智, 蒋旭, 等. 基于 AHRS 的无人机集群协同导航方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52 (2): 498-506.

SHI C F, XIONG Z, JIANG X, et al. Cooperative navigation method for UAV swarm based on AHRS [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52 (2): 498-506 (in Chinese).

景、距离等受限,对平台算力要求高,可以仅通过机间测距建立约束关系,并通过协同算法完成定位解算。熊骏等^[19]提出一种基于超宽带/相对差分的相对导航方法,有效提升了无人机编队在较少卫星下的相对定位精度。Gross等^[20]提出一种融合惯性、可用卫星伪距、合作无人机位置、测距信息的协同导航方法,有效提升了无人机集群在GNSS受限情况下的定位精度。屈耀红等^[21]提出一种基于距离测量的无人机协同目标定位方法,并采用枚举法寻求最小几何精度因子(geometric dilution of precision, GDOP)值所映射的最优编队队形,从而提高定位精度。上述基于相互观测的协同导航定位方法,充分利用了集群中各载体间的相互观测和位置约束关系,能一定程度上保障无人机集群在卫星部分拒止情况下的整体定位精度。

在协同导航系统的信息融合方法上,主要包含以优化理论、卡尔曼滤波、图模型为基础这3类算法^[22]。其中,优化理论是以几何关系建立定位目标函数并求解最优解,方法实现简单但对量测异常值敏感,容易出现算法无法收敛^[23]。卡尔曼滤波为基础的协同导航以节点位置、速度等构建卡尔曼滤波器状态量,通过状态模型递推和协同量测更新,在一定条件下能实现最优状态估计,计算复杂度低实时性强,但缺点是无法直接利用集群所有节点的几何约束^[24]。图模型能表征系统状态量和所有协同观测的约束关系,并通过因子图或消息传递完成系统状态量求解,但算法迭代计算复杂、通信频率带宽要求高、在目前协同导航系统中工程适用性较差^[25]。

本文提出基于航姿参考系统(attitude and heading reference system, AHRS)的无人机集群协同导航方法,考虑到机载算力、载荷等因素,采用低成本、小型化AHRS进行系统状态建模,通过构建分布式协同导航架构降低对通信链路带宽、通信频率要求,并配合最优节点筛选策略和故障识别与隔离算法,实现对受扰量测信息下系统量测动态重构,保证了无人机集群在复杂环境下的整体定位精度。

1 基于AHRS的协同导航架构

考虑如图1所示的无人机集群协同作业飞行场景,在城市、丘陵等区域,由于信号干扰、建筑遮挡等原因容易造成部分无人机的卫星接收机出现定位性能大幅下降,而且为每个载体搭载RTK设备硬件成本较高,且在卫星拒止区域内机载卫星导航设备会全部失效,导致整个集群崩溃,所以无人机集群中传感器配置上通常采用高低搭配。

集群中部分高性能无人机搭载机载光电瞄准

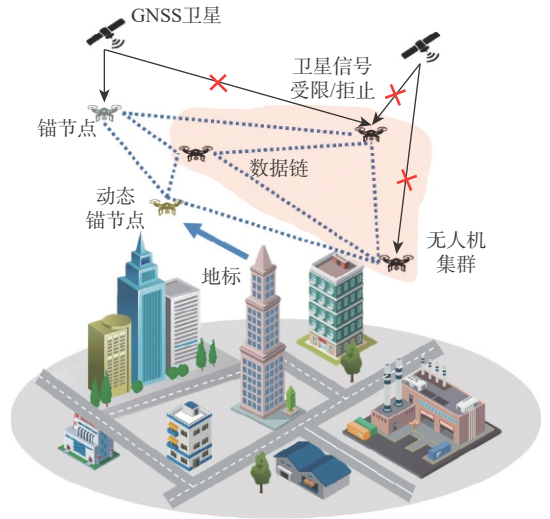


图1 无人机集群协同导航场景

Fig. 1 UAV swarm cooperative navigation scenario

设备(optical electro sight, OES),通过对地观测获取周围标志性地标的特征信息,当匹配完成后获取无人机自身与地标之间的俯仰角、方位角及距离,通过位置反解后计算出自身相对于地标位置的增量,最终与地标位置叠加后得到绝对位置信息^[26]。所有无人机搭载AHRS、气压高度计等设备,利用机载通信设备完成各无人机之间的相对测距与协同数据传输,通过各无人机之间构建的无线网络完成协同导航定位解算。本文将能获取GNSS信号或OES观测的无人机定义为锚节点,处于卫星拒止区域内只能通过数据链路获得协同导航信息的无人机定义为未知节点。

为解决无人机集群在卫星部分拒止或全拒止情况下的导航定位问题,各无人机之间通过相互观测与通信,相较于仅融合自身导航传感器获取的空速、大气数据系统(atmospheric data system, ADS)等信息,协同导航可以充分利用无人机集群的几何位置关系。同时采用分布式体系架构降低了对通信、机载计算平台的要求,当集群中部分锚节点失效或通信链路受扰时,在一定时间内保持相对位置的稳定,为集群控制和队形保持提供基础。

当无人机能与周围较多无人机建立数据链路时,为降低量测更新计算量和各无人机之间的时间同步要求,需对协同导航信息进行优选。在城市等建筑密集区域,机载测距设备容易出现非视距(non line of sight, NLOS)现象^[27],协同量测信息精度下降导致集群整体出现位置偏置,滤波器中需要具备协同消息故障诊断与隔离功能。

为此,在协同相对位置估计滤波器中首先建立了构型误差传播模型,在接收到协同信息后基于构型最优原则完成节点筛选,并通过卡方检测对协同

量测信息进行判别,完成故障量测信息降权处理或剔除操作,最后,对系统状态量误差修正后输出自

身定位结果,基于 AHRS 的协同导航原理如图 2 所示。

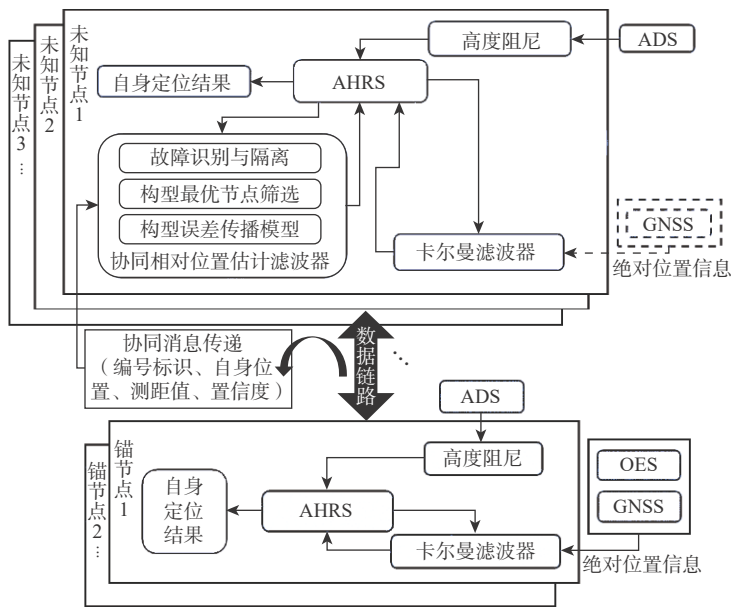


图 2 基于 AHRS 的协同导航原理示意图

Fig. 2 Schematic diagram of AHRS-based cooperative navigation principle

2 分布式协同导航滤波器设计

本节将利用 AHRS 获取的自身载体相当于地理系的姿态参数、加速度计输出的内源信息及数据链路中的测距值、互连节点的位置、置信度等外源信息,分别设计基于 AHRS 的系统状态递推模型和基于相对测距的协同导航滤波器。协同导航系统选取东北天作为导航坐标系,载体坐标系选取“前左上”坐标系。

2.1 系统状态递推模型

AHRS 中利用磁力计、惯性测量单元 (inertial measurement units, IMU) 中的加速度计、陀螺仪等信息能计算出自身相较于当地地理系的姿态信息,相较于传统捷联惯导姿态解算能有效抑制姿态误差角的发散,基于 AHRS 的航位推算原理如图 3 所示。

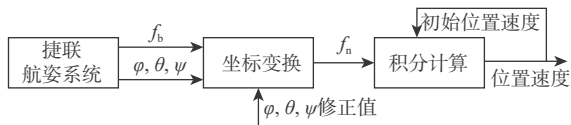


图 3 AHRS 航位推算原理

Fig. 3 Principle of AHRS position estimation

图中, f_b 为机载航姿系统在机体系的三轴加速度计输出, f_n 为经过姿态旋转矩阵变换后的导航系下三轴加速度计输出, ϕ 、 θ 和 ψ 分别为无人机 AHRS 输出的横滚角、俯仰角和航向角。本文将协同导航系统的状态定义为

$$\mathbf{X} = [v_e, v_n, v_u, \lambda, L, h, \delta f_x, \delta f_y, \delta f_z]^T \quad (1)$$

式中: v_e 、 v_n 、 v_u 分别为无人机在东向、北向、天向的速度; λ 、 L 、 h 分别为无人机的经度、纬度、高度; δf_x 、 δf_y 、 δf_z 分别为无人机分别在前向纵轴、左向横轴、天向的加速度计误差。

基于以上状态量构建系统状态方程:

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1|k-1} + \mathbf{G}_{k-1} \mathbf{W}_{k-1} \quad (2)$$

式中: $\Phi_{k,k-1}$ 为系统状态转移矩阵; \mathbf{G}_{k-1} 为系统噪声矩阵; \mathbf{W}_{k-1} 为 $k-1$ 时刻的系统噪声。

系统一步预测均方误差方程如下:

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \mathbf{\Gamma}_{k-1} \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{\Gamma}_{k-1}^T \quad (3)$$

式中: \mathbf{P}_{k-1} 为 $k-1$ 时刻方差阵; $\mathbf{\Gamma}_{k-1}$ 为系统噪声矩阵; \mathbf{Q}_{k-1} 为系统噪声的方差矩阵。

2.2 基于相对测距的协同导航滤波器

当无人机能接收到 GNSS 信号时,仅采用 AHRS/GNSS 子滤波器就能完成系统定位误差修正,当处于卫星拒止内,无人机通过与周围节点建立的链路,获取相对测距信息并利用协同导航算法完成自身定位解算。假定 1 号未知节点通过 AHRS 航位推算的位置为 $(x_{u_1}, y_{u_1}, z_{u_1})$, 与之互连的 i 号节点位置为 $(x_{c_i}, y_{c_i}, z_{c_i})$, 两节点距离计算为

$$d_{u_1 \leftrightarrow c_i} = [(x_{u_1} - x_{c_i})^2 + (y_{u_1} - y_{c_i})^2 + (z_{u_1} - z_{c_i})^2]^{1/2} \quad (4)$$

对其进行线性化处理,在未知节点位置真值 (x_1, y_1, z_1) 处展开泰勒级数,减去数据链路测量的相对距离信息,构建 1 号位置节点相较于 i 号互连节

点的相对距离测量差方程:

$$\delta d_{i_1 \leftrightarrow c_i} = e_{i1} \delta x + e_{i2} \delta y + e_{i3} \delta z + \varepsilon_d \quad (5)$$

式中: e_{i1} 、 e_{i2} 、 e_{i3} 为未知节点到 i 号互连节点的方向余弦; ε_d 为方差为 q_d^2 相对测距噪声。

当该未知节点与周围多个节点互连后, 将式 (5) 扩展为

$$\delta \mathbf{D} = \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & e_{13} \\ e_{21} & e_{22} & e_{23} \\ e_{31} & e_{32} & e_{33} \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta x \\ \delta y \\ \delta z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ \vdots \end{bmatrix} = \mathbf{H}_i \delta \mathbf{p} + \mathbf{v} \quad (6)$$

式中: \mathbf{v} 包含了 i 号互连节点的位置误差和相对测距噪声; \mathbf{H}_i 为方向余弦矩阵; $\delta \mathbf{p}$ 为位置误差。

互连节点的拓扑结构、数量发生变化后, 在轮询式的数据链路网络中多个量测信息的时间间隔变大, 若不采取非同步补偿直接进行协同定位解算, 等价于用先前量测信息修正当前状态, 所以需要互连节点进行优选^[28]。构建协同精度因子

$$\mathbf{H}_c^e = \begin{bmatrix} -(R_N + h) \sin L \cos \lambda & -(R_N + h) \cos L \sin \lambda & \cos L \cos \lambda \\ -(R_N + h) \sin L \sin \lambda & (R_N + h) \cos L \cos \lambda & \cos L \sin \lambda \\ [R_N(1 - f)^2 + h] \cos L & 0 & \sin L \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: R_N 为卯酉圈曲率半径。

协同导航系统量测更新矩阵如下:

$$\mathbf{H} = [\mathbf{0}_{n \times 3} \quad \mathbf{H}_i \mathbf{H}_c^e \quad \mathbf{0}_{n \times 3}] \quad (10)$$

未知节点的定位精度主要取决于互连节点的位置精度、空间构型分布、测距误差等^[29]。当机间测距出现 NOLS 现象时, 量测信息会出现明显偏置, 协同相对位置估计中对故障量测信息的识别是提高自身定位精度, 增强系统稳定性的关键, 因此, 设计基于卡方校验的故障识别与隔离算法。

当未知节点接收到的协同量测信息未受干扰时, 系统的新息是零均值白噪声, 理论方差可以通过递推计算得到:

$$\mathbf{A}_k^{\text{Rec}} = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (11)$$

式中: \mathbf{R}_k 为包含互连节点的位置误差和相对测距误差; \mathbf{H}_k 为 k 时刻的协同导航系统量测更新矩阵。

根据获取的量测信息建立新息方程:

$$\boldsymbol{\gamma}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} \quad (12)$$

式中: \mathbf{Z}_k 为 k 时刻的协同观测信息。

卡尔曼新息是量测信息和误差状态的一步预测值两者之差, 能直接反映量测情况, 新息的协方差矩阵如下:

$$\mathbf{A}_k^{\text{Inno}} = [\boldsymbol{\gamma}_k \boldsymbol{\gamma}_k^T] \quad (13)$$

(cooperative dilution of precision, CDOP) 时, 考虑到互连节点的位置精度与数据链路测距精度, 未知节点位置误差协方差如下:

$$\text{cov}(\delta \mathbf{p}) = (\mathbf{H}_i)^{-1} \text{cov}(\delta \mathbf{D}) ((\mathbf{H}_i)^T)^{-1} \quad (7)$$

通过构建权重矩阵 $\mathbf{W}_i = \text{cov}(\delta \mathbf{D}) / q_d^2$ 将式 (7) 转换为

$$\text{cov}(\delta \mathbf{p}) = ((\mathbf{H}_i)^T \mathbf{W}_i \mathbf{H}_i)^{-1} q_d^2 = \mathbf{G} q_d^2 \quad (8)$$

根据水平协同精度因子 $[\mathbf{G}_{(1,1)} + \mathbf{G}_{(2,2)}]^{1/2}$ 和高度协同精度因子 $\mathbf{G}_{(3,3)}$ 构建的协同精度因子, 能作为导航性能评估下界, 所以在每架无人机导航计算平台中, 以最小化 CDOP 为代价函数并分布式完成最优节点筛选, 在降低计算量同时保证未知节点的定位精度。

在 AHRS 航位推算中选用经度、纬度、高度进行状态建模, 为统一量纲将 δx 、 δy 、 δz 用 $\delta \lambda$ 、 δL 、 δh 表示, \mathbf{H}_c^e 转换矩阵如下:

利用式 (11) 和式 (13) 定义相对测距故障诊断因子:

$$\eta_k = \mathbf{A}_k^{\text{Inno}} / \mathbf{A}_k^{\text{Rec}} \quad (14)$$

相对测距故障会导致 η_k 偏离卡方分布曲线, 通过与设定阈值校验, 当大于门限阈值时需要将次量测信息剔除, 从而提高协同导航滤波器的抗干扰能力, 系统门限设定需要根据相对测距误差、测距故障诊断灵敏度等方面综合进行考虑^[30]。

2.3 本文方法实现流程

本文方法实现流程如图 4 所示, 具体可以分为以下步骤:

步骤 1 完成 AHRS 的状态量、滤波器的初始化操作, 包括设定初始位置、速度、协方差 $\mathbf{P}_{0|0}$ 。

步骤 2 AHRS 输出加速度的三轴原始数据和载体姿态信息, 利用式 (2) 完成航位推算。

步骤 3 当接收到互连节点的协同导航信息后, 利用构建的协同精度因子完成最优节点筛选, 筛选的节点数量可以动态调整。

步骤 4 对测距信息进行故障诊断, 存在部分故障时, 需将系统量测更新过程进行重构, 当所有量测信息都存在干扰时则仅进行时间更新, 利用 AHRS 维持较短时间内的定位精度。

步骤 5 利用量测更新对 AHRS 的位置误差进

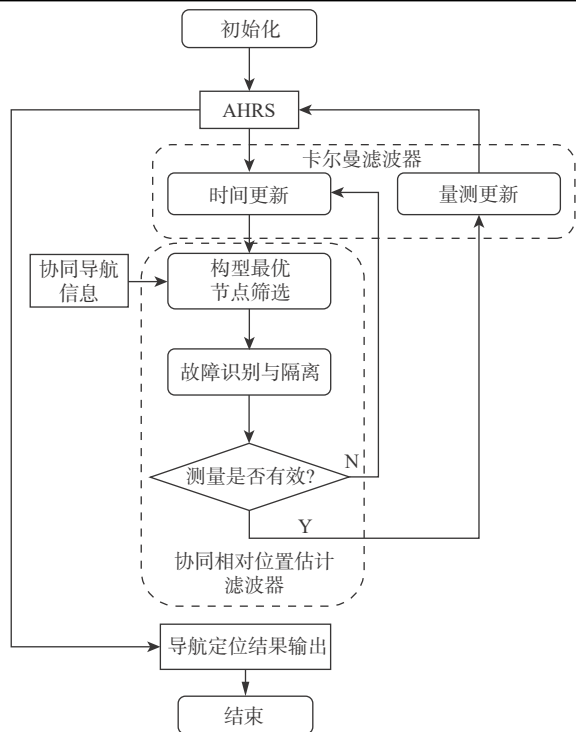


图4 协同导航方法流程

Fig. 4 Flow of cooperative navigation algorithm

行修正,将自身定位解算结果和位置评估置信度作为协同信息广播并分发给其他相邻节点,最终返回步骤2。

3 仿真分析与实验验证

本节针对图1中提出的协同导航场景,为验证本文方法的有效性,分别进行MATLAB仿真分析和基于物理平台采集数据的离线验证。

3.1 仿真分析

仿真以13架无人机为例,集群初始位置分布和节点拓扑图如图5所示。其中,5架配置RTK、OES设备的锚节点为整个集群提供绝对基准信息,所有无人机均配置低成本AHRS、数据通信测距传感器、气压高度计。

卫星通信的无线电波频率低、波长较长,极易

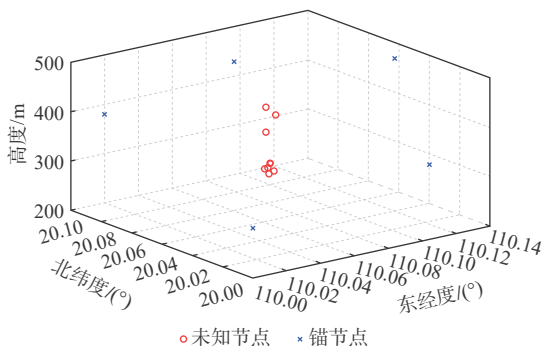


图5 无人机集群初始位置分布

Fig. 5 Initial position distribution of UAV swarm

受干扰,数据链路凭借高频率、定向性、短距离传输、加密和频率跳变技术,具备抗电磁干扰能力。由于节点位置不同分布和数据链路传输距离受限,会导致部分未知节点不能直接与锚节点互连通信,需要与周围节点互连后才能与锚节点建立间接联系,集群节点拓扑如图6所示。

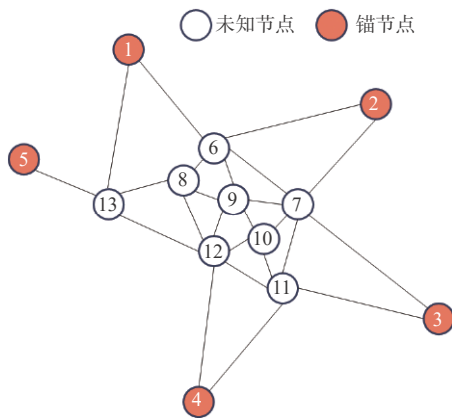


图6 无人机集群节点拓扑

Fig. 6 Node topology of UAV swarm

集群中6号、7号、11号、13号未知节点利用2架锚节点的协同量测信息维持自身定位,并成为伪锚节点为集群中其他节点提供协同导航信息。导航传感器测量噪声均以高斯白噪声建模,仿真中传感器性能配置如表1所示。

表1 仿真传感器性能配置

Table 1 Simulated sensor performance configuration

参数	数值
AHRS姿态漂移误差/(°)	(0.2,0.2,0.3)
AHRS姿态相关时间/s	60
AHRS加速度计偏置误差/(m·s ⁻²)	0.000 38g
AHRS加速度计相关时间/s	3 600
GNSS位置误差/m	5
GNSS速度误差/(m·s ⁻¹)	0.2
OES测距误差/m	3
OES测角误差/(°)	0.01
大气传感器高度白噪声/m	10
数据链路测距误差/m	10

无人机配置的传感器中AHRS输出进行系统航位推算,大气数据进行阻尼计算,这2类传感器的配置高低仅对单体状态递推产生影响。GNSS、OES的更新频率、精度影响集群中的绝对位置基准精度,数据链路中测距误差由设备时间同步准确性决定,未知节点的协同定位精度与这3类传感器性能正相关。

为验证集群中锚节点数量对协同定位性能的影响,本节通过仿真调整测距有效距离控制6号未

知节点所能连接的锚节点的数量, 并针对连接0架、1架、2架、3架、5架锚节点情况下进行仿真。在垂直方向上与大气数据进行阻尼, 高度位置误差保持在10 m左右, 不同锚节点数量下的6号未知节点在水平方向上绝对定位误差曲线如图7所示。

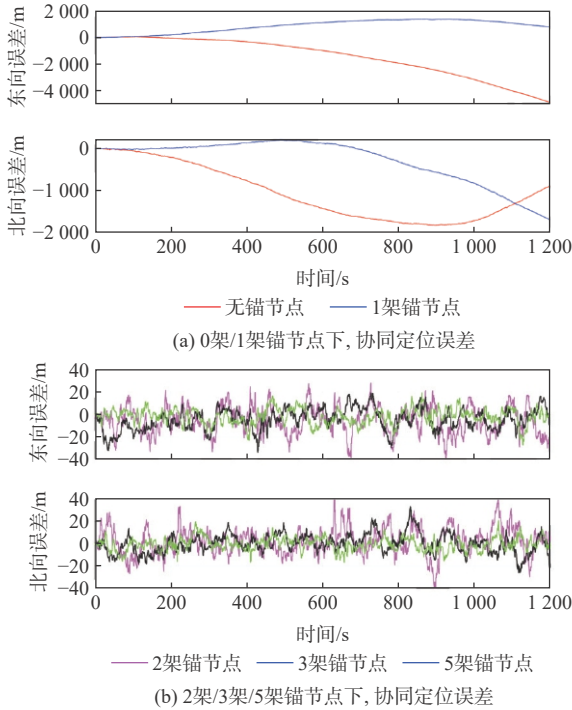


图7 不同锚节点数量下定位误差曲线

Fig. 7 Positioning error curves for different number of anchor nodes

为方便性能对比, 将无人机的定位误差定义为

$$E = \sqrt{E_E^2 + E_N^2 + E_U^2} \quad (15)$$

式中 E_E 、 E_N 、 E_U 分别为协同定位结果在东、北、天3个方向上的估计误差。

表2对无人机的定位均方根误差 (root mean square error, RMSE) 进行了统计。

表2 定位均方根误差统计结果

Table 2 Statistics of position root mean square error

锚节点数量	定位RMSE绝对误差/m	定位RMSE相对误差/%
0	2 871.5	265.7
1	1 049.5	53.8
2	21.3	23.6
3	18.7	19.8
5	15.5	17.9

定位误差统计结果说明未知节点能连接的锚节点数量越多, 导航系统状态可观性越强。当集群中锚节点数量 ≤ 1 时, 相较于无任何锚节点的情况, 存在1架锚节点时能有效抑制绝对定位的发散速度, 在一定时间内保持集群内各载体的相对位置

关系稳定, 但最终绝对定位结果发散。当集群中锚节点数量 ≥ 2 时, 协同定位性能并不会随着锚节点数量的增加而明显提升, 对协同定位误差性能下界的影响较小, 绝对/相对定位精度能维持在20 m左右。

为验证基于协同精度因子筛选后的最优节点的有效性, 采用筛选后的3个最优互连节点进行导航状态解算, 表3为6号和11号融合所有互连节点与利用节点筛选后的定位均方根误差。

表3 未知节点定位均方根误差

Table 3 Root mean square error of unknown node localisation

节点编号	融合机制	定位RMSE/m		
		经度	纬度	高度
6	所有互连节点	10.1	9.4	7.3
	3个最优节点	13.8	10.9	7.9
11	所有互连节点	11.5	9.8	7.6
	3个最优节点	13.4	11.2	8.0

由表3可知, 仅融合经过筛选后的3个最优节点, 整体定位性能相较于融合所有互连节点的量测信息性能相当。因为在本文仿真中相互测距和协同导航信息传递是采用广播式, 且各节点之间时间基准完全统一, 不存在滞后无序的量测信息, 但最优节点筛选算法在实际工程应用中, 可以降低协同定位计算量的同时提高系统在轮询数据链路网络通信架构下的可行性。

为验证在协同信息受扰情况下的鲁棒性, 在9号接收到的5组协同信息中, 其中, 3组添加渐变测距故障, 故障持续时间为400~800 s。

如图8所示, 受扰的量测信息会对系统状态量进行干扰, 并将测距故障引起的定位误差不断累积, 无故障诊断算法时会造成定位精度的急剧下降; 采用鲁棒滤波通过抑制NLOS观测能提升系统

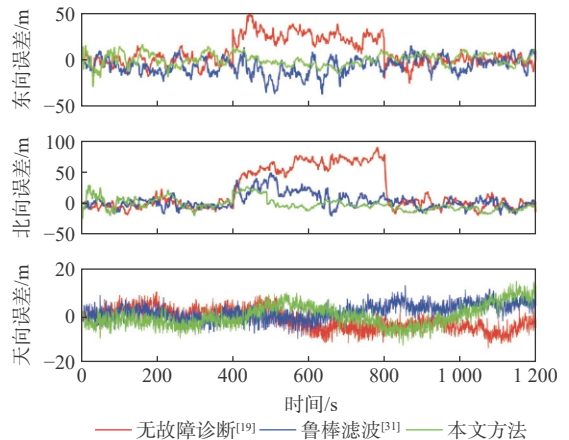


图8 测距故障下协同定位误差曲线

Fig. 8 Cooperative localization error curves with ranging fault

融合的稳定性,但是存在无法处理严重 NLOS 时的缺陷;采用本文方法在 470 s 左右能快速将故障信息隔离,并对观测方程进行重构保证整体定位精度,使系统抗干扰能力变强。

最后,为量化评价本文方法的计算性能指标,采用 tic 函数和 toc 函数记录算法融合周期的运行时长,其中,量测更新部分耗时 0.08 ms,最优节点筛选部分耗时 2 ms,且随着无人机集群规模变大,互连节点的增加会导致遍历寻优算法的计算时间呈指数级增加,所以需要节点筛选部分增加优化算法。

3.2 实验验证

为有效验证本文方法在实际情况下的性能,搭建了四旋翼无人机集群机载平台和协同导航数据采集平台。所有无人机通过地面站集中控制管理,集群飞行剧本可根据周围环境定制调整,利用无线接入点 (access point, AP) 设备完成航路传输。

在飞行结束后地面站控制软件可以导出每架无人机机载传感器输出的 RTK 数据、姿态信息等。协同导航数据采集平台主要包含惯性测量单元、GNSS 接收机、超宽带 (ultra wide band, UWB) 传感器,物理验证平台如图 9 所示。

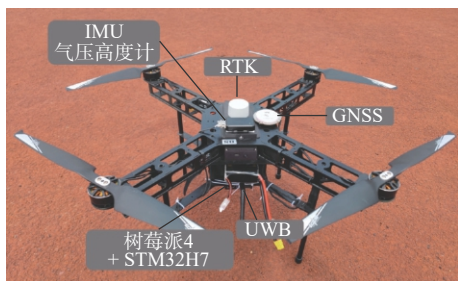


图 9 协同导航物理验证平台

Fig. 9 Cooperative navigation physical verification platform

由 10 架无人机构成的集群中设定 5 架为锚节点,能接收卫星导航信息,其余 5 架无人机设定为未知节点,每架无人机能通过 UWB 完成机间相对测距与消息传递,UWB 测距误差为 0.5 m,GNSS 定位误差为 5 m,无人机集群飞行实验场景如图 10 所示。

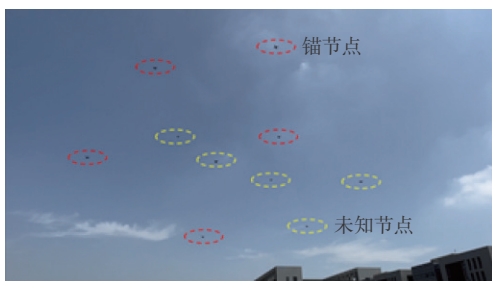


图 10 无人机集群飞行实验场景

Fig. 10 Flight experiment scenario for UAV swarm

每架无人机以长方形为基准在空中机动,飞行过程持续 120 s,飞行轨迹如图 11 所示。

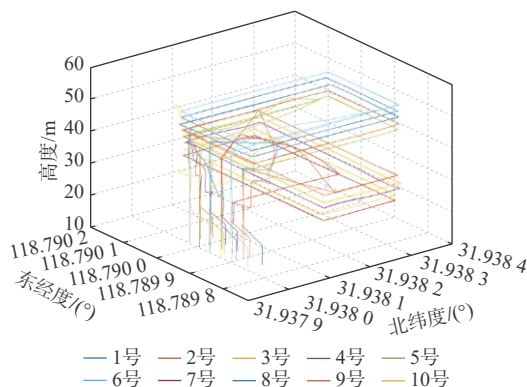


图 11 无人机集群实际飞行轨迹

Fig. 11 Physical flight trajectories of UAV swarm

未知节点将 IMU 输出的三轴加速度、机载姿态信息作为 AHRS 航位推算的原始输入信息,并利用协同导航信息完成定位解算,最终结果与机载 RTK 数据进行比较后输出系统定位误差,选取的 7 号和 9 号 2 架未知节点的定位性能如图 12 所示。

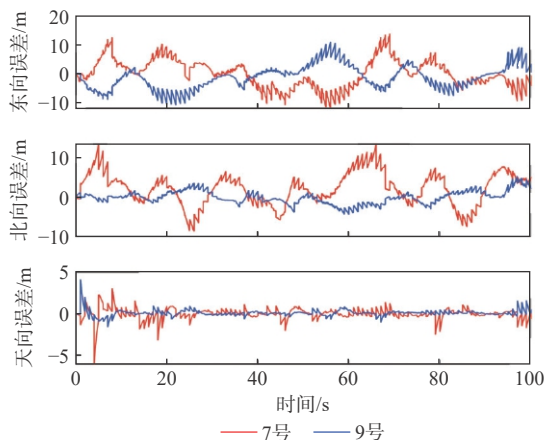


图 12 基于采实数据的定位性能分析

Fig. 12 Positioning performance analysis based on physical data

由图 12 可知,在量测信息不受干扰的情况下,仅利用测距构建的协同导航系统能抑制 AHRS 的定位发散,绝对定位精度优于 10 m。同时,为评估系统在出现协同信息短暂中断再重连后的定位性能,在 15~30 s 时将 7 号无人机的所有量测信息去除,图 13 为定位误差曲线。

在所有量测失效下仅利用 AHRS 进行航位推算时,定位性能急速下降,重新接入协同信息后,能快速完成定位误差修正,实验结果表明本文方法具有较好的鲁棒性。为评估无人机集群在卫星全拒止环境下的定位性能,在采集的数据中 RTK 剔除后进行离线算法验证,在无绝对基准下,集群绝对位置相较于无协同状态发散速度变慢,相对位置误差在一定时间内保持在 8 m 左右。

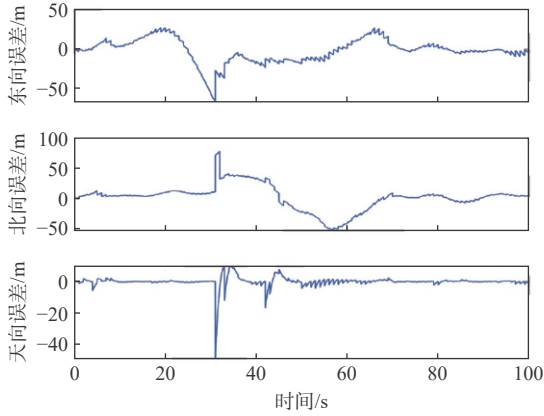


图13 量测失效下协同定位误差

Fig. 13 Cooperative localization errors under measurement failure

仿真分析和实验验证的相关结果证明, AHRS/测距协同导航方法的有效性, 在降低集群导航硬件成本的同时, 通过协同算法也保证了整体定位精度。

4 结论

1) 在卫星拒止或受限环境下, 通过构建 AHRS 递推模型与分布式协同滤波器, 完成自身定位误差修正, 降低了对组网通信大带宽、高频率的依赖, 集群数量规模支持动态扩展。

2) 利用构建的 CDOP 完成最优节点筛选, 保证定位精度、降低系统融合部分的计算量、完成故障量测信息的识别后再进行系统重构, 提高系统的鲁棒性。

3) 通过仿真软件完成基于 AHRS 的无人机集群协同导航方法分析, 并搭建物理样机完成导航数据采集与算法验证, 实验结果表明, 集群中锚节点数量 ≥ 2 时, 能保持集群相对构型稳定。

参考文献 (References)

[1] 陈清阳, 辛宏博, 王玉杰, 等. 一种多机协同打击的快速航迹规划方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2022, 48(7): 1145-1153.
CHEN Q Y, XIN H B, WANG Y J, et al. A rapid path planning method for multiple UAVs to cooperative strike[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 48(7): 1145-1153(in Chinese).

[2] ZHOU Z Y, ZHANG C T, XU C, et al. Energy-efficient industrial Internet of UAVs for power line inspection in smart grid[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, 14(6): 2705-2714.

[3] 张鹏飞, 何印, 马振华, 等. 无人机集群协同控制技术综述[J]. 兵器装备工程学报, 2024, 45(4): 1-9.
ZHANG P F, HE Y, MA Z H, et al. Review on cooperative control technology of UAV swarm[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2024, 45(4): 1-9(in Chinese).

[4] TEUNISSEN P J G, KHODABANDEH A. Review and principles of PPP-RTK methods[J]. *Journal of Geodesy*, 2015, 89(3): 217-240.

[5] GENG J, TEFERLE F N, MENG X, et al. Towards PPP-RTK: ambiguity resolution in real-time precise point positioning[J]. *Advances in Space Research*, 2011, 47(10): 1664-1673.

[6] ZHANG G H, XU P H, XU H S, et al. Prediction on the urban GNSS measurement uncertainty based on deep learning networks with long short-term memory[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(18): 20563-20577.

[7] ZHU N, MARAIS J, BÉTAILLE D, et al. GNSS position integrity in urban environments: a review of literature[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(9): 2762-2778.

[8] DALLA TORRE A, CAPORALI A. An analysis of intersystem biases for multi-GNSS positioning[J]. *GPS Solutions*, 2015, 19(2): 297-307.

[9] YASUDA Y D V, MARTINS L E G, CAPPABIANCO F A M. Autonomous visual navigation for mobile robots[J]. *ACM Computing Surveys*, 2021, 53(1): 1-34.

[10] HAI J, HAO Y T, ZOU F Z, et al. A visual navigation system for UAV under diverse illumination conditions[J]. *Applied Artificial Intelligence*, 2021, 35(15): 1529-1549.

[11] WANG W Q. Overview of frequency diverse array in radar and navigation applications[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2016, 10(6): 1001-1012.

[12] GUAN R P, RISTIC B, WANG L P, et al. Feature-based robot navigation using a Doppler-azimuth radar[J]. *International Journal of Control*, 2017, 90(4): 888-900.

[13] 赵春晖, 周映慧, 林钊, 等. 无人机景象匹配视觉导航技术综述[J]. *中国科学: 信息科学*, 2019, 49(5): 507-519.
ZHAO C H, ZHOU Y H, LIN Z, et al. Review of scene matching visual navigation for unmanned aerial vehicles[J]. *Scientia Sinica (Informations)*, 2019, 49(5): 507-519(in Chinese).

[14] JIN Z L, WANG X Z, MORAN B, et al. Multi-region scene matching based localisation for autonomous vision navigation of UAVs[J]. *Journal of Navigation*, 2016, 69(6): 1215-1233.

[15] GYAGENDA N, HATILIMA J V, ROTH H, et al. A review of GNSS-independent UAV navigation techniques[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2022, 152: 104069.

[16] AZZAM R, BOIKO I, ZWEIRI Y. Swarm cooperative navigation using centralized training and decentralized execution[J]. *Drones*, 2023, 7(3): 193.

[17] 周泽波, 张泽亮, 彭鑫, 等. 基于记忆融合模式的多无人机分散式协同导航方法[J]. 航空学报, 2023, 44(20): 628440.
ZHOU Z B, ZHANG Z L, PENG X, et al. Multi-UAV decentralized cooperative navigation method based on memory-fusion[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(20): 628440(in Chinese).

[18] YANG C Z, STRADER J, GU Y, et al. Cooperative navigation using pairwise communication with ranging and magnetic anomaly measurements[J]. *Journal of Aerospace Information Systems*, 2020, 17(11): 624-633.

[19] 熊骏, 熊智, 于永军, 等. 超宽带测距辅助的无人机近距离相对导航方法[J]. 中国惯性技术学报, 2018, 26(3): 346-351.
XIONG J, XIONG Z, YU Y J, et al. Close relative navigation algorithm for unmanned aerial vehicle aided by UWB relative measurement[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2018, 26(3): 346-351(in Chinese).

- [20] GROSS J N, GU Y, RHUDY M B. Robust UAV relative navigation with DGPS, INS, and peer-to-peer radio ranging[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2015, 12(3): 935-944.
- [21] 屈耀红, 张峰, 谷任能, 等. 基于距离测量的多无人机协同目标定位方法[J]. *西北工业大学学报*, 2019, 37(2): 266-272.
QU Y H, ZHANG F, GU R N, et al. Target cooperative location method of multi-UAV based on pseudo range measurement[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2019, 37(2): 266-272(in Chinese).
- [22] 魏帅迎, 杜雨桐, 胡博, 等. GNSS 拒止环境下 UAV 集群协同导航技术发展现状及分析[J]. *导航与控制*, 2023, 22(4): 5-16.
WEI S Y, DU Y T, HU B, et al. Development status and analysis of UAV swarm cooperative navigation technology in GNSS-denied environment[J]. *Navigation and Control*, 2023, 22(4): 5-16(in Chinese).
- [23] HUANG Y L, ZHANG Y G, XU B, et al. A new adaptive extended Kalman filter for cooperative localization[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, 54(1): 353-368.
- [24] SHALABY M, SHOKAIR M, MESSIHA N W. RSS cooperative localization in WSNs operating in the millimeter bands[J]. *Wireless Personal Communications*, 2020, 115(3): 2327-2334.
- [25] WYMEERSCH H, LIEN J, WIN M Z. Cooperative localization in wireless networks[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2009, 97(2): 427-450.
- [26] TANG J J, LI P J. Airborne integrated navigation system based on SINS/GPS/TAN/EOAN[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, 2020(1): 3218942.
- [27] CHAN Y T, TSUI W Y, SO H C, et al. Time-of-arrival based localization under NLOS conditions[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2006, 55(1): 17-24.
- [28] SHI C F, XIONG Z, CHEN M X, et al. Cooperative navigation of unmanned aerial vehicle formation with delayed measurement[J]. *Measurement Science and Technology*, 2024, 35(6): 066302.
- [29] HU J Y, NIU H L, CARRASCO J, et al. Fault-tolerant cooperative navigation of networked UAV swarms for forest fire monitoring[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2022, 123: 107494.
- [30] MCHUGH M L. The Chi-square test of independence[J]. *Biochemia Medica*, 2013, 23(2): 143-149.
- [31] ZHANG P F, MA Z H, HE Y, et al. Cooperative positioning method of a multi-UAV based on an adaptive fault-tolerant federated filter[J]. *Sensors*, 2023, 23(21): 8823.

Cooperative navigation method for UAV swarm based on AHRS

SHI Chenfa¹, XIONG Zhi^{1,*}, JIANG Xu¹, LI Qijie¹, WANG Zhengchun²

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. School of Electronic Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China)

Abstract: In order to effectively solve the problem of low-cost navigation and localization of UAV swarm under the satellite partial denial environment, a cooperative navigation method for UAV swarm based on the attitude heading reference system (AHRS) is proposed. Firstly, the design of the 3D position estimation model is completed using the AHRS as the basis. Secondly, the cooperative dilution of precision (CDOP) is used to finish the optimal node selection in a distributed cooperative navigation filter based on inter-aircraft range, which lessens the navigation system's computational load. Algorithms for fault identification and isolation are then used to diagnose the disrupted cooperative measurement data and reconfigure the system. Finally, the solution of the absolute position is accomplished using the distributed cooperative navigation algorithm. Simulation and experiments demonstrate that this algorithm effectively resolves problems such as excessive reliance on satellite navigation and slow processing of large-scale navigation data. Compared with traditional multi-source fusion algorithms, this approach significantly reduces hardware costs while meeting high-precision positioning requirements for a large-scale UAV swarm at a lower cost.

Keywords: UAV swarm; attitude heading reference system; relative ranging; cooperative navigation; fault diagnosis

Received: 2022-05-23; Accepted: 2024-07-05; Published Online: 2024-09-19 17:57

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240919.1500.005

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (62073163,62103285,62203228); Aeronautical Science Foundation of China (202055052003); Foundation Strengthening Program Technology 173 Field Fund (2021-CJQJ-JJ-0308)

* Corresponding author. E-mail: xiongzhi@nuaa.edu.cn

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0373

基于滑模观测器和非线性动态逆技术的 舰载机直接升力控制

甄冲, 冯心钰*

(中国航空工业集团公司沈阳飞机设计研究所, 沈阳 110035)

摘 要: 舰载机是航母战斗群的重要组成部分, 在实际运用中有众多技术难点, 而着舰技术是其中关键难点之一。针对舰载机系统的多变量耦合特点和着舰过程中环境复杂多变等问题, 提出一种基于滑模观测器和非线性动态逆技术的舰载机直接升力控制系统。为补偿舰尾流对控制精度的影响, 设计一种自适应滑模观测器, 可以有效估计外界干扰对舰载机运动造成的影响。为实现控制输入之间的解耦, 利用非线性动态逆控制技术, 建立舰载机的直接升力控制系统, 并提出自适应调节鸽群优化 (SAPIO) 算法用于整定控制系统参数, 提升控制精度。仿真对比实验表明: 所提舰载机直接升力控制系统相比传统比例-积分-微分控制系统着舰精度更高。

关键词: 舰载机; 直接升力控制; 自适应滑模观测器; 非线性动态逆; 自适应调节鸽群优化

中图分类号: V249.1

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2026)02-0507-09

舰载机是航母战斗群的重要组成部分, 是海上强国策略的重要基石^[1-3]。与陆基飞机相比, 舰载机的起降环境苛刻, 着舰精度要求高, 舰尾流、海浪等干扰加大了舰载机着舰的难度, 着舰失败会带来极大的经济损失甚至导致飞行员伤亡^[4-5]。随着中国海上军事力量的大力发展, 舰载机的安全着舰技术亟待研究推进。

为提高着舰精度和着舰成功率, 各国研究者进行了广泛的研究。考虑自动着舰控制中动力学非线性、多变量耦合和参数不确定性, Zhen等^[6]研究了一种多变量模型参考自适应控制系统, 包括制导子系统和飞行控制子系统, 采用状态反馈实现了舰载机对参考下滑道的跟踪。Wang等^[7]提出一种用于舰载机着陆末端的自适应抗干扰算法, 分析了舰载机在末进近湍流条件下的动力学和纵向线性化模型; 提出一种基于高频增益矩阵LDU分解的稳定自适应控制方案, 保证了闭环的稳定性和输出的

渐近跟踪。Xue等^[8]针对执行机构失效的舰载机自动着陆系统, 提出一种基于输出反馈的输出跟踪容错控制算法, 解决了实际航母自动着舰过程中提取的理论问题。Guan等^[9]研究了舰载机自动着陆的定时控制问题, 将六自由度固定翼飞行器模型转化为迎角由推力独立控制的仿射形式, 采用后退技术作为主要控制框架提出了一种高阶多变量系统的定时控制方法, 并将其应用于航母自动着舰控制系统。Guan等^[10]提出一种时变的矢量场制导律, 在时变矢量场律中嵌入规定性能方法, 设计了一种自抗扰姿态控制器, 应用于典型航母自动着舰问题。Duan等^[11]设计了跟踪滑翔路径的固定时间制导律, 提出一种自适应非奇异快速末端积分滑模控制器作为自动着舰系统的主要控制策略, 并利用自适应滑模扰动观测器, 为精确着舰提供了尾流扰动估计。考虑外部干扰和输入约束, Yuan等^[12]建立了无人机与理想滑翔路径的相对运动模型, 将波对载

收稿日期: 2024-06-04; 录用日期: 2024-07-12; 网络出版时间: 2025-01-20 10:04

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20250117.2256.003

*通信作者. E-mail: 434455033@qq.com

引用格式: 甄冲, 冯心钰. 基于滑模观测器和非线性动态逆技术的舰载机直接升力控制 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52(2): 507-515.
ZHEN C, FENG X Y. Carrier-based aircraft direct lift control based on sliding mode observer and non-linear dynamic inversion technology [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52(2): 507-515 (in Chinese).

体的扰动视为模型的外部扰动,将尾流对无人机的扰动视为飞行器的外部扰动,将轨迹跟踪问题转化为稳定问题。

然而,由油门控制进近功率,升降舵减小高度偏差,副翼和方向舵减小侧向偏差,控制输入之间存在紧密耦合,使得舰载机自动着舰控制器的设计变得复杂和困难。直接升力控制技术通过直接改变飞机作用力,使轨迹和姿态运动解耦,有效降低了着舰控制难度^[13-14]。美军在2014年开展了舰载机“魔毯”控制技术研究,降低了飞行员在着舰末端的操纵负担,极大提高了着舰成功率^[15-16]。吴启龙等^[13]设计了直接升力着舰系统,利用神经网络对自抗扰控制器参数进行调节,有效提高了着舰精度,但存在控制器设计繁琐,参数较多的问题。张志冰等^[17]基于直接升力控制思想,利用特征结构配置解耦方法,设计了纵向长短周期模态解耦的舰载机着舰控制系统,通过操纵面控制分配方法,发挥了三翼面舰载机气动布局的优势。结合神经网络和自抗扰控制技术,罗飞等^[18]采用非线性动态逆控制方法,分别设计了舰载机姿态保持和航迹控制系统,实现了航迹和姿态的解耦控制,但在研究中未考虑舰尾流等外界干扰对控制精度的影响。

由于舰载机控制系统参数较多、调参困难,优化算法被用于舰载机控制器调参^[19]。鸽群优化(pigeon-inspired optimization, PIO)是一种基于鸽群归巢导航行为的仿生启发式优化算法^[20]。由于鸽群优化算法具有收敛速度快、搜索效率高等优点,在优化问题中得到了广泛应用^[21-22]。然而,在鸽群数量较少、迭代次数较少的情况下,快速地收敛速度会显著降低种群的多样性,导致鸽群优化算法陷入局部极值点^[23]。

受上述研究启发,本文设计了一种基于滑模观测器和动态逆技术的舰载机直接升力控制系统。本文的主要创新点如下:

1) 本文采用非线性动态逆技术,构建了舰载机直接升力控制系统,利用非线性动态逆技术消除系统的非线性因素,实现多变量系统的解耦控制,在减小控制器设计复杂程度的同时能够保证较高控制精度;

2) 本文提出自调节鸽群优化(self-adjusting pigeon-inspired optimization, SAPIO)算法,对舰载机控制器系统的参数进行寻优,解决控制器参数整定困难的问题,保证了系统的控制效果。

1 舰载机着舰模型

为描述舰载机运动,定义如图1所示的舰载机坐标系:大地坐标系 $\{O_g, x_g, y_g, z_g\}$,机体坐标系 $\{O_b, x_b, y_b, z_b\}$,航迹坐标系 $\{O_p, x_p, y_p, z_p\}$ 。

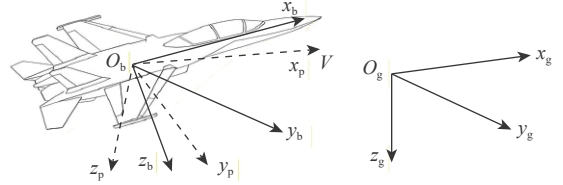


图1 舰载机坐标系示意图

Fig. 1 Schematic diagram of carrier-based aircraft coordinate system

舰载机导航方程组为^[9-10]

$$\begin{cases} \dot{x} = V \cos \gamma \cos \chi \\ \dot{y} = V \cos \gamma \sin \chi \\ \dot{z} = -V \sin \gamma \end{cases} \quad (1)$$

式中: x 、 y 、 z 为惯性系下的无人机位置; V 、 χ 和 γ 分别为航迹速度、航迹方位角和航迹倾斜角。

舰载机平动动力学方程为

$$\begin{cases} \dot{\chi} = \frac{T(\sin \alpha \sin \mu - \cos \alpha \sin \beta \cos \mu)}{mV \cos \gamma} + \frac{-Y \cos \mu + L \sin \mu}{mV \cos \gamma} + d_\chi \\ \dot{V} = \frac{-D + T \cos \alpha \cos \beta}{m} - g \sin \gamma + d_V \\ \dot{\gamma} = \frac{T(\cos \alpha \sin \beta \sin \mu + \sin \alpha \cos \mu)}{mV} + \frac{Y \sin \mu + L \cos \mu}{mV} - \frac{g}{V} \cos \gamma + d_\gamma \end{cases} \quad (2)$$

式中: α 和 β 分别为迎角和侧滑角; μ 为航迹滚转角; m 为舰载机质量; g 为重力加速度; T 为舰载机推力; D 、 Y 和 L 分别为气流坐标系中舰载机受气动力的阻力、侧力和升力分量; d_V 、 d_χ 和 d_γ 为舰尾流干扰。

转动运动学方程为

$$\begin{cases} \dot{\mu} = \dot{\chi}(\sin \gamma + \cos \gamma \sin \mu \tan \beta) + \dot{\gamma} \cos \alpha \tan \beta + \frac{p \cos \alpha + r \sin \alpha}{\cos \beta} \\ \dot{\beta} = \dot{\chi} \cos \gamma \cos \mu - \dot{\gamma} \sin \mu + p \sin \alpha - r \cos \alpha \\ \dot{\alpha} = -\frac{\dot{\chi} \cos \gamma \sin \mu + \dot{\gamma} \cos \mu}{\cos \beta} + q - (p \cos \alpha \tan \beta + r \sin \alpha \tan \beta) \end{cases} \quad (3)$$

式中: p 、 q 、 r 分别为舰载机在机体坐标系中的滚转、俯仰、偏航角速度分量; d_p 、 d_q 、 d_r 为舰尾流干扰。

欧拉角转动方程为

$$\begin{cases} \dot{\phi} = p + (q \sin \phi + r \cos \phi) \tan \theta \\ \dot{\theta} = q \cos \phi - r \sin \phi \\ \dot{\psi} = (q \sin \phi + r \cos \phi) \sec \theta \end{cases} \quad (4)$$

式中: φ 、 θ 和 ψ 分别为舰载机的滚转角、俯仰角和偏航角。

转动动力学方程为

$$\begin{cases} \dot{p} = I_1 q r + I_2 p q + I_3 \bar{L} + I_4 N + d_p \\ \dot{q} = I_5 p r + I_6 (r^2 - p^2) + I_7 M + d_q \\ \dot{r} = -I_2 q r + I_8 p q + I_4 \bar{L} + I_9 N + d_r \end{cases} \quad (5)$$

式中: $I_1 \sim I_9$ 为惯性矩常数; \bar{L} 、 M 和 N 分别为飞机的

滚转力矩、俯仰力矩和偏航力矩。

气动力的表达式为

$$\begin{bmatrix} D \\ Y \\ L \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \rho V^2 S \begin{bmatrix} C_{D0} + C_{D\alpha} \alpha \\ C_{Y\beta} \beta \\ C_{L0} + C_{L\alpha} \alpha + C_{L\delta_c} \delta_c + C_{L\delta_r} \delta_r \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: ρ 为空气密度; S 为机翼面积; C_{D0} 和 $C_{D\alpha}$ 为气动系数的阻力分量; $C_{Y\beta}$ 为气动系数的侧力分量; C_{L0} 、 $C_{L\alpha}$ 、 $C_{L\delta_c}$ 和 $C_{L\delta_r}$ 为气动系数的升力分量; δ_c 和 δ_r 分别为升降舵和襟翼控制量。

力矩的表达式为

$$\begin{bmatrix} \bar{L} \\ M \\ N \end{bmatrix} = \frac{\rho V^2 S}{2} \begin{bmatrix} b (C_{lp} p b / 2V + C_{lr} r b / 2V + C_{l\beta} \beta + C_{l\delta_a} \delta_a + C_{l\delta_r} \delta_r) \\ c (C_{m\alpha} \alpha + C_{mq} q c / 2V + C_{m0} + C_{m\delta_c} \delta_c + C_{m\delta_r} \delta_r) \\ b (C_{nr} p b / 2V + C_{nr} r b / 2V + C_{n\beta} \beta + C_{n\delta_a} \delta_a + C_{n\delta_r} \delta_r) \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: $C_{l\beta}$ 、 C_{lp} 、 C_{lr} 、 $C_{l\delta_a}$ 、 $C_{l\delta_r}$ 为滚转力矩系数; C_{m0} 、 $C_{m\alpha}$ 、 C_{mq} 、 $C_{m\delta_c}$ 、 $C_{m\delta_r}$ 为俯仰力矩系数; $C_{n\beta}$ 、 C_{nr} 、 $C_{n\delta_a}$ 、 $C_{n\delta_r}$ 为偏航力矩系数; δ_a 和 δ_r 分别为副翼和方向舵控制量; c 为机翼平均几何弦长; b 为机翼翼展。

舰尾流模型参考文献 [24], 分别记舰尾流导致的纵向扰动量和侧向扰动量为 w 和 v , 附加侧滑角扰动和迎角扰动为 $\beta_w = -v/V$ 和 $\alpha_w = -w/V$, 舰尾流对各个通道的干扰可以通过分析侧滑角扰动和迎角扰动对气动力和力矩的影响得到。

2 直接升力控制系统设计

由于舰载机在着舰过程中受到舰尾流干扰, 本文设计自适应滑模状态观测器对集总干扰进行估计。舰载机直接升力控制系统架构如图 2 所示, 主要包含着舰引导律、航迹角控制器、角度控制器、角速度控制器和速度控制器。根据舰载机和甲板的位置设计理想下滑道, 并根据舰载机着舰下滑轨迹生成参考航迹方位角和航迹倾斜角。设计航迹倾斜角的动态逆控制器, 生成襟翼的控制指令; 设

计速度的动态逆控制器, 生成推力的控制指令; 设计角度动态逆控制器, 得到角速度参考指令, 并进一步设计角速度控制器, 生成升降舵、副翼和方向舵的控制指令。

2.1 自适应滑模观测器

考虑仿射系统:

$$\dot{X} = F + GU + D \quad (8)$$

式中: $X \in \mathbf{R}^n$ 为系统状态; $F \in \mathbf{R}^n$ 为关于 X 的已知矩阵数; $G \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为控制分配矩阵; $U \in \mathbf{R}^n$ 为控制输入; $D \in \mathbf{R}^n$ 为由外界干扰和模型不确定性组成的集总干扰。

设计系统状态观测器为

$$\dot{\hat{X}} = F + GU + \hat{D} + K_1 \text{sig}^{\Gamma_1}(\hat{X}) \quad (9)$$

式中: \hat{X} 为系统状态估计值; \hat{D} 为干扰观测值; K_1 和 $\Gamma_1 \in (0, 1)$ 为正的设计参数; $\tilde{X} = X - \hat{X}$ 为系统状态估计误差。

设计滑模面为

$$s = \tilde{X} + K_1 \text{sig}^{\Gamma_1}(\tilde{X}) \quad (10)$$

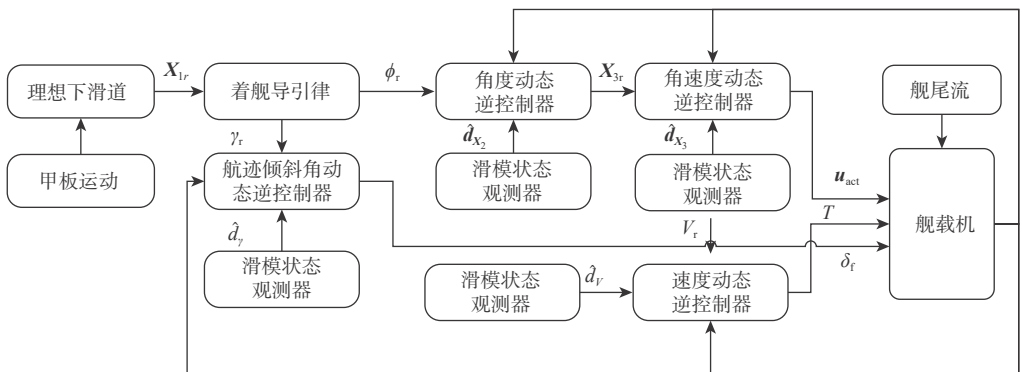


图 2 舰载机直接升力控制系统示意图

Fig. 2 Schematic diagram of carrier-based aircraft direct lift control system

滑模干扰观测器设计如下:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{D}} = \hat{l}\text{sgn}(\mathbf{s}) + K_2\mathbf{s} \\ \hat{l} = K_3\mathbf{s}^T\text{sgn}(\mathbf{s}) - K_4\hat{l} \end{cases} \quad (11)$$

式中: K_2 、 K_3 、 K_4 均为正常数; l 为未知的干扰上界; \hat{l} 为 l 的估计值。

定理 对于仿射系统式(8),设计由式(9)~式(11)组成的自适应滑模观测器,干扰的估计误差是有界的。

证明 对系统状态估计误差求导:

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{\mathbf{X}}} &= \dot{\mathbf{X}} - \hat{\mathbf{X}} = \mathbf{F} + \mathbf{GU} + \mathbf{D} - \\ &(\mathbf{F} + \mathbf{GU} + \hat{\mathbf{D}} + K_1\text{sig}^{\gamma_1}(\tilde{\mathbf{X}})) = \tilde{\mathbf{D}} - K_1\text{sig}^{\gamma_1}(\tilde{\mathbf{X}}) \end{aligned} \quad (12)$$

将式(12)代入式(10),可得

$$\mathbf{s} = \dot{\tilde{\mathbf{X}}} + K_1\text{sig}^{\gamma_1}(\tilde{\mathbf{X}}) = \tilde{\mathbf{D}} \quad (13)$$

对 $\tilde{\mathbf{D}}$ 求导:

$$\dot{\tilde{\mathbf{D}}} = \dot{\mathbf{D}} - \hat{l}\text{sgn}(\mathbf{s}) - K_2\mathbf{s} \quad (14)$$

设计Lyapunov函数为 $L_{ya} = \frac{1}{2}\mathbf{s}^T\mathbf{s} + \frac{1}{2K_3}\tilde{l}$,其导数为

$$\begin{aligned} \dot{L}_{ya} &= \mathbf{s}^T\dot{\mathbf{s}} + \frac{1}{K_3}\dot{\tilde{l}} = \mathbf{s}^T(\dot{\mathbf{D}} - \hat{l}\text{sgn}(\mathbf{s}) - K_2\mathbf{s}) + \\ &\frac{1}{K_3}\dot{\tilde{l}}(-K_3\mathbf{s}^T\text{sgn}(\mathbf{s}) + K_4\hat{l}) = \\ &\mathbf{s}^T\dot{\mathbf{D}} - (\hat{l} + \tilde{l})\mathbf{s}^T\text{sgn}(\mathbf{s}) - K_2\mathbf{s}^T\mathbf{s} + \frac{K_4}{K_3}\tilde{l} = \\ &\mathbf{s}^T\dot{\mathbf{D}} - l\mathbf{s}^T\text{sgn}(\mathbf{s}) - K_2\mathbf{s}^T\mathbf{s} + \frac{K_4}{K_3}\tilde{l} \end{aligned} \quad (15)$$

由于以下不等式成立:

$$\begin{cases} \mathbf{s}^T\dot{\mathbf{D}} \leq l\mathbf{s}^T\text{sgn}(\mathbf{s}) \\ \dot{\tilde{l}} \leq -\frac{1}{2}\tilde{l} + \frac{1}{2}l^2 \end{cases} \quad (16)$$

代入式(15),可得

$$\dot{L}_{ya} \leq -K_2\mathbf{s}^T\mathbf{s} - \frac{K_4}{2K_3}\tilde{l} + \frac{K_4}{2K_3}l^2 \quad (17)$$

由于舰载机受到的舰尾流干扰有上界 $|l| \leq \bar{l}$,因此,进一步可得

$$\dot{L}_{ya} \leq -K_5\left(\frac{1}{2}\mathbf{s}^T\mathbf{s} + \frac{1}{2K_3}\tilde{l}\right) + \frac{K_4}{2K_3}\tilde{l} \leq -K_5L_{ya} + \frac{K_4}{2K_3}\tilde{l} \quad (18)$$

其中, $K_5 = \min\{2K_2, K_4\}$ 。对式(18)两边同时积分,可得

$$L_{ya} \leq \frac{K_4}{2K_3K_5}\tilde{l} + \left(L_{ya}(0) - \frac{K_4}{2K_3K_5}\tilde{l}\right)e^{-K_5t} \quad (19)$$

由式(19)可知, L_{ya} 有上界,因此, \mathbf{s} 和 l 有界,集总干扰 \mathbf{D} 的估计误差也有界。

2.2 着舰系统设计

首先,设计舰载机着舰导引律,根据舰载机着舰下滑轨迹生成参考航迹方位角和航迹倾斜角。考虑航母以固定速度 V_{ship} 航行,甲板轴线与航母轴线夹角为 φ ,理想下滑道和水平面夹角为 σ ,生成舰载机着舰下滑轨迹 $\mathbf{X}_{1r} = [y_r, z_r]$ 。

采用比例微分控制律设计着舰导引律:

$$\mathbf{X}_{1a} = \mathbf{L}_1\mathbf{e}_{X_1} + \mathbf{L}_2\frac{d(\mathbf{e}_{X_1})}{dt} \quad (20)$$

式中: $\mathbf{X}_{1a} = [\phi_r, \Delta\gamma_r]^T$; $\mathbf{L}_1 = \text{diag}(k_1, k_2)$ 和 $\mathbf{L}_2 = \text{diag}(k_3, k_4)$ 为正定矩阵; $\mathbf{e}_{X_1} = \mathbf{X}_{1r} - \mathbf{X}_1$ 为跟踪误差。进一步计算 $\gamma_r = \Delta\gamma_r + \gamma_{\text{ref}}$,其中, γ_{ref} 为航迹倾斜角基准指令,由三角形法则可以得到 $\gamma_{\text{ref}} = \sigma(V_{\text{ship}}\cos\varphi - V)/V^{[25]}$ 。

设计航迹倾斜角动态逆控制器,生成襟翼的控制量。将航迹倾斜角动力学方程写成如下形式:

$$\dot{\gamma} = f_1 + g_1\delta_f + d_\gamma \quad (21)$$

式中: $f_1 = Y\sin\mu + \frac{1}{2}\rho V^2 S(C_{L0} + C_{L\alpha}\alpha + C_{L\delta_e}\delta_e)\cos\mu/mV + T(\cos\alpha\sin\beta\sin\mu + \sin\alpha\cos\mu)/mV - (g/V)\cos\gamma$;
 $g_1 = \rho V^2 S C_{L\delta_f}\cos\mu/2mV$; d_γ 为外界干扰。

襟翼控制器 δ_f 设计如下:

$$\delta_f = g_1^{-1}(K_5e_\gamma - f_1 - \hat{d}_\gamma) \quad (22)$$

式中: $e_\gamma = \gamma_r - \gamma$; K_5 为正常数; \hat{d}_γ 为 d_γ 的观测值。

将航迹滚转角、迎角和侧滑角模型改写为由角速度作为控制量的仿射表达式,设计动态逆控制器,得到参考角速度。定义 $\mathbf{X}_2 = [\phi, \alpha, \beta]^T$ 和 $\mathbf{X}_3 = [p, q, r]^T$ 。 \mathbf{X}_2 的动力学表达式可以改写为以下仿射方程:

$$\mathbf{X}_2 = \mathbf{f}_2 + \mathbf{g}_2\mathbf{X}_3 + \mathbf{d}_{X_2} \quad (23)$$

式中: $\mathbf{g}_2 = \begin{bmatrix} 1 & \sin\phi\tan\theta & \cos\phi\tan\theta \\ -\cos\alpha\tan\beta & 1 & -\sin\alpha\tan\beta \\ \sin\alpha & 0 & -\cos\alpha \end{bmatrix}$;
 $\mathbf{f}_2 = \left[0, -\frac{\dot{\chi}\cos\gamma\sin\mu + \dot{\gamma}\cos\mu}{\cos\beta}, \dot{\chi}\cos\gamma\cos\mu - \dot{\gamma}\sin\mu\right]^T$;
 \mathbf{d}_{X_2} 为外界干扰。

角速度虚拟控制量设计为

$$\mathbf{X}_{3r} = \mathbf{g}_2^{-1}(\mathbf{L}_3\mathbf{e}_{X_2} - \mathbf{f}_2 - \hat{\mathbf{d}}_{X_2}) \quad (24)$$

式中: $\mathbf{e}_{X_2} = \mathbf{X}_{2r} - \mathbf{X}_2$; $\mathbf{L}_3 = \text{diag}(k_6, k_7, k_8)$, k_6 、 k_7 和 k_8 为正常数; $\hat{\mathbf{d}}_{X_2}$ 为 \mathbf{d}_{X_2} 的观测值。

设计角速度动态逆控制器,得到副翼、升降舵和方向舵的控制量。定义 $\mathbf{u}_{\text{act}} = [\delta_e, \delta_a, \delta_r]^T$,将角速度运动方程写为仿射形式:

$$\dot{\mathbf{X}}_3 = \mathbf{f}_3 + \mathbf{g}_3\mathbf{u}_{\text{act}} + \mathbf{d}_{X_3} \quad (25)$$

式中: \mathbf{d}_{X_3} 为舰尾流干扰;

证毕

$$f_3 = \begin{bmatrix} I_1qr + I_2pq + I_3Qb(C_{l\beta}\beta + C_{lp}bp/2V + C_{lr}br/2V) + I_4Qb(C_{n\beta}\beta + C_{np}bp/2V + C_{nr}br/2V) \\ I_5pr + I_6(r^2 - p^2) + I_7Qc(C_{m0} + C_{m\alpha}\alpha + C_{mq}cq/2V + C_{m\delta_r}\delta_r) \\ -I_2qr + I_8pq + I_4Qb(C_{l\beta}\beta + C_{lp}bp/2V + C_{lr}br/2V) + I_9Qb(C_{n\beta}\beta + C_{np}bp/2V + C_{nr}br/2V) \end{bmatrix};$$

$$g_3 = Qb \begin{bmatrix} 0 & I_3C_{l\delta_a} + I_4C_{n\delta_a} & I_3C_{l\delta_r} + I_4C_{n\delta_r} \\ \frac{I_7cC_{m\delta_c}}{b} & 0 & 0 \\ 0 & I_4C_{l\delta_a} + I_9C_{n\delta_a} & I_4C_{l\delta_r} + I_9C_{n\delta_r} \end{bmatrix}。$$

舵面控制器设计如下

$$u_{act} = g_3^{-1} (L_4 e_{X_3} - f_3 - \hat{d}_{X_3}) \quad (26)$$

式中: $e_{X_3} = X_{3r} - X_3$; $L_4 = \text{diag}(K_9, K_{10}, K_{11})$, K_9 、 K_{10} 和 K_{11} 为正常数; \hat{d}_{X_3} 为 d_{X_3} 的观测值。

设计舰载机的速度动态逆控制器,得到推力控制量。将速度方程改为以下形式:

$$\dot{V} = f_4 + g_4 T + d_v \quad (27)$$

式中: $f_4 = -\frac{D}{m} - g \sin \gamma$; $g_4 = \frac{\cos \alpha \cos \beta}{m}$; d_v 为外界干扰。

推力控制量设计如下:

$$T = g_4^{-1} (K_{12} e_v - f_4 - \hat{d}_v) \quad (28)$$

式中: $e_v = V_r - V$, V_r 为设定的速度参考值; K_{12} 为正常数; \hat{d}_v 为 d_v 的观测值。

3 自调节鸽群优化算法设计

3.1 鸽群优化算法

原始鸽群优化算法由地图和指南针算子与地标算子2个阶段组成^[20]。在第1阶段,由太阳和地球磁场作为导航工具,鸽群按照以下规则进行更新:

$$\begin{cases} P_i(n) = P_i(n-1) + V_i(n) \\ V_i(n) = V_i(n-1)e^{-Rn} + r_d(P_{gbest} - P_i(n-1)) \end{cases} \quad (29)$$

式中: $P_i(n)$ 和 $V_i(n)$ 分别为第*i*个鸽子在第*n*代的位置和速度; R 为地图和指南针因子; $r_d \in (0, 1)$ 为随机数; P_{gbest} 为最优鸽子个体。当迭代次数到达第1阶段的上限 N_{1max} 后,鸽群算法进入第2阶段。

在第2阶段,鸽群算法采用地标作为导航工具,鸽子个体的更新规则如下:

$$P_{center}(n) = \frac{\sum_{i=1}^{N_p} P_i(n) \cdot f(P_i(n))}{N_p(n) \sum_{i=1}^{N_p} f(P_i(n))} \quad (30)$$

$$N_p(n) = N_p(n-1)/2 \quad (31)$$

$$P_i(n) = P_i(n-1) + r_d(P_{center}(n) - P_i(n-1)) \quad (32)$$

式中: $N_p(n)$ 为鸽群在第*n*代的鸽子个数; $f(P_i(n))$ 表

示鸽子*i*的收益函数,为代价函数 $J(P_i(n))$ 的倒数。在地标算子阶段,鸽子个体的数目每代减半,收益函数处于后50%的鸽子个体被舍弃。在达到第2阶段最大迭代次数 N_{2max} 后,鸽群优化算法输出最优鸽子的结果。

3.2 自调节鸽群优化算法

原始鸽群优化算法容易陷入局部最优且很难跳出。在对高维度参数空间进行搜索时,优化效果较差。为改善原始优化算法的性能,本文提出自调节鸽群优化算法。

在自调节鸽群优化算法中,地图和指南针算子与地标算子两阶段融合,在每代计算当前鸽群的收益中心点,在每次更新鸽子速度时不仅考虑向最优个体靠拢,也向鸽群收益中心点靠拢;同时采用变权重策略,对于最优个体和非最优个体采用不同的权重,且最优个体和鸽群收益中心的权重随机分配,可以减缓收敛速度,降低种群多样性的减少速率。此外,引入变异策略,丰富种群多样性,能够有效提高种群跳出局部最优的概率。自调节鸽群智能包括以下子步骤:

步骤1 初始化自调节鸽群智能算法的参数: 鸽群规模 $N_p(0)$, 鸽群个体的初始位置 $P_i(0)$ 和速度 $V_i(0)$, 最大迭代次数 N_c 。

步骤2 计算每个鸽子的收益函数,收益函数最大的为最优鸽子 P_{gbest} ,计算当前鸽群的中心位置:

$$P_{center}(n) = \sum_{i=1}^{N_p} (P_i(n) \cdot f(P_i(n))) / \sum_{i=1}^{N_p} f(P_i(n)) \quad (33)$$

步骤3 更新鸽群的位置和速度,更新规则如下:

$$\begin{cases} P_i(n) = P_i(n-1) + V_i(n) \\ V_i(n) = V_i(n-1)e^{-Rn} + c_1 r_1 (P_{gbest} - P_i(n-1)) + c_2 r_2 (P_{center} - P_i(n-1)) \end{cases} \quad (34)$$

式中: $r_1 \in (0, 1)$ 和 $r_2 \in (0, 1)$ 为随机数; c_1 和 c_2 为权重因子,对于非最优粒子, c_1 和 c_2 为正常数,对于最优粒子, c_1 为正常数, c_2 为0。

步骤4 对鸽群中劣质鸽子个体进行变异,变异规则如下:计算每个鸽子的收益函数,按照收益函数将鸽群分为2类,将收益函数前50%的鸽子个体归为优质鸽群,将剩下的鸽子个体归为劣质鸽群,从劣质种群中随机挑选个体进行以下变异:

$$\hat{P}_i(n) = (1+b)P^* - bP_i(n) \quad r_3 > \bar{r} \quad (35)$$

式中: P^* 为从优质鸽群中随机挑选的个体; $b \in (0, 1)$

和 $r_3 \in (0, 1)$ 为随机数; $\bar{r} \in (0, 1)$ 为常数; $\hat{P}_i(n)$ 为变异后的个体位置, 取代原本的位置 $P_i(n)$ 。

步骤 5 重复步骤 2~步骤 4, 直至最大迭代次数 N_c 。

在舰载机的直接升力控制系统中, 自适应滑模观测器的参数较少, 可以通过手动调试得到较好的观测效果。舰载机控制的目的是快速进入下滑道, 并且实现精准跟踪和着舰, 本文采取间乘绝对误差积分准则作为代价函数, 优化舰载机控制器参数 $K_1 \sim K_{12}$, 建立代价函数为

$$J = \int t \|e_{X_i}\| dt \quad (36)$$

式中: t 为时间。代价函数值越小, 在着舰末端误差越小。利用自调节鸽群智能优化代价函数, 得到最优舰载机控制参数。

4 仿真分析

本文选用的舰载机模型为 F/A-18A, 模型参数来自文献 [26]。假设舰载机的初始位置为 $(0, 0, -185)$ m, 速度为 69.96 m/s, 迎角和俯仰角均为 8.1° , 滚转角、偏航角和侧滑角均为 0, 滚转角速度、俯仰角速度和偏航角速度均为 0。航母甲板的初始位置为 $(3200, 0, -5)$ m, 速度为 10 m/s, 甲板和舰体的夹角均为 9° , 理想下滑角为 -3.5° 。控制器参数由自调节鸽群优化算法搜索得到。

在利用自调节鸽群优化算法对控制参数进行优化前, 调整单个滑模观测器的参数。自适应滑模观测器对舰尾流干扰的观测结果如图 3~图 5 所示。图 3 为航迹倾斜角干扰观测结果, 图 4 为速度干扰观测结果, 图 5 为角速度干扰观测结果。由图 3~图 5 可知, 本文设计的自适应滑模观测器对舰载机受到的外界干扰具有良好的观测效果, 估计值和干扰真值基本一致, 能够补偿干扰导致的控制误差, 提高对下滑轨迹的跟踪精度和着舰精度。

在完成滑模观测器调参后, 利用自调节鸽群优化算法搜索舰载机的最优控制器参数。为本文验证提出的改进鸽群优化算法的性能, 选取原始鸽群优化算法^[20]、遗传算法 (genetic algorithm, GA)^[27] 和粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO)^[28] 算法作为对比算法。遗传算法、粒子群优化和自调节鸽群优化的迭代次数均为 100, 鸽群优化算法第 1 阶段迭代次数为 95, 第 2 阶段迭代次数为 5。4 种算法的个体数均为 20, 其他参数如表 1 所示。在进行比对测试时, 由于舰尾流干扰中具有随机项, 会导致相同的控制参数寻优结果存在差异, 为消除流影响, 在模型中不考虑舰尾流进行测试。

图 6 为 4 种算法的优化迭代曲线。遗传算法经

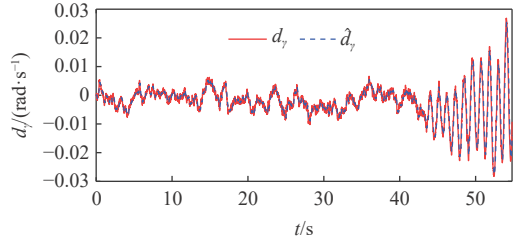


图 3 航迹倾斜角干扰观测结果

Fig. 3 Track inclination angle interferes with observation results

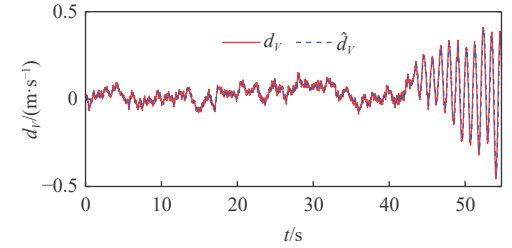
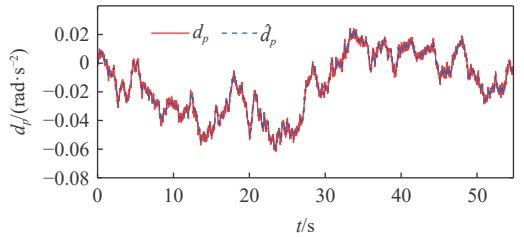
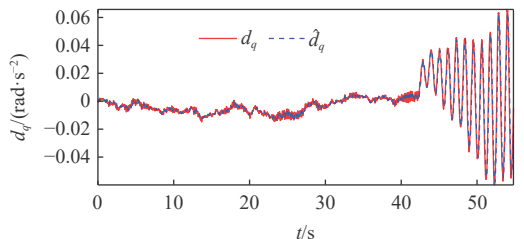


图 4 速度干扰观测结果

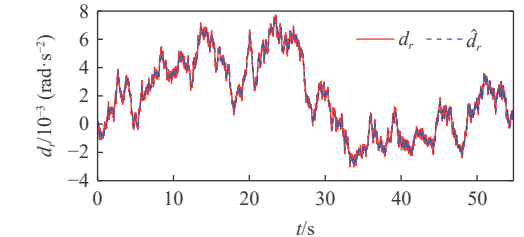
Fig. 4 Velocity interference observational results



(a) 滚转角速度干扰观测结果



(b) 俯仰角速度干扰观测结果



(c) 偏航角速度干扰观测结果

图 5 角速度干扰观测结果

Fig. 5 Angular velocity interference observational results

过 25 次迭代陷入局部最优, 代价值维持在 590 附近直到迭代结束。原始鸽群优化算法的最终代价值为 356.2, 优于遗传算法和粒子群算法。粒子群算法的收敛速度优于鸽群算法, 在第 30 代优化后寻优陷入停滞, 最终代价值为 360.8。本文自调节鸽群优化算法在第 50 代搜索到最优代价值为 339.4,

表 1 不同算法的参数

Table 1 Parameters of different algorithms

参数	数值
GA ^[27] 交叉概率 P_c	0.9
GA ^[27] 变异概率 P_m	0.1
PSO ^[28] 惯性值 w	0.8
PSO ^[28] 自我学习因子 c_1	1.3
PSO ^[28] 社会学习因子 c_2	1.5
PIO ^[20] /SAPIO地图与指南针因数 R	0.02

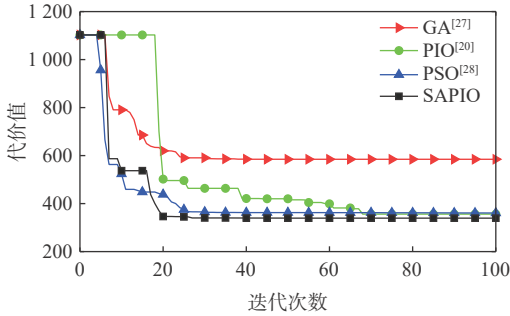
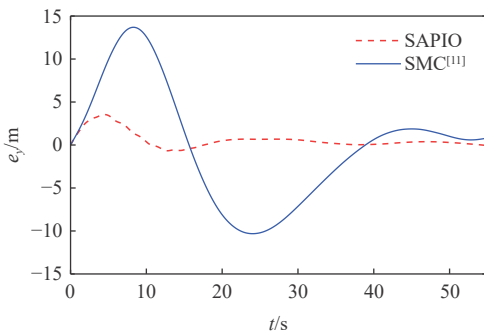


图 6 不同算法优化结果

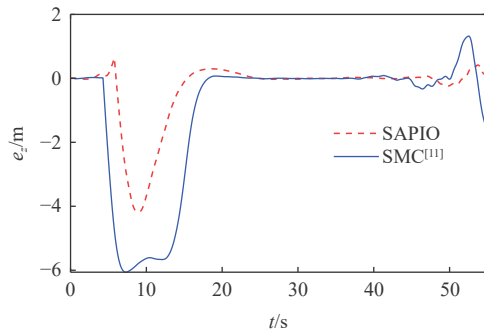
Fig. 6 Optimization results of different algorithms

优于其他 3 种对比算法, 具有最强的寻优能力。

利用 SAPIO 获取的参数对舰载机着舰流程进行仿真, 并与滑模控制 (sliding mode control, SMC)^[11] 方法进行比较, 得到图 7 所示的舰载机和参考下滑道之间的跟踪误差曲线。本文方法的侧向和纵向最大误差均小于 4 m, 保持在较小的范围内, 着舰时刻侧向误差为 -0.05 m, 纵向误差为 0.10 m, 远小于



(a) 侧向跟踪误差



(b) 纵向跟踪误差

图 7 不同方法下滑道跟踪误差曲线

Fig. 7 Glide path tracking error curves of different methods

滑模控制系统的误差, 满足着舰要求。

5 结论

1) 本文设计了一种基于滑模观测器和动态逆技术的舰载机直接升力控制系统, 主要包括自适应滑模观测器, 动态逆控制器和自调节鸽群优化算法。

2) 本文设计的滑模观测器可以自适应估计干扰上界, 能够准确观测上界未知的舰尾流干扰, 进而在控制器中进行补偿。结合滑模观测器和非线性动态逆的特性, 舰载机直接升力控制系统具有结构简单、鲁棒性强的优势, 利用自调节鸽群优化算法进行控制系统参数整定。通过仿真实验, 验证了本文算法比滑模控制方法具有更好的控制效果。

3) 相较于常规舰载机控制系统, 直接升力控制系统提高了故障容错能力。

在今后的研究中, 对升降舵或襟翼故障情况下舰载机直接升力控制系统的构建将会是我们的研究重点。

参考文献 (References)

[1] 王永庆. 固定翼舰载战斗机关键技术与未来发展[J]. 航空学报, 2021, 42(8): 525859.
WANG Y Q. Fixed-wing carrier-based aircraft: key technologies and future development[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(8): 525859(in Chinese).

[2] 段海滨, 袁洋, 张秀林. 干扰和执行器故障下的舰载机着舰容错控制系统[J]. 南京航空航天大学学报, 2022, 54(5): 949-957.
DUAN H B, YUAN Y, ZHANG X L. Design of a carrier-based aircraft landing fault-tolerant control system with disturbances and actuator faults[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2022, 54(5): 949-957(in Chinese).

[3] 段卓毅, 王伟, 耿建中, 等. 舰载机人工进场着舰精确轨迹控制技术[J]. 航空学报, 2019, 40(4): 622328.
DUAN Z Y, WANG W, GENG J Z, et al. Precision trajectory manual control technologies for carrier-based aircraft approaching and landing[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2019, 40(4): 622328(in Chinese).

[4] 何杭轩, 段海滨, 张秀林, 等. 基于扩张鸽群优化的舰载无人机横侧向着舰自主控制[J]. 智能系统学报, 2022, 17(1): 151-157.
HE H X, DUAN H B, ZHANG X L, et al. Lateral automatic carrier landing control based on expanded pigeon inspired optimization[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2022, 17(1): 151-157(in Chinese).

[5] 卢建华, 杨文奇, 周思羽, 等. 基于 LADRC 的舰载机纵向着舰甲板运动跟踪技术研究[J]. 飞行力学, 2022, 40(6): 9-15.
LU J H, YANG W Q, ZHOU S Y, et al. Research on LADRC based longitudinal landing deck tracking technology of carrier-based aircraft[J]. Flight Dynamics, 2022, 40(6): 9-15(in Chinese).

[6] ZHEN Z Y, TAO G, YU C J, et al. A multivariable adaptive control scheme for automatic carrier landing of UAV[J]. Aerospace

- Science and Technology*, 2019, 92: 714-721.
- [7] WANG X, CHEN X, WEN L Y. Adaptive disturbance rejection control for automatic carrier landing system[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016, 2016(1): 7345056.
- [8] XUE Y X, ZHEN Z Y, YANG L Q, et al. Adaptive fault-tolerant control for carrier-based UAV with actuator failures[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2020, 107: 106227.
- [9] GUAN Z Y, LIU H, ZHENG Z W, et al. Fixed-time control for automatic carrier landing with disturbance[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2021, 108: 106403.
- [10] GUAN Z Y, MA Y P, ZHENG Z W. Moving path following with prescribed performance and its application on automatic carrier landing[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, 56(4): 2576-2590.
- [11] DUAN H B, YUAN Y, ZENG Z G. Automatic carrier landing system with fixed time control[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 58(4): 3586-3600.
- [12] YUAN Y, DUAN H B, ZENG Z G. Automatic carrier landing control with external disturbance and input constraint[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 59(2): 1426-1438.
- [13] 吴启龙, 朱齐丹. 基于线性自抗扰控制的纵向舰载机直接升力全自动着舰控制[J]. *智能系统学报*, 2024, 19(1): 142-152.
WU Q L, ZHU Q D. Direct lift fully-automatic landing control of longitudinal carrier-based aircraft on basis of linear active disturbance rejection control[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2024, 19(1): 142-152(in Chinese).
- [14] GUAN Z Y, LIU H, ZHENG Z W, et al. Moving path following with integrated direct lift control for carrier landing[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2022, 120: 107247.
- [15] 吴文海, 汪节, 高丽, 等. MAGIC CARPET 着舰技术分析[J]. *系统工程与电子技术*, 2018, 40(9): 2079-2091.
WU W H, WANG J, GAO L, et al. Analysis on MAGIC CARPET carrier landing technology[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(9): 2079-2091(in Chinese).
- [16] GREEN B E, FINDLAY D. CFD analysis of the F/A-18E super hornet during aircraft-carrier landing high-lift aerodynamic conditions[C]//*Proceedings of the 54th AIAA Aerospace Sciences Meeting*. Reston: AIAA, 2016.
- [17] 张志冰, 张秀林, 王家兴, 等. 一种基于多操纵面控制分配的IDLC人工着舰精确控制方法[J]. *航空学报*, 2021, 42(8): 525840.
ZHANG Z B, ZHANG X L, WANG J X, et al. An IDLC landing control method of carrier-based aircraft based on control allocation of multiple control surfaces[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(8): 525840(in Chinese).
- [18] 罗飞, 张军红, 王博, 等. 基于非线性动态逆的舰载机直接升力航迹控制[J]. *飞行力学*, 2021, 39(1): 40-45.
LUO F, ZHANG J H, WANG B, et al. Direct lift trajectory control for carrier aircraft based on NDI[J]. *Flight Dynamics*, 2021, 39(1): 40-45(in Chinese).
- [19] DENG Y M, DUAN H B. Control parameter design for automatic carrier landing system via pigeon-inspired optimization[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2016, 85(1): 97-106.
- [20] DUAN H B, QIAO P X. Pigeon-inspired optimization: a new swarm intelligence optimizer for air robot path planning[J]. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, 2014, 7(1): 24-37.
- [21] YUAN Y, DENG Y M, LUO S D, et al. Distributed game strategy for unmanned aerial vehicle formation with external disturbances and obstacles[J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2022, 23(7): 1020-1031.
- [22] YUAN Y, DUAN H B. Active disturbance rejection attitude control of unmanned quadrotor via paired coevolution pigeon-inspired optimization[J]. *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, 2022, 94(2): 302-314.
- [23] DUAN H B, WANG X H. Echo state networks with orthogonal pigeon-inspired optimization for image restoration[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2016, 27(11): 2413-2425.
- [24] United States Navy. Military specifications-flying qualities of piloted airplanes: MIL-F-8785C[R]. Washington, D. C.: United States Navy, 1996.
- [25] 张放, 蒙文巩, 杜亮. 舰载机着舰舰面效应及其补偿方法研究[J]. *飞行力学*, 2016, 34(1): 77-81.
ZHANG F, MENG W G, DU L. Research on deck effect and compensation method for carrier aircraft landing[J]. *Flight Dynamics*, 2016, 34(1): 77-81(in Chinese).
- [26] CHAKRABORTY A, SEILER P, BALAS G J. Susceptibility of F/A-18 flight controllers to the falling-leaf mode: linear analysis[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2011, 34(1): 57-72.
- [27] GOLDBERG D E. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning[R]. Boston: Addison-Wesley, 1989.
- [28] KADIRKAMANATHAN V, SELVARAJAH K, FLEMING P J. Stability analysis of the particle dynamics in particle swarm optimizer[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2006, 10(3): 245-255.

Carrier-based aircraft direct lift control based on sliding mode observer and non-linear dynamic inversion technology

ZHEN Chong, FENG Xinyu*

(Shenyang Aircraft Design and Research Institute, Aviation Industry Corporation of China, LTD., Shenyang 110035, China)

Abstract: Carrier-based aircraft are an important part of the aircraft carrier battle group. There are many technical challenges in practical application, including the landing technology. This work proposes a sliding mode observer and nonlinear dynamic inversion technology-based direct lift control system for carrier-based aircraft, aiming to address the issues of multivariable coupling and difficult landing environments. In order to account for the impact of airwake on control accuracy, this research designs an adaptive sliding mode observer that can accurately assess the impact of external disturbances on the carrier aircraft's motion. To realize the decoupling of control inputs, a direct lift control system for carrier-based aircraft is established by using nonlinear dynamic inverse control technology, and a self-adjusting pigeon-inspired optimization (SAPIO) algorithm is proposed for parameter tuning of the system. The simulation results show that the proposed direct lift control system has higher control accuracy than the traditional proportional-integral-differential control system.

Keywords: carrier-based aircraft; direct lift control; adaptive sliding mode observer; non-linear dynamic inverse; self-adjusting pigeon-inspired optimization

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0374

基于非线性优化双目 VIO 的在线时间 偏差标定实现方法

曹梓育, 杨建华*

(西北工业大学自动化学院, 西安 710072)

摘要: 基于非线性优化的双目视觉惯性里程计 (VIO) 系统在低纹理等环境下长时间运行误差累积问题严重。因此, 针对基于非线性优化的双目 VIO 系统, 提出在线时间偏差标定方法。所提方法充分发挥双目相机的优势, 利用双目相机中的极线约束构建误差因子, 减少特征点误匹配对时间偏差标定的负面影响, 提高系统鲁棒性和状态估计的准确度, 适用于低成本, 自组装系统。在公开数据集上的实验表明: 所提方法准确度更高, 收敛速度更快, 能够提高系统状态估计的准确度和鲁棒性。真实场景下的实验也验证了所提方法的有效性。

关键词: 机器人; 同时定位与地图构建; 视觉惯性里程计; 时间偏差标定; 位姿估计

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2026)02-0516-08

同时定位与地图构建 (simultaneous localization and mapping, SLAM) 技术能够帮助无人地面车 (unmanned ground vehicle, UGV)、无人飞行器 (unmanned aerial vehicle, UAV) 及机器人等实现实时的六自由度状态估计, 应用前景广阔。经过多年发展, 基于相机的视觉 SLAM 系统与基于激光雷达的激光 SLAM 系统在技术上逐步成熟, 被广泛应用于各种机器人领域^[1-4]。由于相机采集的场景信息丰富, 且硬件成本低, 视觉 SLAM 被广泛应用于增强现实 (augmented reality, AR) 和虚拟现实 (virtual reality, VR) 等领域^[5-6]。此外, 机器人自主探索、自动驾驶等复杂应用场景的技术领域对 SLAM 技术同样需求强烈, 但受传感器性能的限制, 基于单一传感器的 SLAM 系统难以应对^[7-9]。而多传感器融合可以弥补单一传感器的性能不足, 因此, 基于多传感器融合的 SLAM 系统是目前 SLAM 技术主要发展方向之一^[3-4]。

相机和激光雷达都以较低的数据频率为机器人提供场景信息, 而微型惯性测量单元 (micro-

electro-mechanical system-inertial measurement unit, MEMS-IMU) 能够高频率提供准确可靠的加速度和角速度信息, 广泛应用于机器人、UAV 和 UGV 等领域^[10]。为简洁表达, 后文中 IMU 均代表 MEMS-IMU。近些年, 随着传感器成本降低和性能提升, 基于相机与 IMU 融合的视觉惯性里程计 (visual-inertial odometry, VIO) 系统陆续提出, 以满足各种应用需求^[11-16]。其中, MSCKF 解决了传统基于卡尔曼滤波 VIO 系统的状态向量维度过大问题^[17]。OKVIS 奠定了基于非线性优化的紧耦合 VIO 系统框架, 对滑动窗口内的关键图像帧进行状态估计^[18]。VINS-mono 在 OKVIS 基础上增添了初始化及回环检测模块, 实现在线外参标定和全局位姿优化, VINS-Fusion 是其双目 VIO 版本^[12]。ORB-SLAM3 在初始化阶段引入全局地图, 基于其提出的位置识别算法实现多地图系统^[13]。复杂动态-SLAM (complex dynamic-SLAM, CD-SLAM) 设计了结合语义和多视几何信息的速度滤波算法, 避免由于误删静态特征点导致定位精度下降^[14]。鲁棒多立体-

收稿日期: 2024-06-04; 录用日期: 2024-07-05; 网络出版时间: 2024-09-09 16:33

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240909.1347.010

* 通信作者. E-mail: yangjianhua@nwpu.edu.cn

引用格式: 曹梓育, 杨建华. 基于非线性优化双目 VIO 的在线时间偏差标定实现方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52 (2): 516-523.

CAO Z Y, YANG J H. Nonlinear optimization-based online temporal calibration method of stereo camera and inertial measurement unit in stereo VIO [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52 (2): 516-523 (in Chinese).

VIO(robust multi-stereoscopic-VIO, RMSC-VIO)作为多立体视觉VIO系统,能够集成任意数量的摄像机,在具有视觉挑战的场景中表现出色^[15]。这些系统利用IMU提供的偏航角、俯仰角和翻滚角来弥补视觉SLAM的不足,同时利用视觉信息校正IMU偏差,消除其累积误差。

但上述系统在实际运行过程中仍会累积误差,且影响因素众多。而图像与惯性数据在时域上的不同步是影响系统性能的主要原因之一^[19]。由于传感器延时触发和数据传输卡顿等原因,计算系统赋予数据的时间戳不完全等于传感器的实际采样时刻,导致图像与惯性数据间存在相对延时,即时间偏差。时间偏差会在VIO系统中引入系统误差,特别在没有硬件同步的自主组装、低成本设备上,影响更加严重,降低系统状态估计的准确度和地图构建的一致性。文献[19]验证了时间偏差对VIO系统状态估计的负面影响,强调了传感器间时间同步的重要性。因此,时间偏差的标定是保证VIO能够准确、稳定和持久运行的基本前提,众多研究人员围绕这一问题进行诸多研究。

在文献[20]以前,许多VIO系统并没有处理时间偏差问题。直到Kelly等提出针对VIO系统的时间偏差标定方法,其利用改进的迭代最近点算法逐步对齐相机和IMU的旋转曲线以校准时间偏差,但准确度受相机位姿准确度的影响较大^[20]。Furgale等提出著名的Kalibr视觉惯性标定工具包,能够标定时间偏差、传感器间的外参、相机内参等,但必须离线进行^[21]。Li等提出基于扩展卡尔曼滤波算法的在线时间偏差标定方法,但不适用于基于非线性优化的VIO系统^[22]。而Qin等针对基于非线性优化VIO提出先进的在线时间偏差标定方法,利用插值法将关键图像帧上的特征点与IMU的惯性数据在时间轴上对齐,在系统运行过程中逐步估计时间偏差^[19]。尽管该方法适用于双目VIO系统,并被开源系统VINS-Fusion所采用,但在运行过程中仅将主成像平面上的特征点与惯性数据对齐,忽略了副相机的观测数据,导致数据浪费^[12]。此外,该方法忽视了特征点误匹配对时间偏差标定的负面影响。因此,本文基于文献[19]的方法,提出更契合双目VIO系统的在线时偏标定方法。利用路标点在双目相机上的极线约束来构建关于时间偏差的误差因子,该误差因子约束两幅成像平面上的特征点坐标,发挥双目相机的优势减少了特征点误匹配、图像模糊等不利因素对时间偏差标定的负面影响。

1 问题描述

文献[19]针对单目VIO系统提出基于非线性

优化的在线时偏标定方法,将时间偏差作为优化变量,在系统运行过程中与其他状态变量一同在线求解,并被开源VIO框架VINS-Mono和VINS-Fusion所采用^[12]。尽管该方法可应用于基于非线性优化的双目VIO系统,但其只对双目相机中的主相机数据进行处理,忽略了副相机的作用,未能充分利用双目相机的优势。另一方面,该方法用时间偏差来校正图像上特征点的坐标,实现图像与惯性数据在时间轴上的对齐:

$$z_k^s(t_d) = z_k^s + t_d \mathbf{V}_k^s \quad (1)$$

式中: t_d 为图像与惯性数据间的时间偏差; z_k^s 为第 k 个图像帧上关于路标点 s 的观测,即特征点; $z_k^s(t_d)$ 为补偿时间偏差后的 z_k^s ; \mathbf{V}_k^s 为 z_k^s 在图像上的移动速度。而 \mathbf{V}_k^s 是通过连续帧间的特征点位移除以连续帧的时间间隔获取:

$$\mathbf{V}_k^s = \frac{z_{k+1}^s - z_k^s}{t_{k+1} - t_k} \quad (2)$$

如图1所示,特征点速度的计算完全依赖于连续帧间的特征点匹配。因此,图像模糊、特征误匹配等不稳定因素会直接影响特征点速度的准确度。而文献[19]通过求解包含 t_d 的重投影误差 $e_c(t_d) = z_j^s(t_d) - z_i^s(t_d)$ 实现时间偏差的标定, $z_j^s(t_d)$ 、 $z_i^s(t_d)$ 即为关键图像帧 j 和 i 上补偿时间偏差后的特征点坐标。因此,不准确的特征点速度在时间偏差标定的过程中引入了误差。

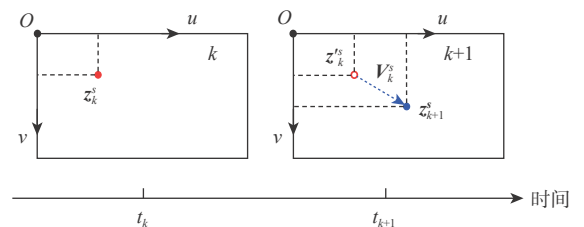


图1 特征点移动速度计算

Fig. 1 Calculation method of features velocity

针对上述问题,本文研究面向基于非线性优化双目VIO系统的在线时间偏差标定方法,提出一种新颖的时间偏差标定方法。本文方法基于左右两相机间的极线约束,构建关于时间偏差的新误差因子。新的误差因子能够约束图像模糊、特征误匹配等不利因素对时间偏差标定的影响,充分发挥了双目相机的优势,提高双目VIO系统状态估计的准确度和运行稳定性,增强系统能够在大尺度的场景下长时间运行的稳定性。

2 实现方法

2.1 基于非线性优化的双目VIO系统模型

VIO系统状态估计的本质是求解一个极大似

然估计 (maximum likelihood estimation, MLE) 问题, 即估计机器人最有可能输出当前观测数据 \mathbf{z} 的位姿状态 \mathbf{X} 。假设传感器输出的观测数据间是独立的, 那么 MLE 问题由一段时间内机器人位姿的联合概率分布组成:

$$\mathbf{X}^* = \operatorname{argmin}_{\mathbf{X}} \prod_{k \in B} \prod_{(s,j) \in C} p(\mathbf{z}_{k,k+1} | \mathbf{X}) p(\mathbf{z}_j^s | \mathbf{X}) \quad (3)$$

进一步假设观测数据的不确定性服从高斯分布, 即 $p(\mathbf{z}_j^s | \mathbf{X}) \sim N(\mathbf{z}_j^s, \boldsymbol{\Omega}_j)$, 那么通过推导, MLE 问题可以转化为一个负对数函数, 状态估计就等价于求解一个最小二乘问题。因此, 基于非线性优化的 VIO 系统的状态估计就等价于最小化代价函数, 该代价函数包含预积分误差和重投影误差 2 个模块:

$$\mathbf{X}^* = \operatorname{argmin}_{\mathbf{X}} \left\{ \sum_{k \in B} \|\mathbf{e}_B(\mathbf{z}_{k,k+1}, \mathbf{X})\|_{\boldsymbol{\Omega}_k}^2 + \sum_{(s,j) \in C} \|\mathbf{e}_C(\mathbf{z}_j^s, \mathbf{X})\|_{\boldsymbol{\Omega}_j}^2 \right\} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{e}_B(\mathbf{z}_{k,k+1}, \mathbf{X})$ 为由惯性数据构建的预积分误差; B 表示惯性数据; $\mathbf{z}_{k,k+1}$ 为关键帧间 IMU 关于位置、速度和角度的预积分量; $\boldsymbol{\Omega}_k^{k+1}$ 为预积分量的信息矩阵; $\mathbf{e}_C(\mathbf{z}_j^s, \mathbf{X})$ 为双目相机构建的重投影误差; C 表示双目相机数据; \mathbf{z}_j^s 为路标点 s 在第 j 帧上的观测值, 以归一化坐标形式表示; $\boldsymbol{\Omega}_j$ 为重投影误差的协方差矩阵, 在像素坐标中是一个常值, 源于相机内参标定结果。左右 2 个相机的重投影误差构建方法一致, 只是外参和观测值不同。

利用非线性优化算法对机器人状态及相关变量进行求解, \mathbf{X} 为双目 VIO 系统的优化变量:

$$\mathbf{X} = [\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_n, \mathbf{R}_0, \mathbf{R}_1, \dots, \mathbf{R}_n, x_{\text{cam}}, x_{\text{imu}}] \quad (5)$$

式中: \mathbf{p} 和 \mathbf{R} 分别表示传感器在世界坐标系下位置和朝向; x_{cam} 和 x_{imu} 分别为与相机和 IMU 相关的参数, 如路标点深度、陀螺仪偏置量、速度等。

2.2 基于非线性优化时间偏差标定

图像与惯性数据间的时间偏差是一个常量, 但系统每次运行时的时间偏差均不同。在线时间偏差标定的目的是在系统运行期间实时计算时间偏移量, 并将时间偏移量补偿到延迟数据, 使图像与惯性数据在时间轴上对齐, 以减少对系统状态估计的负面影响。如果直接将图像或惯性数据的时间序列按照计算的时间偏移量在时间轴上移动, 会消耗大量计算资源。此外, 由于相机与 IMU 的数据频率差异较大, 即使移动图像数据的时间序列, 也难以实现图像与惯性数据的严格匹配。因此, 本文采用文献 [19] 的插值方法, 用时间偏差来校正图像上特征点的坐标, 实现图像与惯性数据在时间轴上

的对齐。此外, 本文利用双目相机间的对极约束构建关于时间偏差的新误差因子, 旨在限制特征点匹配等因素对系统造成的负面影响, 提高时间偏差标定的准确度。时间偏差与其他状态变量将在后端被优化求解, 本文方法的流程如图 2 所示, 图中, t_d 和 t_d' 为新老时间偏差; δt_d 为时间偏差的变化量。

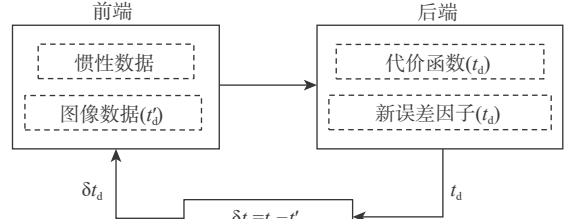


图 2 基于非线性优化双目 VIO 的在线时间偏差标定流程

Fig. 2 Block of nonlinear optimization-based online temporal calibration against stereo VIO

2.2.1 时间偏差的定义

一体式双目相机会对其 2 个相机输出的数据进行严格的同步处理。因此, 本文定义计算系统赋予左右两相机的数据时间戳均为 t_{CAM} 。假设计算系统赋予惯性数据的时间戳 t_{IMU} 是准确的, 则图像时间戳与惯性数据时间戳满足以下关系:

$$t_{\text{IMU}} = t_{\text{CAM}} + t_d \quad (6)$$

如图 3 所示, 时间偏差 t_d 是对图像时间戳的校正量。 t_d 值可正可负, 正值代表在实际情况下惯性数据相对图像数据存在延时, 负值则相反。

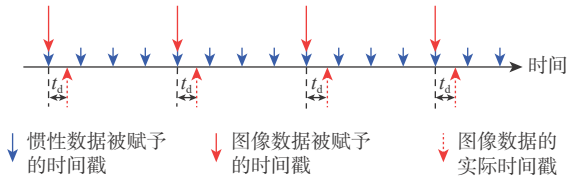


图 3 相机与 IMU 数据间存在时间偏差

Fig. 3 Illustration of time offset between image and inertial data

2.2.2 构建包含时间偏差的重投影误差

1) 将时间偏差添加至重投影误差的参数项。

假设双目相机的内参、外参已知。将左相机定义为双目相机的主相机, 以路标点 s 为例构建双目相机的重投影误差:

$$\mathbf{e}_C = \mathbf{z}_j^s - \pi \left(\begin{bmatrix} x_{ij} & y_{ij} & z_{ij} \end{bmatrix}^T \right) = \mathbf{z}_j^s - \pi \left(\mathbf{R}_b^c \left(\mathbf{R}_w^{b_j} \left(\mathbf{R}_{c_l}^b \left(\lambda_i \begin{bmatrix} \mathbf{z}_{i_l}^s \\ I \end{bmatrix} \right) \right) + \mathbf{p}_{c_l}^b \right) + \mathbf{p}_{b_l}^w - \mathbf{p}_{b_j}^w \right) - \mathbf{p}_{c_l}^b \quad (7)$$

式中: $[x_{ij} \ y_{ij} \ z_{ij}]^T$ 为路标点 s 在第 j 个关键帧相机坐标系下的预测坐标, 由主相机的第 i 个关键帧观测转换而来; $\pi(\cdot)$ 为相机成像模型, 将相机坐标系下的路标点投影到归一化成像平面; $\mathbf{z}_{i_l}^s$ 为左相机首

次观测到路标点 s 时的观测值, 观测值以归一化坐标形式记录在第 i 帧; λ_i 为 s 在相机坐标系下的实际深度; \mathbf{R} 和 \mathbf{p} 分别为旋转矩阵和位移; $\mathbf{R}_{c_l}^b$ 、 $\mathbf{p}_{c_l}^b$ 为相机外参; $\mathbf{R}_{b_l}^w$ 和 $\mathbf{p}_{b_l}^w$ 分别为 IMU 坐标系到世界坐标系的旋转和位移; $\mathbf{R}_{w_l}^b$ 、 $\mathbf{p}_{w_l}^b$ 为相反的过程。左右相机构建重投影误差的方法一致, 仅外参和观测不同, 因此, \mathbf{z}_j^s 可分别是左右相机对路标点 s 的观测值。

按照式 (1) 和式 (2), 用插值法将时间偏移补偿到图像数据中, 使特征点在时间轴上与惯性数据对齐。然后, 用对齐的图像与惯性数据构建重投影误差, 即构建了包含时间偏差的至重投影误差:

$$\mathbf{e}_C = \mathbf{z}_j^s(t_d) - \pi(\mathbf{R}_b^c(\mathbf{R}_w^b(\mathbf{R}_{b_l}^w(\mathbf{R}_{c_l}^b \left(\lambda_i \begin{bmatrix} \mathbf{z}_{i_l}^s(t_d) \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} \right) + \mathbf{p}_{c_l}^b) + \mathbf{p}_{b_l}^w - \mathbf{p}_{b_l}^w) - \mathbf{p}_{c_l}^b)) \quad (8)$$

如第 1 节所述, $\mathbf{z}_j^s(t_d)$ 、 $\mathbf{z}_{i_l}^s(t_d)$ 即为补偿时间偏差后的观测值。假设短时间内投影点在成像平面上匀速运动, $\mathbf{z}_j^s(t_d)$ 、 $\mathbf{z}_{i_l}^s(t_d)$ 的计算方法如下:

$$\begin{cases} \mathbf{z}_j^s(t_d) = \begin{bmatrix} u_j^s \\ v_j^s \end{bmatrix} + t_d \mathbf{V}_j^s \\ \mathbf{z}_{i_l}^s(t_d) = \begin{bmatrix} u_{i_l}^s \\ v_{i_l}^s \end{bmatrix} + t_d \mathbf{V}_{i_l}^s \\ \mathbf{V}_j^s = \begin{bmatrix} g_j^s \\ h_j^s \end{bmatrix} \\ \mathbf{V}_{i_l}^s = \begin{bmatrix} g_{i_l}^s \\ h_{i_l}^s \end{bmatrix} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $[u_j^s, v_j^s]^T$ 为路标点 s 在第 j 帧的 2 个归一化成像平面上的像素坐标; $[u_{i_l}^s, v_{i_l}^s]^T$ 为路标点 s 在第 i 帧左成像平面上的坐标; \mathbf{V} 为对应投影点的线速度, 利用特征点在连续帧间的像素位移除以连续帧间的时间间隔求得; g 和 h 分别为线速度 \mathbf{V} 在 u 轴和 v 轴方向上的分量。

重投影误差 \mathbf{e}_C 关于时间偏差 t_d 的雅可比矩阵则通过链式法则计算:

$$\mathbf{J} = \frac{\partial \mathbf{e}_C}{\partial t_d} = \mathbf{V}_j^s - \begin{bmatrix} \frac{1}{z_{ij}} & 0 & -\frac{x_{ij}}{z_{ij}^2} \\ 0 & \frac{1}{z_{ij}} & -\frac{y_{ij}}{z_{ij}^2} \end{bmatrix} \times \lambda_i \mathbf{R}_b^c \mathbf{R}_w^b \mathbf{R}_{b_l}^w \mathbf{R}_{c_l}^b \mathbf{V}_{i_l}^s \quad (10)$$

2) 利用双目相机的极线约束构建新误差因子。

如第 1 节所述, 由于特征点速度 \mathbf{V} 的计算受图像模糊、特征误匹配等因素的影响, 会在计算的过程中引入误差, 影响标定时间偏差的准确度和系统状态估计的效果。因此, 本文利用 2 个相机间的极线约束构建新的误差因子, 减少不利因素的负面影响。

根据对极几何约束, 路标点 s 投影到 2 个成像

平面上时, 第 1 个成像平面上的投影点 s_1 一定在第 2 个成像平面中投影点 s_2 的极线上, 同理, s_2 也会在 s_1 的极线上。双目相机的左右两相机同样满足对极几何约束, 特别之处在于双目相机的左右两相机被安置在同一平面上且光轴平行。当左成像平面中的特征点 s_1 与右成像平面中的特征点 s_2 匹配后, 特征点 s_1 的极线与 s_2 的极线重合为一条直线。即在双目相机中, 左右两相机的特征点匹配对会共享同一条极线。那么 s_1 与 s_2 在 v 轴上的坐标是相等的, 即 $v_{j_l}^s = v_{j_r}^s$ 。补偿时间偏差后, 该约束仍然成立, 即 $v_{j_l}^s(t_d) = v_{j_r}^s(t_d)$, 如图 4 所示。本文基于本节推论构建残差:

$$\mathbf{e}_{\text{stereo}} = v_{j_l}^s(t_d) - v_{j_r}^s(t_d) \quad (11)$$

式中: $v_{j_l}^s(t_d) = v_{j_l}^s + t_d h_{j_l}^s$; $v_{j_r}^s(t_d) = v_{j_r}^s + t_d h_{j_r}^s$ 。

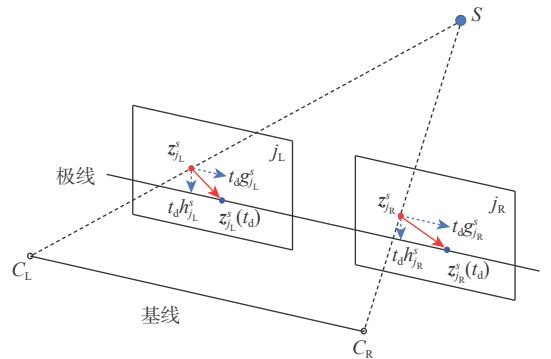


图 4 基于极线约束构建新的误差因子

Fig. 4 Construction of new error factor based on epipolar constraint

新的误差因子关于时间偏差 t_d 的导数为

$$\frac{\partial \mathbf{e}_{\text{stereo}}}{\partial t_d} = h_{j_l}^s - h_{j_r}^s \quad (12)$$

以上方法对匹配的特征点在 v 轴上提供线性约束, 限制特征点误匹配等因素的消极影响。

3) 时间偏差的优化与补偿。

将上述时间偏差标定方法集成到双目 VIO 框架中, 最终代价函数为

$$\min_{\mathbf{X}} \left\{ \sum_{k \in B} \|\mathbf{e}_B(\mathbf{z}_{k,k+1}, \mathbf{X})\|_{\Omega_k^k}^2 + \sum_{(s,j) \in C} \|\mathbf{e}_C(\mathbf{z}_j^s, \mathbf{X})\|_{\Omega_j}^2 + \sum_{(s,j) \in C} \|\mathbf{e}_{\text{stereo}}(\mathbf{z}_j^s, \mathbf{X})\|_{\Omega_j}^2 \right\} \quad (13)$$

优化变量变为

$$\mathbf{X} = [\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_n, \mathbf{R}_0, \mathbf{R}_1, \dots, \mathbf{R}_n, x_{\text{cam}}, x_{\text{imu}}, t_d] \quad (14)$$

在后端使用 Dog-Leg 算法对式 (13) 进行非线性优化求解。当后端完成优化求解后, 计算时间偏差 t_d 的变化量 $\delta t_d = t_d' - t_d$, 以迭代的方式对滑动窗口内全部关键帧的时间戳进行更新:

$$t'_{\text{CAM}} = t_{\text{CAM}} + \delta t_d \quad (15)$$

式中: t'_{CAM} 为每次迭代更新后每个关键帧的新时间戳。每当后端给出新的时间偏差后, t'_{CAM} 变为 t_{CAM} , 即在迭代更新前, t_{CAM} 是关键帧的最新时间戳。

完成时间戳更新后, 基于插值法对图像上的特征点坐标进行校正, 使特征点在时间轴上向惯性数据靠拢。随着系统运行, δt_d 逐渐收敛为 0, 补偿时间偏差后的图像与惯性数据在时间上的匹配度提高, 减少时间偏差对系统状态估计的影响。

3 实验

为验证本文方法在时间偏差标定上准确度及对系统性能的提升, 在关闭了回环检测功能的 VINS-Fusion 系统上进行仿真实验。首先, 将本文方法的校准结果与文献 [19] 的时间偏差标定结果进行比较, 验证本文方法对时间偏差标定准确度的提升。其次, 对比 2 种标定方法下 VINS-Fusion 运行轨迹与真实轨迹间的均方根误差 (root mean square error, RMSE), 验证本文方法对双目 VIO 系统在状态估计准确度和鲁棒性方面的提升^[23]。由于 VINS-Fusion 中集成了文献 [19] 的时间偏差标定方法, 因此, 后文图表中用 VINS-Fusion 指代文献 [19] 的方法。

本文执行的仿真实验均在 EuRoC 公开数据集 (EuRoC MAV Visual-Inertial Public Dataset) 上进行, 该数据集包含在易、中、难 3 个难度场景下的多条视觉惯性数据, 每条数据均由具有 20 Hz 的双目相机数据及 200 Hz 的惯性数据组成, 并且提供了采集数据的 UAV 的真实运动轨迹^[24]。分别选取了 3 个不同难度的数据集进行实验, 并手动地将图像数据的时间戳延迟 -10 ms、5 ms、10 ms 和 15 ms。

2 种方法的时间偏差标定结果如表 1 所示, 其中的黑色加粗数值为更优秀的标定结果。通过对比可以看出, 本文方法在大多数情况下标定结果上更逼近设定值, 准确度更高。图 5 为 2 种方法在系统运行过程中时间偏差的迭代过程, 可以直观地看出, 本文方法比文献 [19] 的标定方法有更准确的标定结果。由于新构建的误差因子直接约束了特征点的 v 轴坐标, 并且仅与时间偏移相关, 所以左右相机间图像匹配的准确度直接决定了时间偏差的标定结果。误匹配的特征对越多, 迭代过程越不稳定。为保证 VIO 系统能够在初始化阶段完成对 IMU 偏置量的标定, EuRoC 数据集中的无人机会在初始化阶段快速、剧烈运动。因此, 本文方法在初始化阶段会呈现出标定不稳定的情况, 但并不影响整体的时间偏差标定效果。

表 1 仿真实验中的标定结果

Table 1 Simulation experiment of calibration results

数据集	延时设定值/ms	延时估计值/ms	
		本文方法	VINS-Fusion ^[19]
MH_02_easy	-10	-9.98	-9.00
	5	4.97	4.35
	10	9.87	8.91
MH_03_midium	15	14.61	13.73
	-10	-9.37	-9.37
	5	5.17	4.86
MH_04_difficult	10	10.01	9.64
	15	14.83	14.57
	-10	-9.31	-9.28
MH_04_difficult	5	5.12	5.01
	10	10.05	9.77
	15	15.06	14.65

表 2 为 2 种标定方法下系统运行轨迹的均方根误差 (root mean square error, RMSE) 结果, 其中的黑色加粗数值为更优秀的状态估计结果。通过对比可以看出, 本文方法在提高系统定位方面较文献 [19] 的时间偏差标定方法更优秀。VIO 作为一种复杂的状态估计系统, 涉及的参数变量众多且互相关联。准确的时间偏差估计结果会以牺牲其他参数变量的准确度为代价, 进而影响系统的状态估计结果。因此, 本文方法在一些场景下的表现较文献 [19] 的方法逊色属正常情况。

图 6 和图 7 分别从三维空间和 xy 平面展示了本文方法和文献 [19] 方法在 MH-02-easy 数据集上的仿真轨迹与真实轨迹的对比。

为验证本文方法的有效性, 本文还在真实场景下进行了实物实验。实验平台为搭载 Ubuntu 18.04 计算机系统的便携式计算机, 图 8 为数据采集的传感器模块, 由双目相机和 MEMS-IMU 组成。在实验平台上运行集成了本文方法的 VINS-Fusion 系统, 并关闭了系统的回环检测功能。由于无法获取真实场景下传感器间的时间偏差, 本文以离线的 Kalibr 时间偏差标定结果为参考, 评定本文方法的标定效果^[21]。图 9 为实验过程中系统的运行轨迹, 图 10 为系统在运行过程中时间偏差的迭代过程, 可以看出, 在运行一段时间后, 时间偏差的标定结果逐渐收敛, 稳定在 -5 ms 左右, 与 Kalibr 方法标定的 -5.6 ms 时间偏差相近。Kalibr 方法与本文方法在真实场景下多次时间偏差标定的实验结果, 可以看出, 本文方法与 Kalibr 方法在时间偏差标定上趋势一致, 且差值较小, 证明了本文方法的有效性。

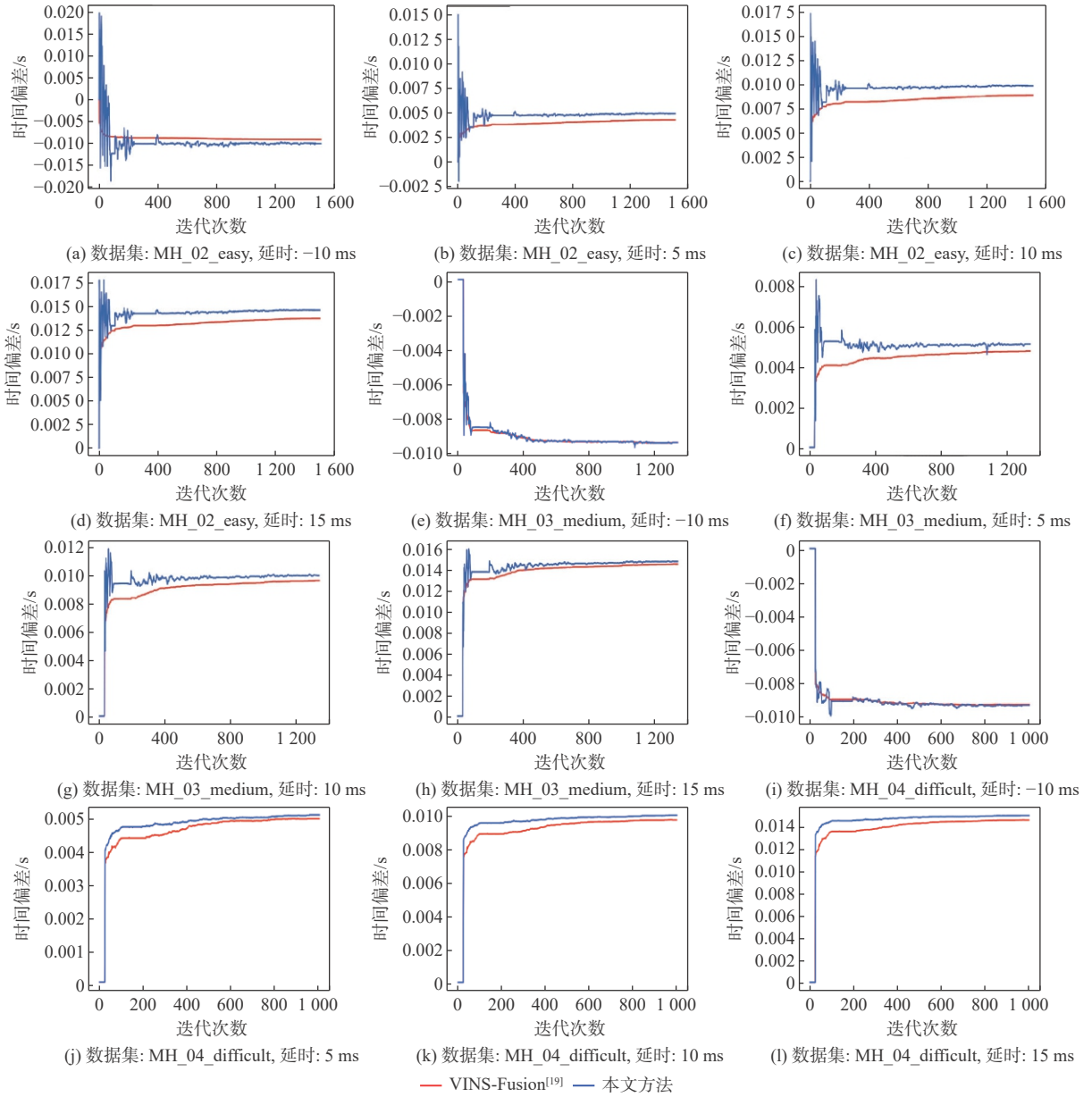


图 5 仿真实验的时间偏差标定过程

Fig. 5 Calibration program of simulation experiment

表 2 仿真实验中的 RMSE 结果

Table 2 Simulation experiment of RMSE results

数据集	延时设定值/ms	RMSE/m	
		本文方法	VINS-Fusion ^[19]
MH_02_easy	-10	0.269 2	0.274 2
	5	0.260 9	0.261 5
	10	0.269 0	0.268 6
	15	0.276 8	0.270 2
MH_03_medium	-10	0.448 0	0.478 5
	5	0.452 9	0.454 0
	10	0.452 6	0.454 8
	15	0.452 3	0.449 7
MH_04_difficult	-10	0.529 7	0.525 8
	5	0.529 9	0.535 8
	10	0.530 8	0.534 6
	15	0.529 8	0.529 8

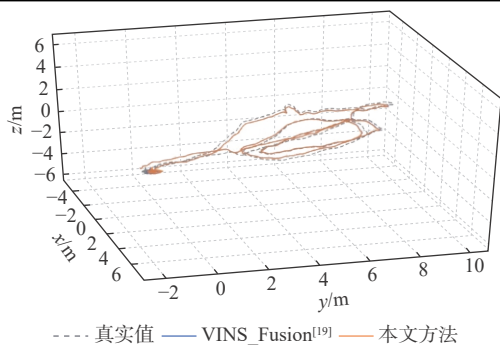


图6 三维空间的轨迹对比

Fig. 6 Trajectory of simulation experiment in 3-D

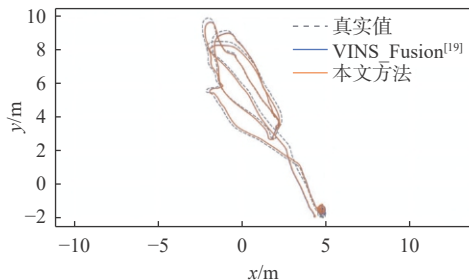


图7 xy平面的轨迹对比

Fig. 7 Trajectory of simulation experiment in xy plane



图8 传感器模块

Fig. 8 Sensor module

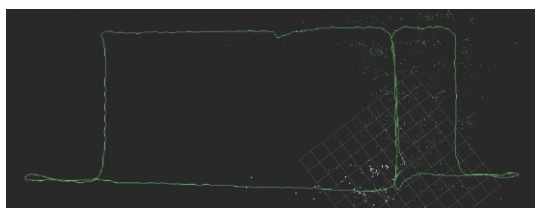


图9 真实场景下的系统运行轨迹

Fig. 9 Trajectory of system in real-world

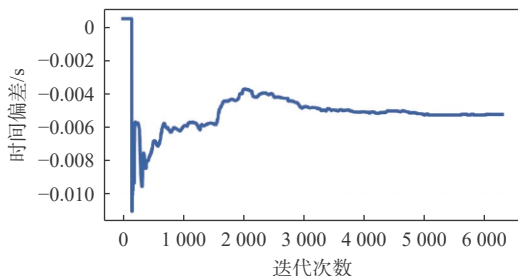


图10 真实场景下的时间偏差标定过程

Fig. 10 Calibration program of real-world experiment

间偏差标定准确度更高、标定速度的收敛速度更快。

2) 本文方法解决了双目 VIO 由于图像与惯性数据不同步导致的位姿估计漂移和地图一致性下降的问题,使双目 VIO 系统状态估计更具稳定性。

3) 本文方法利用左右相机间的极线约束构建新误差因子,从而约束图像模糊,特征误匹配等不利因素在时间偏差标定上的负面影响,减少系统误差的引入,从系统层面提高双目 VIO 系统状态估计的准确度和鲁棒性。

参考文献 (References)

- [1] 王朋, 郝伟龙, 倪翠, 等. 视觉 SLAM 方法综述[J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50(2): 359-367.
WANG P, HAO W L, NI C, et al. An overview of visual SLAM methods[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, 50(2): 359-367(in Chinese).
- [2] 左晋, 张皓, 远子涵, 等. 移动机器人 SLAM 发展现状综述[J]. 北京印刷学院学报, 2023, 31(6): 30-32.
ZUO J, ZHANG H, YUAN Z H, et al. A review on the development status of mobile robot and SLAM[J]. Journal of Beijing Institute of Graphic Communication, 2023, 31(6): 30-32(in Chinese).
- [3] 曾庆化, 罗怡雪, 孙克诚, 等. 视觉及其融合惯性的 SLAM 技术发展综述[J]. 南京航空航天大学学报, 2022, 54(6): 1007-1020.
ZENG Q H, LUO Y X, SUN K C, et al. Review on SLAM technology development for vision and its fusion of inertial information[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2022, 54(6): 1007-1020(in Chinese).
- [4] CADENA C, CARLONE L, CARRILLO H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: toward the robust-perception age[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2016, 32(6): 1309-1332.
- [5] FUENTES-PACHECO J, RUIZ-ASCENCIO J, RENDÓN-MANCHA J M. Visual simultaneous localization and mapping: a survey[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2015, 43(1): 55-81.
- [6] KLEIN G, MURRAY D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces[C]//Proceedings of the 6th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality. Piscataway: IEEE Press, 2007: 225-234.
- [7] BRESSON G, ALSAYED Z, YU L, et al. Simultaneous localization and mapping: a survey of current trends in autonomous driving[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2017, 2(3): 194-220.
- [8] CORKE P, LOBO J, DIAS J. An introduction to inertial and visual sensing[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2007, 26(6): 519-535.
- [9] VAN BRUMMELEN J, O'BRIEN M, GRUYER D, et al. Autonomous vehicle perception: the technology of today and tomorrow[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2018, 89: 384-406.
- [10] CHEN C, ZHU H, LI M G, et al. A review of visual-inertial simultaneous localization and mapping from filtering-based and optimiz-

4 结论

1) 本文提出的基于非线性优化双目 VIO 的时间偏差标定方法比传统的时间偏差标定方法在时

- ation-based perspectives[J]. *Robotics*, 2018, 7(3): 45.
- [11] ZOU D P, WU Y X, PEI L, et al. StructVIO: visual-inertial odometry with structural regularity of man-made environments[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2019, 35(4): 999-1013.
- [12] QIN T, LI P L, SHEN S J. VINS-mono: a robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(4): 1004-1020.
- [13] CAMPOS C, ELVIRA R, RODRÍGUEZ J J G, et al. ORB-SLAM3: an accurate open-source library for visual, visual-inertial, and multi-map SLAM[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2021, 37(6): 1874-1890.
- [14] WEN S H, TAO S, LIU X, et al. CD-SLAM: a real-time stereo visual-inertial SLAM for complex dynamic environments with semantic and geometric information[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 2517808.
- [15] ZHANG T, XU J Y, SHEN H, et al. RMSC-VIO: robust multi-stereoscopic visual-inertial odometry for local visually challenging scenarios[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2024, 9(5): 4130-4137.
- [16] MUR-ARTAL R, TARDÓS J D. Visual-inertial monocular SLAM with map reuse[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2017, 2(2): 796-803.
- [17] MOURIKIS A I, ROUMELIOTIS S I. A multi-state constraint Kalman filter for vision-aided inertial navigation[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2007: 3565-3572.
- [18] LEUTENEGGER S, LYNNEN S, BOSSE M, et al. Keyframe-based visual-inertial odometry using nonlinear optimization[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2015, 34(3): 314-334.
- [19] QIN T, SHEN S J. Online temporal calibration for monocular visual-inertial systems[C]//Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE Press, 2018: 3662-3669.
- [20] KELLY J, SUKHATME G S. A general framework for temporal calibration of multiple proprioceptive and exteroceptive sensors[C]//Proceedings of the Experimental Robotics. Berlin: Springer, 2014: 195-209.
- [21] FURGALE P, REHDER J, SIEGWART R. Unified temporal and spatial calibration for multi-sensor systems[C]//Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE Press, 2013: 1280-1286.
- [22] LI M Y, MOURIKIS A I. 3-D motion estimation and online temporal calibration for camera-IMU systems[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2013: 5709-5716.
- [23] STURM J, ENGELHARD N, ENDRES F, et al. A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems[C]//Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE Press, 2012: 573-580.
- [24] BURRI M, NIKOLIC J, GOHL P, et al. The EuRoC micro aerial vehicle datasets[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2016, 35(10): 1157-1163.

Nonlinear optimization-based online temporal calibration method of stereo camera and inertial measurement unit in stereo VIO

CAO Ziyu, YANG Jianhua*

(School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: The error accumulation problem in stereo visual-inertial odometry (VIO) systems based on nonlinear optimization is serious when operating for extended periods in low-texture environments. Therefore, we propose an online temporal calibration method for the stereo VIO system based on nonlinear optimization. This approach makes full use of the benefits of stereo cameras by constructing error factors using epipolar constraints, which enhances system robustness and state estimation accuracy while lessening the detrimental effect of feature point mismatches on time offset calibration. It is suitable for low-cost, self-assembled systems. Experiments on public datasets show that the proposed calibration method has higher accuracy and faster convergence speed than current advanced calibration methods, thereby improving the accuracy and robustness of system state estimation. Experiments in real-world scenarios also validate the effectiveness of the proposed method.

Keywords: robot; simultaneous localization and mapping; visual-inertial odometry; temporal calibration; pose estimation

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0376

基于神经网络的地形等高线辅助导航

李睿¹, 汤浔¹, 都岩巍^{1,2}, 张睿^{1,*}, 许斌³

(1. 西北工业大学 自动化学院, 西安 710072; 2. 航空工业西安飞行自动控制研究所, 西安 710065;

3. 西北工业大学 深圳研究院, 深圳 518057)

摘要: 针对地形高程匹配定位精度低及遍历搜索方式实时性差的问题, 提出一种基于神经网络的地形等高线辅助导航方法。研究二维等高线特征匹配以提高匹配算法在高程噪声下的鲁棒能力, 考虑小波变换具备旋转、平移不变性特点, 利用小波变换子提取等高线边缘特征; 同时提出基于神经网络的等高线边缘特征匹配算法, 利用多个子网进行分类识别代替传统遍历搜索匹配过程, 显著提高算法实时性及匹配准确度。仿真实验表明: 所提算法与地形高程匹配相比匹配成功率提高 30% 以上, 较基于遍历搜索的地形等高线匹配算法匹配时长缩短 97% 以上。

关键词: 组合导航; 地形辅助导航; 地形等高线匹配; 小波变换; 神经网络

中图分类号: V249.3

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2026)02-0524-09

现代地形辅助导航(terrain aided navigation, TAN)系统具备完全自主、精度不随时间发散、抗干扰能力强的优势, 被广泛应用于巡航导弹、直升机、水下航行器的自主导航中^[1-4]。TAN 系统通过地形匹配算法将测量的实际地形高程数据与装订的数字地形库建立联系, 以实现自主定位^[5-6]。因此, 地形匹配算法是地形辅助导航的关键部分, 该算法的实时性与匹配精度直接影响导航性能和可靠性。

基于地形高程数据匹配算法定位要求精度高, 且在初始位置误差大时, 易出现不匹配或误匹配的问题, 将一维高程信息扩充至二维是提高匹配准确率的有效途径。文献[7]针对地形变化导致地形数据失真的问题提出一种基于等高线点匹配和最小二乘表面匹配的可变山区两步鲁棒数字高程模型匹配方法, 该方法有效提高了地形匹配的准确性, 但无法满足在线匹配的实时性要求; 文献[8]针对地形高度噪声会降低地形匹配准确率问题研究了基

于 3-D Zernike 描述符的地形匹配算法, 在一定程度上提高了实时性, 但与地形高程数据匹配的实时性上还存在一定差距; 文献[9]针对测量误差导致的地形误匹配问题提出了一种节点多信息融合的地形匹配定位方法, 提高了数字地图偏差下的稳定性、精度和地形重复性, 但同时增加了数据处理的时间。

考虑地形匹配时间过长, 常采用优化匹配策略缩短匹配时长。文献[10]针对地形匹配效率的问题提出了一种基于地测线姿态控制的地形辅助导航算法, 通过姿态控制设计轨迹, 缩小搜索匹配区域的半径, 提高匹配效率, 但由于惯导指示的航迹点的偏移特性和地形匹配的区域限制, 可能导致地形辅助导航定位误差较大; 文献[11]提出一种基于马尔可夫随机场模型的水下地形匹配定位方法, 利用相邻地形数据之间的强相关性, 提高测量偏差和地形特征值缺失时的地形适应性和匹配精度, 但在地形相似性较强的地区地形匹配的准确性会急剧

收稿日期: 2024-06-04; 录用日期: 2024-08-17; 网络出版时间: 2024-09-24 13:33

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240923.1848.007

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(62403382); 国家自然科学基金重点项目(61933010); 中央高校基本科研业务费专项资金资助(G2024KY05106); 深圳市科技创新委员会基金(JCYJ20230807145500002); 陕西省重点研发计划(2021GXLH-01-13); 陕西省秦创原“科学家+工程师”队伍建设项目(2022KXJ1-92)

*通信作者. E-mail: ruizh@nwpu.edu.cn

引用格式: 李睿, 汤浔, 都岩巍, 等. 基于神经网络的地形等高线辅助导航[J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52(2): 524-532.

LI R, TANG X, DU Y W, et al. Terrain contour aided navigation based on neural network[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52(2): 524-532 (in Chinese).

降低; 文献 [12] 提出一种避开特征值较小区域的水下机器人海底地形匹配导航最优路径规划方法, 用来解决地形特征不突出的区域匹配精度不高的问题。针对导航系统高实时性、高精度的要求, 应用上述算法进行地形辅助导航, 虽然一定程度上能改善导航性能, 但精度与实时性二者相互制约, 难以同时提升。

近年来随着智能算法的发展, 为地形辅助导航算法提供了新思路, 采用智能优化类算法或智能学习算法代替传统地形匹配中的遍历算法能够保证搜索最佳匹配位置, 并且提高搜索匹配的效率。文献 [13] 提出基于粒子群优化的飞行器地形匹配算法, 提高匹配速度, 但粒子群优化算法容易陷入局部极值点。为提高寻优性能, 文献 [14] 提出结合人工蜂群思想的地形匹配算法, 抑制粒子群算法早熟收敛, 从而提高了地形匹配精度。上述智能优化类算法需要离线配置参数, 并且无法实现端到端匹配, 对此文献 [15] 提出一种基于分层卷积神经网络的水下地形图像匹配建模方法, 对地形图像进行端到端识别, 提高水下地形匹配的定位精度和稳定性, 但以二维图像作为识别特征计算量大, 模型执行效率较低。因此, 在不影响匹配精度的前提下, 如何降低识别特征维度, 降低计算复杂度成为智能学习类算法的研究重点。

综上所述, 本文在提取二维等高线地形图的基础上, 采用基于小波变换子的等高线边缘特征提取方法, 以保证高程噪声影响下特征提取的唯一性; 同时通过神经网络分类对实测地形图进行直接定位, 无需遍历搜索, 利用多个子网完成端到端的定位任务, 降低网络训练的复杂度, 以提高地形辅助导航系统实时性、精度和抗干扰能力。

1 等高线边缘特征提取

对于神经网络在地形匹配领域的应用, 先需要构造具有唯一性及抗干扰能力的识别特征向量。而基于一维地形高程数据的匹配特征在实测地形图与基准数字地图存在角度旋转和测量噪声时, 数量庞大且抗几何失真能力差。考虑到小波变换可提取信号由粗到精不同尺度下的特征信息, 并且规范化小波变换子具有旋转、平移、尺度的不变性^[16-17]。因此, 在提取二维等高线边缘特征代替一维高度序列特征, 降低高度量测误差影响的基础上, 通过引入小波变换对等高线进行特征描述, 减少特征向量维度的同时, 进一步提高匹配算法的鲁棒能力。其算法流程如图 1 所示。

1.1 等高线边缘

地形图等高线边缘特征丰富, 直接使用一阶或二阶导数产生基础边缘信息会受到噪声污染,

并影响边缘封闭。由于 Canny 算法具有高信噪比和单边缘响应能力, 因此, 选取 Canny 算法进行等高线边缘提取^[18]。具体步骤如下。

1) 高斯平滑

输入地形二值图, 利用高斯滤波进行平滑处理, 其数学表征为

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \tag{1}$$

$$A_T(x,y) = G(x,y) * A(x,y) \tag{2}$$

式中: x, y 为卷积核中心对应地形图的像素坐标; $G(x,y)$ 为二维高斯函数; σ 为控制平滑程度的滤波参数, 二值图中一般设定为 1; $*$ 为卷积操作; $A(x,y)$ 为原地形图; $A_T(x,y)$ 为平滑后地形图。

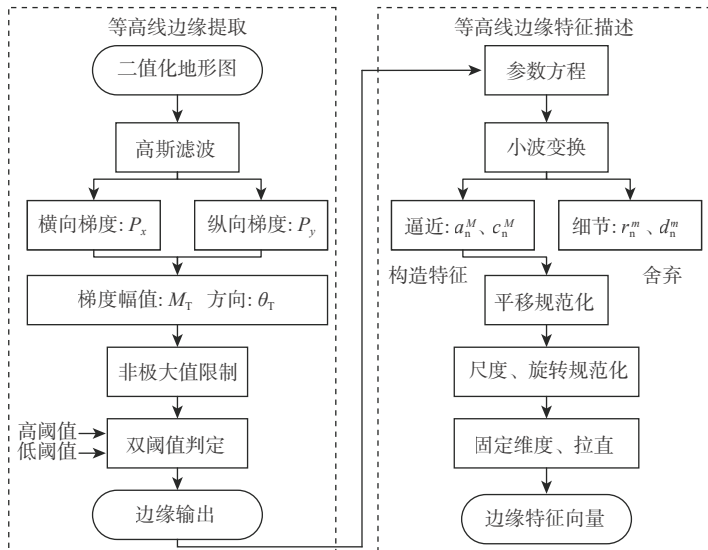


图 1 等高线边缘特征提取算法流程

Fig. 1 Contour line edge feature extraction algorithm process

2) 获取梯度信息

选用1阶高斯算子计算平滑后地形图横纵向的近似偏导数为

$$P_x(i, j) = (A_T(i, j+1) - A_T(i, j) + A_T(i+1, j+1) - A_T(i+1, j))/2 \quad (3)$$

$$P_y(i, j) = (A_T(i, j) - A_T(i+1, j) + A_T(i, j+1) - A_T(i+1, j+1))/2 \quad (4)$$

式中: $P_x(i, j)$ 和 $P_y(i, j)$ 分别为地形图第*i*行第*j*列的横向和纵向偏导数。

进而计算梯度幅值 $M_T(i, j)$ 和方向 $\theta_T(i, j)$ 为

$$M_T(i, j) = \sqrt{P_x(i, j)^2 + P_y(i, j)^2} \quad (5)$$

$$\theta_T(i, j) = \arctan\left(\frac{P_y(i, j)}{P_x(i, j)}\right) \quad (6)$$

3) 非极大值限制

根据各点计算的梯度方向初步确定边缘方向, 再根据梯度幅值与其相邻位置梯度值比较, 梯度值非最大的位置点, 灰度值设定为0。

4) 双阈值判定

首先, 设定一个高阈值, 将灰度值小于高阈值图像位置的灰度值置0, 再次, 设定低阈值为高阈值的1/4, 重复上述操作, 获取新的边缘坐标, 并用新得到的边缘图对原先边缘图中的边缘进行补充。具体补充原则为若新边缘点的临域中存在超过灰度阈值的边缘点, 则该点为边缘点。最后, 将边缘点排序、连接构成边缘线。

1.2 等高线边缘特征描述

利用小波变换对提取后等高线边缘线进行特征转换, 设等高线边缘坐标参数方程为

$$\begin{cases} \mathbf{V}(t) = \begin{bmatrix} X(t) \\ Y(t) \end{bmatrix} \\ t(l) = \frac{l}{L} \quad 0 \leq l \leq L \end{cases} \quad (7)$$

式中: X 、 Y 为边缘点坐标; t 为归一化的弧长; l 为起点沿边缘到当前点的弧长; L 为总的弧长。对参数方程(7)进行小波变换得

$$\begin{bmatrix} X(t) \\ Y(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum a_n^M \phi_n^M(t) \\ \sum c_n^M \phi_n^M(t) \end{bmatrix} + \sum_{m=M-m_0}^M \begin{bmatrix} \sum r_n^m \varphi_n^m(t) \\ \sum d_n^m \varphi_n^m(t) \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: $\phi(t)$ 为尺度函数; $\varphi(t)$ 为小波函数; a_n^M 、 c_n^M 为尺度 M 上的逼近系数; r_n^m 、 d_n^m 为尺度 m 上的细节系数。

由于小波变换逼近系数反映等高线边缘曲线的大致形状, 而细节系数体现了噪声影响下的细节变化, 因此, 只将 a_n^M 、 c_n^M 用于构造匹配特征向量。为进一步提高等高线匹配特征旋转、平移、尺度的不变性, 需要对等高线逼近系数 a_n^M 、 c_n^M 进行规范化

处理。

首先, 进行平移规范化得

$$(a_{n,T}^M, c_{n,T}^M) = (a_n^M, c_n^M) - (b_x, b_y) \quad (9)$$

$$(b_x, b_y) = \sum (a_n^M, c_n^M) / N \quad (10)$$

式中: $a_{n,T}^M$ 、 $c_{n,T}^M$ 为平移规范化后的逼近系数; N 为系数 a_n^M 、 c_n^M 的个数。

其次, 进行尺度与旋转的规范化, 将 $a_{n,T}^M$ 、 $c_{n,T}^M$ 用极坐标表示为

$$A_n^M = \sqrt{(c_{n,T}^M)^2 + (a_{n,T}^M)^2} \quad (11)$$

$$\theta_n^M = \arctan(c_{n,T}^M / a_{n,T}^M) \quad (12)$$

反正切求角存在角度跳变, 故设定条件计算 θ_n^M :

$$\begin{cases} \theta_n^M = \arctan(c_{n,T}^M / a_{n,T}^M) + \pi & c_{n,T}^M \geq 0 \text{ 且 } a_{n,T}^M < 0 \\ \theta_n^M = \arctan(c_{n,T}^M / a_{n,T}^M) - \pi & c_{n,T}^M < 0 \text{ 且 } a_{n,T}^M < 0 \\ \theta_n^M = \arctan(c_{n,T}^M / a_{n,T}^M) & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

进行尺度变换得

$$(A_{n,S}^M, \theta_{n,S}^M) = (A_n^M / A, \theta_n^M) \quad (14)$$

$$A = \sum A_n^M / N \quad (15)$$

式中: $A_{n,S}^M$ 、 $\theta_{n,S}^M$ 分别为尺度变换后逼近系数的极坐标表示。

进一步旋转变换得

$$(A_{n,R}^M, \theta_{n,R}^M) = (A_{n,S}^M, \theta_{n,S}^M - \theta) \quad (16)$$

$$\theta = \sum \theta_n^M / N \quad (17)$$

式中: $A_{n,R}^M$ 、 $\theta_{n,R}^M$ 分别为旋转变换后逼近系数的极坐标表示。

将变换后的极坐标转换为直角坐标, 则有

$$\begin{cases} a_{n,N}^M = A_{n,R}^M \cos \theta_{n,R}^M \\ c_{n,N}^M = A_{n,R}^M \sin \theta_{n,R}^M \end{cases} \quad (18)$$

式中: $a_{n,N}^M$ 、 $c_{n,N}^M$ 为规范化后的逼近系数。

最后, 为固定神经网络输入维度, 设定逼近系数最大长度, 若实际小于该值则进行补零操作。同时为提高匹配特征信息量, 本文使用地形图多个高度下的最长等高线提取规范化逼近系数构造匹配特征, 由此构成多维系数矩阵, 将其拉直作为神经网络输入的边缘特征向量。

2 等高线边缘特征匹配算法

基于第1节方法构造的等高线边缘特征向量后进行地形匹配, 而传统遍历搜索的匹配策略效率低, 一方面在惯导误差较大的情况下, 搜索区域增

大, 计算耗时增加; 另一方面当特征维度增大时, 利用相关分析手段难以反映出各特征值之间的内在关系, 易导致匹配失败^[19]。根据通用近似原理, 反向传播 (back propagation, BP) 神经网络可实现以任意精度无限逼近任意非线性函数, 其结构简单、计算速度快, 同时具备自学习能力、并行计算能力和

容错能力等, 为解决上述问题提供了可行方案^[20-21]。因此, 本文通过离线训练 BP 神经网络的策略, 以端到端的方式实现通过输入实测地形图的等高线小波系数特征向量, 网络进行分类识别后直接输出中心对应在数字地图上的位置点, 代替遍历搜索对实测地形图进行高效识别。匹配算法示意如图 2 所示。

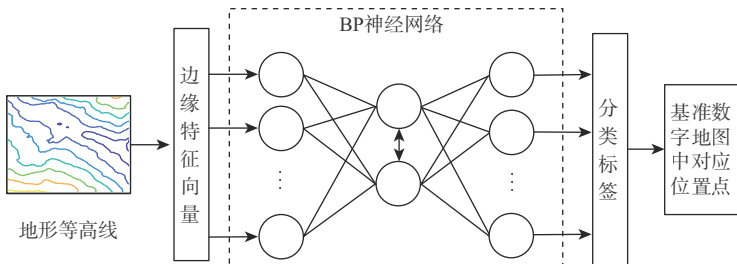


图 2 基于神经网络的等高线边缘特征匹配算法示意图

Fig. 2 Schematic diagram of contour line edge feature matching algorithm based on neural network

考虑到神经网络需要对整个飞行区域内的地形图样本进行学习, 若使用单一网络记忆全部样本, 将面临训练阶段计算量过大、训练时间过长的问题。因此, 采用区域化网络设计将样本学习分配给若干个子网, 每个子网学习一组样本子集, 所有子网共同承担全部样本的学习, 以减小训练压力。同时设计搜索策略, 在实际执行地形匹配任务时, 首先, 根据捷联惯性导航系统 (strapdown inertial navigation system, SINS) 提供的位置信息估计搜索区域, 进行粗定位; 然后, 将待识别的实测地形图确定到某些分区内; 最后, 将构造的识别模式输入到对应的子网中进行识别, 实现细定位。

2.1 区域化网络设计

1) 区域划分及分类标签

将预设轨迹投影至经纬平面, 区域划分及分类标签如图 3 所示, 其中, 实线方块代表划分子区域、虚线方块代表子区域内位置点及其标签。具体划分方式如下: 首先, 根据飞行器预先设定的地形匹配区域确定待观测区域范围, 考虑真实飞行轨迹存在偏差, 需要在设定轨迹覆盖区域外保留一定冗余空间。

设待观测矩形区域 S 为

$$S = \{(L, \lambda) | L' \in [L_1, L_2] \cap \lambda \in [\lambda_1, \lambda_2]\} \quad (19)$$

式中: L' 和 λ 表示纬度和经度; L_1 、 L_2 为纬度边界; λ_1 、 λ_2 为经度边界。

确定待观测区域后, 等距离将整个区域划分为 $[(L_2 - L_1)/P_L] \times [(\lambda_2 - \lambda_1)/P_\lambda]$ 个子区域, 每个子区域将包含 $(P_L/r_0) \times (P_\lambda/r_0)$ 个数据块, 同时, 对应同等数量的位置点。其中: P_L 、 P_λ 分别表示子区域纬、经方向上的大小尺度; r_0 表示数字地图分辨率。

最后, 将所有位置点按照由西向东、由南向北的顺序, 从 0 开始进行编号标签。由此获得记忆子网对应的区域范围, 以及区域范围内分类标签。

2) 输入特征向量构造

对于等高线条数的选取问题, 需要结合每个子区域的地势情况进行选取。如果选取过小, 则会导致在地形平坦区域内神经网络无法获得地形图中足够的特征信息进行识别, 进而影响识别准确率; 相反选取过大, 则会增大神经网络维度, 影响训练与运行速度, 导致在地形起伏区域内匹配时不必要的时间消耗。对此通过计算子区域内地形图的地形熵, 比较地形的起伏变化程度, 进而合理选取每个子网对应的等高线条数大小。由本节可知某子区域数字高程地图大小为 $(P_L/r_0) \times (P_\lambda/r_0)$, 则地形熵定义为

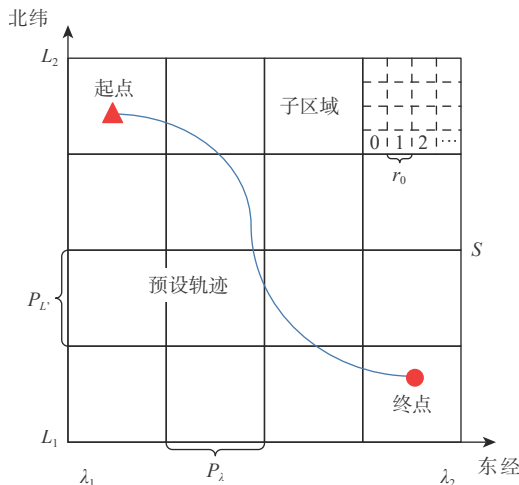


图 3 区域网络划分及分类标签示意图

Fig. 3 Schematic diagram of regional networks division and classification label

$$\begin{cases} P(i, j) = h(i, j) / \left(\sum_{i=1}^{P_L/r_0} \sum_{j=1}^{P_A/r_0} h(i, j) \right) \\ H_{\text{terrain}} = - \sum_{i=1}^{P_L/r_0} \sum_{j=1}^{P_A/r_0} P(i, j) \ln P(i, j) \end{cases} \quad (20)$$

式中: H_{terrain} 为地形熵; $h(i, j)$ 为数字高程地图第 i 行 j 列的高程值; $P(i, j)$ 为归一化高程值。地形信息熵反映了该地区所包含地形特征量的丰富程度,当地形高度变化较大、地形特征较多时,熵值较低,对匹配计算更有利^[22]。

通过实验训练并测试不同地形熵分区内的子网在不同等高线条数下识别的准确率,并定量分析当每个子网的识别准确率达到最高且不低于 97% 时,确定了选取规则,即根据地形熵大小设置 3 个等级,其对应的等高线条数选取如式 (21) 所示,并在第 3 节仿真实验中对此进行合理性验证。

$$N_h = \begin{cases} 17 & H_{\text{terrain}} \geq 8.763 \\ 12 & H_{\text{terrain}} < 8.760 \\ 15 & \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

式中: N_h 为每个子网对应的等高线条数。

3) 训练样本生成

通过对基准地形图中加入随机高度测量误差的方式模拟真实地形图来生成训练样本,以增加网络识别的泛化和鲁棒能力,具体方式为:①在每个子区域内分别对以每个位置点为中心的基准子图中添加高斯白噪声模拟高度测量误差;②构造该地形图的等高线边缘特征并进行归一化后作为样本输入,并将该位置点的编号作为该样本的标签;③重复生成 20 组训练样本,并以 7:3 的比例划分训练、验证,并再次随机生成 10 组样本作为测试集。

2.2 匹配搜索策略

先通过计算位置误差椭圆区域,初步确定对应的地形搜索匹配区域。假定 SINS 位置的方差协方差矩阵为 \mathbf{P}_{SINS} ,具体表达式为

$$\mathbf{P}_{\text{SINS}} = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy} \\ \sigma_{yx} & \sigma_y^2 \end{bmatrix} \quad (22)$$

式中: σ_x^2 、 σ_y^2 和 σ_{xy} 、 σ_{yx} 分别表示 SINS 东、北向位置误差的方差和协方差。以 SINS 指示的位置为中心,结合协方差和方差信息构建位置误差椭圆,其长短半轴计算方式为

$$a = \hat{\sigma}_0 \sqrt{\frac{1}{2} \left[\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + \sqrt{(\sigma_x^2 - \sigma_y^2)^2 + 4\sigma_{xy}^2} \right]} \quad (23)$$

$$b = \hat{\sigma}_0 \sqrt{\frac{1}{2} \left[\sigma_x^2 + \sigma_y^2 - \sqrt{(\sigma_x^2 - \sigma_y^2)^2 + 4\sigma_{xy}^2} \right]} \quad (24)$$

$$\phi = \frac{\pi}{2} - \frac{1}{2} \arctan \left(\frac{2\sigma_{xy}}{\sigma_x^2 - \sigma_y^2} \right) \quad (25)$$

式中: a 、 b 为惯导系统位置误差椭圆的长、短半轴; ϕ 为误差椭圆方向描述角; $\hat{\sigma}_0$ 为扩展因子,计算方法如下:

$$\begin{cases} \hat{\sigma}_0 = \sqrt{2K} \\ K = \sqrt{-\ln(1-P)} \end{cases} \quad (26)$$

其中: P 为置信度; K 为置信度所对应常值。取 $\hat{\sigma}_0=3.03$ 时,位置误差的置信度为 99%,即飞行器的真实位置存在 99% 的概率落在位置误差椭圆内。为方便在数字地图中表征,匹配搜索区域定义为包围椭圆最小的矩形区域,如图 4 所示。矩形匹配区域的计算式为

$$\begin{cases} x_m = 2 \sqrt{a^2 \sin^2 \phi + b^2 \cos^2 \phi} \\ y_m = 2 \sqrt{a^2 \cos^2 \phi + b^2 \sin^2 \phi} \end{cases} \quad (27)$$

按照以上方法确定匹配搜索区域后,实际执行过程中搜索区域并不总是落在一个子网的覆盖范围内,如图 5 所示,其中,黑色方块代表子网区域、

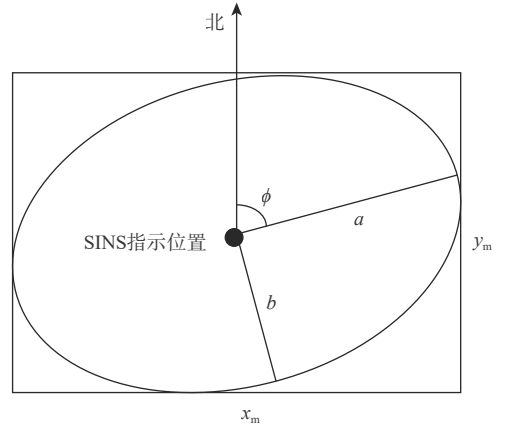


图 4 矩形搜索区域示意图

Fig. 4 Schematic diagram of rectangular search area

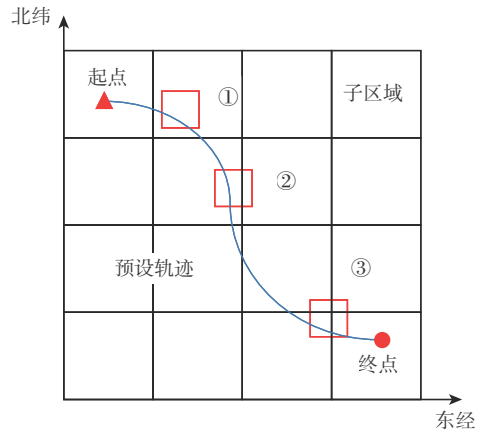


图 5 匹配搜索区域分布

Fig. 5 Distribution of matching search areas

红色方块代表实际搜索区域。如图 5 中①所示, 当搜索区域在一个子区域内, 只需将特征向量输入到所在子区域的网络模型中进行一次识别计算即可; 如图 5 中②、③所示, 当搜索区域覆盖多个网格, 则需要将特征向量输入到所覆盖的子区域的网络模型中进行 2 或 4 次识别计算, 并选取输出概率最高的结果作为识别分类的结果。

3 仿真及分析

为验证本文算法的有效性, 通过仿真实验进行验证。实验选取的数字地图范围为 31.125 0°N~31.280 6°N, 103.152 8°E~103.286 1°E, 约 14.4 km×16.8 km 的矩形区域, 插值后共有 480×560 个数据网格点。主要仿真参数及选取如表 1 所示, 飞行器进行地形匹配阶段的预设轨迹, 以及子区域划分如图 6 所示, 在预设轨迹范围内共划分出 42 个子区域。

表 1 仿真主要参数设置

Table 1 Setting of main simulation parameters

参数	数值
数字地图分辨率/m	30×30
子区域大小/(°)	80×80
子区域内位置点数量	6 400
测量地形高程图大小/m	630×630(21×21)
高度量测误差/m	5(1倍标准差)

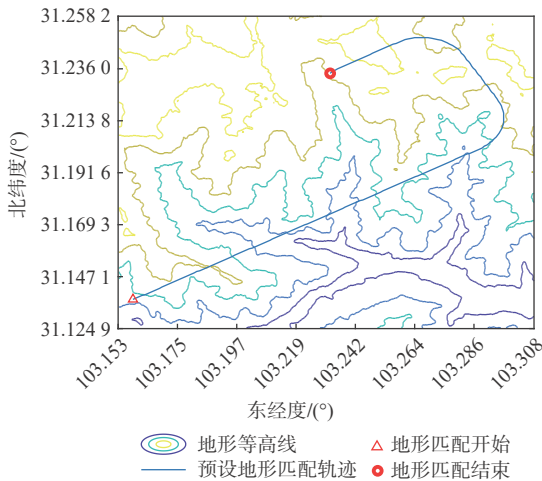


图 6 仿真预设飞行轨迹及子区域划分示意图
Fig. 6 Schematic diagram of simulation preset flight trajectory and sub area division

首先, 进行神经网络训练, 每个子网选用相同的网络模型进行训练, 均包含 2 个隐含层, 每层的神经元数量分别为 500 个、1 000 个。训练结束后, 统计 42 个子网在测试集中识别正确的样本占全部测试样本的比例记为准确率, 并计算每个子网所在区域的地形熵大小。每个子网所在区域的地形熵大小及对应子网在测试集上的准确率如图 7 所示。

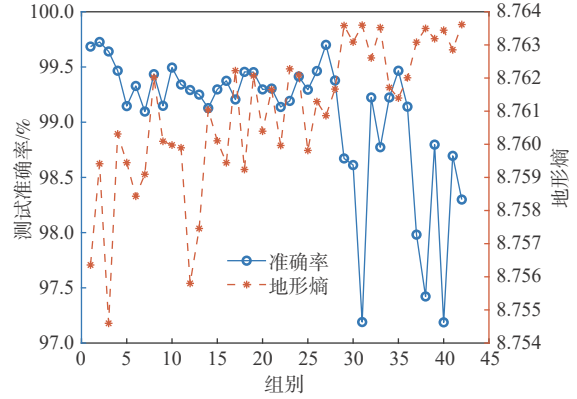


图 7 各分区地形熵分布及各子网测试准确率统计

Fig. 7 Statistics of terrain entropy distribution and test accuracy of each subnet in each division

由图 7 可知, 地形熵相对较高的区域内, 地形高度起伏变化小, 识别准确率大体略有下降, 但本文算法通过增加等高线条数一定程度上提高了匹配特征维度, 使得每个子区域范围内随机实测高程图能够准确定位到基准数字地图中的概率均在 97% 以上, 满足地形匹配精度需求, 并由此证明了 BP 神经网络能够通过本文提出的等高线边缘特征进行识别并分类, 同时区域化网络设计可以有效保障高地形熵区域内的地形识别准确率。

其次, 分别将本文算法与基于地形高程数据匹配算法^[23]提供的位置信息与惯导系统输出位置之差作为量测信息, 通过卡尔曼滤波对惯导误差进行估计并修正。最后, 统计均方根误差作为位置精度评判指标, 比较 2 种算法的辅助导航在高度量测误差影响下的导航性能。仿真设置惯导系统参数如表 2 所示, 2 种算法均按照等距离采样进行地形匹配仿真。设飞行器按照预设轨迹飞行 950 s, 在第 130 s 时开启地形辅助导航, 地形匹配周期为 4 s, 同时 2 种算法均按照 2.2 节的方法确定搜索区域, 设置扩展因子 σ_0 取值为 3。当 SINS 初始位置误差为 150 m 时, 真实飞行轨迹及本文算法辅助导航、基于地形高程数据匹配算法辅助导航解算轨迹如图 8 所示, 解算导航误差如图 9 和图 10 所示。

从解算结果可以看出, 在高程噪声的影响下, 本文算法辅助导航在定位精度方面明显优于传统

表 2 惯导仿真参数设置

Table 2 SINS parameters setting

参数	数值
SINS 解算周期/s	0.01
陀螺常值漂移/(°·h ⁻¹)	[0.01, 0.015, 0.02]
陀螺角度随机游走/(°·h ^{-1/2})	0.001
加速度计常值零偏/ μg	[80, 90, 100]
加速度计速度随机游走/($\mu\text{g}\cdot\text{Hz}^{-1/2}$)	0.5

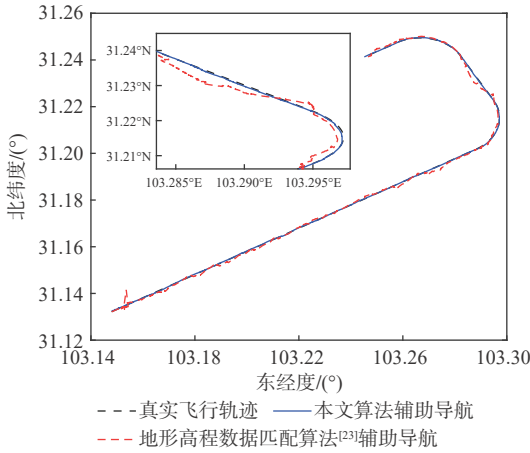


图8 地形辅助导航轨迹对比

Fig. 8 Comparison of terrain aided navigation trajectory

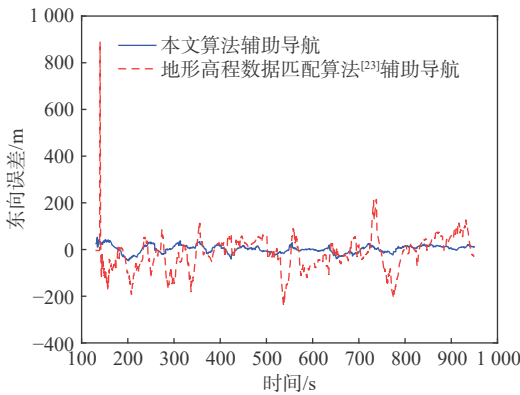


图9 东向导导航误差

Fig. 9 Eastbound navigation error

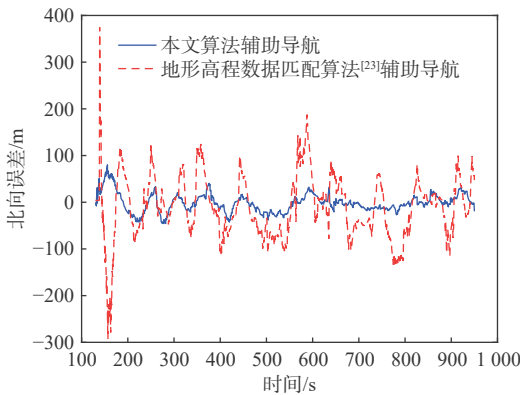


图10 北向导航误差

Fig. 10 Northbound navigation error

地形高程辅助导航。为进一步对比本文匹配算法、基于遍历搜索的地形等高线匹配算法^[24]与传统地形高程数据匹配算法的匹配性能,在高度量测误差为2 m、5 m的情况下,分别设置SINS初始位置误差为150 m、200 m和500 m,通过比较地形匹配成功率与单次匹配平均耗时衡量匹配算法的鲁棒性与实时性,如表3所示。其中,设定地图水平和垂直方向上的距离阈值,若匹配的位置偏差不超过距

离阈值,则视作匹配成功,将整个飞行过程中成功匹配次数除以总匹配次数记为匹配成功率,仿真进行100次后取平均值。由于地形图分辨率为30 m,则距离阈值设定为30 m。统计匹配结果如表4和表5所示。

表3 2 m 高度量测误差时匹配成功率统计

Table 3 Statistics of matching success rate with a height measurement error of 2 m

惯导初始位置误差/m	匹配成功率/%		
	本文算法	等高线匹配算法 ^[24]	地形高程数据匹配算法 ^[23]
150	99.21	98.49	93.52
200	99.19	98.48	89.63
500	99.15	97.33	82.85

表4 5 m 高度量测误差时匹配成功率统计

Table 4 Statistics of matching success rate with a height measurement error of 5 m

惯导初始位置误差/m	匹配成功率/%		
	本文算法	等高线匹配算法 ^[24]	地形高程数据匹配算法 ^[23]
150	99.19	92.35	72.48
200	99.17	92.35	65.44
500	99.06	91.13	51.38

表5 平均单次匹配耗时统计

Table 5 Statistics of average single matching time

惯导初始位置误差/m	平均单次匹配耗时/s		
	本文算法	等高线匹配算法 ^[24]	地形高程数据匹配算法 ^[23]
150	0.007 6	0.272 5	0.000 5
200	0.008 9	0.411 3	0.000 6
500	0.018 9	0.670 5	0.002 2

由统计结果可知,在匹配成功率方面,本文算法的匹配精度明显优于高程数据匹配算法,匹配成功率提高30%~40%,同时匹配成功率受到高度误差的影响较小。这是由于地形等高线匹配依据小波变换后的二维边缘特征进行匹配,增加了特征维度,一定程度上减少了误匹配,提高了匹配算法的鲁棒能力。同时本文算法在具有高泛化能力的神经网络辅助下的匹配成功率高于基于遍历搜索的等高线匹配算法约7%,并在算法实时性方面,传统高程数据匹配算法匹配时间最短,本文算法次之,较基于遍历搜索的等高线匹配算法匹配时长缩短97.18%,充分说明了将匹配搜索转换为神经网络识别分类策略在实时性方面具有一定优势。

4 结论

1) 利用小波变换对地形图的等高线进行特征

提取,该特征受噪声影响较小,并且特征向量的输入维度显著降低。

2) 通过训练多个BP神经网络子网,并按照地形熵确定每个子网的输入维度,从而实现不同区域内的地形图的快速识别。

3) 仿真实验验证本文算法可以显著提高匹配精度,并降低匹配时间,证实了神经网络应用于地形匹配领域的可行性及快速性。

本文在生成训练样本时未考虑实测地形图与基准数字地图起点不对准时的匹配问题,未来可以对实测地形高程地图与数字地图转换进行研究,并设计相应的样本对网络进行训练,扩展算法的应用场景范围。

参考文献 (References)

- [1] MA T, DING S S, LI Y, et al. A review of terrain aided navigation for underwater vehicles[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 281: 114779.
- [2] DING P, CHENG X H. A new contour-based combined matching algorithm for underwater terrain-aided strapdown inertial navigation system[J]. *Measurement*, 2022, 202: 111870.
- [3] ZHAO W L, QI S J, LIU R T, et al. A review of underwater multi-source positioning and navigation technology[M]//*Advances in Guidance, Navigation and Control*. Berlin: Springer, 2023: 5466-5479.
- [4] 田阳,李国庆,宋新.一种三维地形特征提取和匹配方法[J]. *宇航学报*, 2018, 39(6): 690-696.
TIAN Y, LI G Q, SONG X. A novel 3D terrain feature detecting and matching method[J]. *Journal of Astronautics*, 2018, 39(6): 690-696(in Chinese).
- [5] 鲜勇,任乐亮,杨子成,等.高超声速滑翔飞行器地形匹配辅助导航方法研究[J]. *北京航空航天大学学报*, 2020, 46(4): 691-702.
XIAN Y, REN L L, YANG Z C, et al. Terrain match aided navigation method of hypersonic glide vehicle[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2020, 46(4): 691-702(in Chinese).
- [6] 王丹,刘利强,奔粤阳,等.基于改进TERCOM的地形辅助导航算法[J]. *中国惯性技术学报*, 2023, 31(2): 165-170.
WANG D, LIU L Q, BEN Y Y, et al. Terrain aided navigation algorithm based on improved TERCOM[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2023, 31(2): 165-170(in Chinese).
- [7] RUI J, WANG C, ZHANG H, et al. Matching multi-source DEMs in mountainous terrains[J]. *Remote Sensing Letters*, 2016, 7(6): 571-580.
- [8] WANG K D, ZHU T Q, GAO Y F, et al. Efficient terrain matching with 3-D Zernike moments[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, 55(1): 226-235.
- [9] LI Y, WANG R P, CHEN P Y, et al. Terrain matching positioning method based on node multi-information fusion[J]. *Journal of Navigation*, 2017, 70(1): 82-100.
- [10] LI Z W, ZHENG W, WU F. Geodesic-based method for improving matching efficiency of underwater terrain matching navigation[J]. *Sensors*, 2019, 19(12): 2709.
- [11] CHEN P Y, LIU Y, CHEN X L, et al. Underwater terrain positioning method based on Markov random field for unmanned underwater vehicles[J]. *Frontiers in Marine Science*, 2023, 10: 1201716.
- [12] LI Y, MA T, CHEN P Y, et al. Autonomous underwater vehicle optimal path planning method for seabed terrain matching navigation[J]. *Ocean Engineering*, 2017, 133: 107-115.
- [13] 何艳萍,刘新学,蔡艳平,等.基于粒子群优化的飞行器地形匹配新算法[J]. *红外与激光工程*, 2016, 45(S1): 122-127.
HE Y P, LIU X X, CAI Y P, et al. A new algorithm for aircraft terrain matching based on particle swarm optimization[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(S1): 122-127(in Chinese).
- [14] WANG D, LIU L Q, BEN Y Y, et al. Seabed terrain-aided navigation algorithm based on combining artificial bee colony and particle swarm optimization[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(2): 1166.
- [15] ZHANG F, BIAN H Y, GE W, et al. Exploiting deep matching and underwater terrain images to improve underwater localization accuracy[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2023, 20: 7501305.
- [16] 袁慧,谭章禄,王福浩.一种高效的相似性度量方法及其分类效果研究[J]. *中国科学:技术科学*, 2022, 52(7): 1096-1110.
YUAN H, TAN Z L, WANG F H. An efficient similarity measurement method and its classification effect[J]. *Scientia Sinica (Technologica)*, 2022, 52(7): 1096-1110(in Chinese).
- [17] 陈俊风,王玉浩,张学武,等.基于小波变换与差分变异BSO-BP算法的大坝变形预测[J]. *控制与决策*, 2021, 36(7): 1611-1618.
CHEN J F, WANG Y H, ZHANG X W, et al. Dam deformation prediction based on wavelet transform and differential mutation BSO-BP algorithm[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(7): 1611-1618(in Chinese).
- [18] MA J Y, JIANG X Y, FAN A X, et al. Image matching from handcrafted to deep features: a survey[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2021, 129(1): 23-79.
- [19] 张睿,李万睿,肖勇,等.基于航迹规划的无人机地形辅助导航[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2024, 45(3): 459-465.
ZHANG R, LI W R, XIAO Y, et al. Path planning-based terrain contour matching navigation of unmanned aerial vehicles[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2024, 45(3): 459-465(in Chinese).
- [20] 龙远,邓小龙,杨希祥,等.基于PSO-BP神经网络的平流层风场短期快速预测[J]. *北京航空航天大学学报*, 2022, 48(10): 1970-1978.
LONG Y, DENG X L, YANG X X, et al. Short-term rapid prediction of stratospheric wind field based on PSO-BP neural network[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2022, 48(10): 1970-1978(in Chinese).
- [21] 崔西明,邱志鹏,魏嘉,等.基于数据驱动的结构钢表面应力磁巴克豪森噪声表征方法[J]. *航空学报*, 2023, 44(8): 427237.
CUI X M, QIU Z P, WEI J, et al. Data-driven method for characterization of structural steel surface stress of magnetic Barkhausen noise[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(8): 427237(in Chinese).
- [22] 张硕俨,陆洋.基于地形匹配的直升机低空飞行前视告警方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2019, 45(2): 340-346.
ZHANG S Y, LU Y. Helicopter forward looking alert method for low-altitude flight based on terrain matching[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2019, 45(2): 340-346(in Chinese).

[23] 赵龙, 颜廷君. 不同传感器精度下的地形辅助导航系统性能评估[J]. 北京航空航天大学学报, 2013, 39(8): 1016-1019.
ZHAO L, YAN T J. Performance evaluation of a terrain-aided navigation system under different accuracy of sensor[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2013, 39(8): 1016-1019(in Chinese).

[24] 马丹山, 王明海, 聂锋, 等. 基于等高线和 Hausdorff 距离的地形匹配方法[J]. 弹箭与制导学报, 2009, 29(6): 81-84.
MA D S, WANG M H, NIE F, et al. Terrain matching algorithm based on contour line and Hausdorff distance[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2009, 29(6): 81-84(in Chinese).

Terrain contour aided navigation based on neural network

LI Rui¹, TANG Xun¹, DU Yanwei^{1, 2}, ZHANG Rui^{1, *}, XU Bin³

(1. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. AVIC Xi'an Flight Automatic Control Research Institute, Xi'an 710065, China;

3. Shenzhen Research Institute, Northwestern Polytechnical University, Shenzhen 518057, China)

Abstract: Addressing the issues of low accuracy in terrain elevation matching and poor real-time performance in iterative search methods, we propose a neural network-based method for terrain contour-aided navigation. This study focuses on two-dimensional contour feature matching to enhance the robustness of matching algorithms under elevation noise. Considering the rotational and translational invariance characteristics of wavelet transforms, we extract contour edge features using wavelet transform sub-bands. Furthermore, we present a contour edge feature matching algorithm based on neural networks that replaces the conventional iterative search matching process by using multiple sub-networks for classification recognition, greatly enhancing the algorithm's matching accuracy and real-time performance. In comparison to terrain elevation matching, simulation results show that the suggested approach improves the matching success rate by more than 30% and reduces the matching time by more than 97% when compared to iterative search-based terrain contour matching techniques.

Keywords: integrated navigation; terrain aided navigation; terrain contour matching; wavelet transform; neural networks

Received: 2024-06-04; **Accepted:** 2024-08-17; **Published Online:** 2024-09-24 13:33

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240923.1848.007

Foundation items: The Youth Program of National Natural Science Foundation of China (62403382); The Key Program of National Natural Science Foundation of China (61933010); The Fundamental Research Funds for the Central Universities (G2024KY05106); Foundation of Science, Technology and Innovation Commission of Shenzhen Municipality (JCYJ20230807145500002); Key Research and Development Program in Shaanxi Province (2021GXLH-01-13); "Scientist+Engineer" Team Building Foundation of Shaanxi Qinchuangyuan (2022KXJ-92)

* **Corresponding author.** E-mail: ruizh@nwpu.edu.cn

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0459

X射线安检图像高精度实时目标检测模型与基准数据集

支洪平¹, 孙立峰^{1,*}, 王旭²

(1. 清华大学计算机科学与技术系, 北京 100084; 2. 科大讯飞(苏州)科技有限公司, 苏州 215000)

摘 要: 图像目标检测技术辅助提高了安检工作效率, 进一步保障了公共安全。然而, 不同型号安检机成像的差异性、X射线安检图像的复杂性及昂贵的数据标注成本制约了X射线安检图像目标检测技术的深入研究。为此, 针对不同安检机厂商相同物质X射线成像颜色的差异, 基于风格迁移算法进行数据集扩充, 提高目标检测算法的泛化性; 针对X射线安检图像中同类待识别物品尺寸的明显差异, 提出一种细化的特征金字塔网络结构提取更加丰富的不同层次语义信息; 为进一步提高检测精度, 提出一个易于集成的细粒度分类模块, 该模块能很好地适配主流目标检测模型。同时, 构造一个大规模的基准数据集, 包含56 659张X射线安检图像, 37种违禁品, 每张图像均进行高质量标注。该公开X射线安检图像数据集包含的违禁品种类和图像数量较多。基于该X射线违禁品数据集进行对比实验, 结果显示, 所提模型结构较基线模型YOLOX-L的均值平均精度(mAP)提高约0.056。

关键词: X射线安检图像; 风格迁移; 目标检测; 细粒度分类模块; 基准数据集

中图分类号: TP391.41; TP73

文献标志码: A **文章编号:** 1001-5965(2026)02-0533-08

传统的安检工作主要依靠安检人员肉眼观察行李的X射线安检图像, 辨认出违禁品。该模式由于普遍存在安检员培训不足、人员流动性大、疲劳等因素导致错漏检。基于深度学习的目标检测算法具有检测效率高、准确率高等优势^[1], 可有效提升安检工作的质量和效率。

作为计算机视觉领域挑战性任务之一, 目标检测技术的发展经历了从基于先验知识手动提取特征的传统算法到基于深度学习自动提取特征的智能检测模型^[2]。近年来, 在安检行业中, 基于X射线安检图像的目标检测技术的研究日益兴起, 但仍存在一些问题限制了其在安检行业的深化应用:

1) 不同厂家的安检机X射线成像风格不同, 颜色各异, 存在数据分布差异, 分布差异的变化严重考验着目标检测模型的泛化性。

2) 同类待识别物品成像尺寸存在明显差异, 归于同类物品不同实物本身存在尺度差异, 相同物体在不同机型的安检机成像大小差异明显。

3) 现有公开X射线安检图像数据集中包含违禁品的数量和种类都较少, 缺乏指虎、弹弓、各种刀具等常见违禁品, 不足以支撑实际所需的强大检测模型训练。同时, 由于缺乏标准, 这些数据集往往将一些语义属性相似的物品粗略归为一类, 而忽略了其类内差异。例如, 剃须刀、菜刀和折叠刀都被简单标注为刀具。

4) 在实际应用中, 由于安检场景安全性和实时性的要求, 使检测模型必须具有较高的精度和较低的推理延迟。然而, 检测精度和推理速度之间相互矛盾, 难以平衡。

为解决上述问题, 本文公开了一个X射线安检

收稿日期: 2024-06-21; 录用日期: 2024-08-16; 网络出版时间: 2024-09-09 17:20

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240909.1322.005

*通信作者. E-mail: sunlf@tsinghua.edu.cn

引用格式: 支洪平, 孙立峰, 王旭. X射线安检图像高精度实时目标检测模型与基准数据集[J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52(2): 533-540. ZHI H P, SUN L F, WANG X. High-precision real-time object detection model and benchmark for X-ray security inspection images[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52(2): 533-540 (in Chinese).

图像目标检测大规模基准数据集,该数据集由经验丰富的资深安检员用水平目标框对每个违禁品、限带品进行高质量标注,提供物体位置及名称信息。同时,考虑具有相似性质和功能物品的类内差异,对每个标注框标注详细的细类标签。基于风格迁移算法对不同厂商安检机生成的X射线数据进行增广,从而处理各厂商数据量占比不平衡和图像颜色分布不一致的问题,扩大已有数据集,增强检测模型的泛化能力。

在算法层面,本文细化了特征金字塔网络结构,该网络通过聚合多层次特征形成信息更加全面的上下文全局特征,从多个尺度丰富了特征层的细节。提出一种易于与主流检测模型集成的细粒度分类模块,用来提高检测精度。保持训练好的主分类器不变,通过添加多个细粒度分类模块,可根据实际应用中新型违禁品的识别需求不断修改子分类器,能很好地应对安检中新型违禁品层出不穷的情况,提高了检测精度。主流目标检测模型中的原有分类器,即主分类器专注于粗尺度特征,用以区分不同类之间的差异;而子分类器,即本文提出的细粒度分类模块,更关注X射线安检图像的精细尺度特征,用于区分同类物品不同实物的类内差异。

本文工作的主要贡献总结如下:

1) 构造并公开了一个X射线安检图像目标检测大规模基准数据集,并提出一种基于风格迁移算法的X射线数据增广方法。

2) 提出一个多尺度自适应粗细粒度检测模型,细化特征金字塔网络结构并集成细粒度分类模块,以微小推理延迟为代价提高检测精度。

1 相关工作

基于深度学习的目标检测算法主要分为SSD(single shot MultiBox detector)^[3]为代表的单阶段算法和Cascade R-CNN^[4]为代表的二阶段算法^[5]。二阶段检测算法先生成一系列可能包含待识别目标的候选框,再根据从候选框区域提取的特征对这些候选框进行二次分类和定位;而单阶段检测算法根据特征点直接对待识别目标进行分类和定位,无需事先生成任何候选框。一般而言,二阶段检测模型的检测精度较高,但推理速度较慢,而单阶段检测模型推理速度较快,但精度略低^[6]。作为目标检测算法发展史上的里程碑之一,基于区域的卷积神经网络(regions with convolutional neural network, R-CNN)^[7]的提出打破了对传统检测算法手动提取特征的依赖。从此,基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的二阶段检测模型开始

蓬勃发展,包括SPPNet^[8]、Fast R-CNN^[9]等。YOLO^[10]的诞生拉开了单阶段检测模型发展的序幕。目前,Transformer在计算机视觉任务上的成功应用引起了学者的广泛研究^[11-12]。

近年来,安检行业中基于X射线安检图像的目标检测引发了广泛的研究。Liu等^[13]在数据预处理阶段提出一种前景-背景分割方法,将训练好的VGG16参数迁移至Faster R-CNN的主干网络,从而加速其训练过程。Wang等^[14]设计由密集注意力模块和依赖性精化模块组成的选择性密集注意力网络,以提高检测结果分类和定位的准确率。Liang等^[15]用一个大规模的X射线扫描数据集训练若干基于卷积神经网络的检测模型,并将这些训练好的模型集成到X射线安检机中,用来辅助安检员识别行李中的目标物体。然而,精标数据集的短缺、不同安检机X射线安检图像的风格差异、物体成像的尺寸差异及物体之间的相互遮挡制约着目标检测在X射线安检领域的进一步发展。

2 数据集构造与数据增广

2.1 X射线安检图像目标检测大规模基准数据集

高质量数据集是训练高精度深度学习模型的必要条件之一。然而,由于在真实通勤场景下收集到的X射线安检图像数据中高危违禁品极为稀缺,且缺乏资深安检员的精标,导致大规模高质量精标X射线安检图像数据集较少,严重阻碍了目标检测在安检领域的研究。本文构建了一个大规模的X射线安检图像基准数据集,并在<https://github.com/tales-zhi/CGDxray>公开,供更多研究人员使用,以推动目标检测在安检领域的进一步发展。除在地铁、高铁等真实场景中收集并遴选的包含违禁品和限带品的包裹图像,在实验室模拟安检过程中对多样化的违禁品、干扰物、填充物和箱包组合进行过机成像,制造具有高度真实性的包含稀缺违禁品的X射线安检图像。

本文提供的数据集包括6种不同厂商安检机、不同风格的X射线安检图像共56659张,所有图像均为安检机产生的真实数据,涵盖37种不同的违禁品,广泛覆盖各类治安领域重点关注的违禁品和限带品,其分类标签及数量如表1所示。所有刀具、玻璃瓶、有机物容器和工具均标有细类标签,而其他物品则标有大类标签。部分违禁品的X射线安检图像如图1所示。可以看出,不仅不同域的X射线安检图像存在分布差异,而且同一物体的分辨率、形状也存在较大的差异性。同时,物体之间的互遮挡及同一物体不同视角成像的多样性也增

表 1 数据集样本信息

Table 1 Sample information of the dataset

大类标签	细类标签	样本数
刀具	刀片	2935
	美工刀	2448
	特殊刀片	844
	全金属折叠刀	2539
	非全金属折叠刀	383
	全金属柄刀	1561
	非全金属柄刀	785
	线形刀	52
	厨刀	462
	刮胡刀	309
玻璃容器	玻璃瓶	58307
	酒瓶	1417
有机物容器	饮料瓶	19057
	易拉罐	1086
电脑		3816
充电宝		5344
小电子设备		16328
枪		104
压力罐		3418
工具	钳子	6568
	扳手	3416
	锤子	578
	抹泥板	1607
	斧头	36
	锯条	71
	螺丝刀	6796
	铅坠	281
	凿子	192
	指虎	
手铐		56
甩棍		38
雨伞		8010
剪刀		4683
打火机		8403
金属杯		7553
打火机油罐		63
弹弓		26

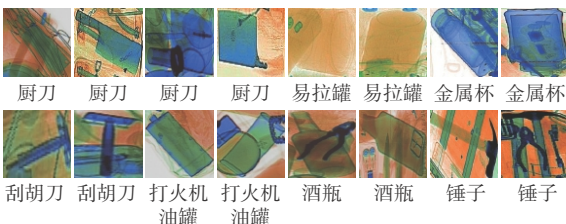


图 1 部分违禁品示例 X 射线安检图像

Fig. 1 Example X-ray security inspection images of some prohibited items

加了目标检测的难度。

本文提供的数据集与已知公开数据集对比如表 2 所示。本文数据集的数量和所含物品类型均多于已知公开数据集。因此, 本文数据集可作为基准数据集衡量各种先进检测模型的精确率、召回率等指标, 量化检测模型的性能; 本文数据集可用于迁移学习研究, 实现不同域之间的风格转换, 从而扩大数据集, 增强检测模型的泛化性; 本文数据集涉及的违禁品种类可满足实际日常安检需求, 图像数量足以支撑预训练检测模型的构造, 在实际应用落地阶段, 无需再大量收集该型号安检机的 X 射线安检图像, 只需进一步微调预训练检测模型。

表 2 各数据集对比

Table 2 Comparison of various datasets

数据集	类别数	图像数量
GDXray ^[16]	3	8 150
OPIXray ^[17]	5	8 885
PIDXray ^[14]	12	47 677
本文	37	56 659

2.2 基于风格迁移算法的 X 射线安检图像数据集扩充

大多数风格迁移算法专注于一对一域迁移, 当存在 T 个域互相迁移时, 则需要训练 $T \times (T-1)$ 个模型。国内市场安检机厂商较多, 成像风格各有特色, 训练多个模型进行域迁移显然十分不便。因此, 本文设计条件生成对抗网络训练生成模型, 完成多个目标域的数据分布转换, 其结构如图 2 所示。

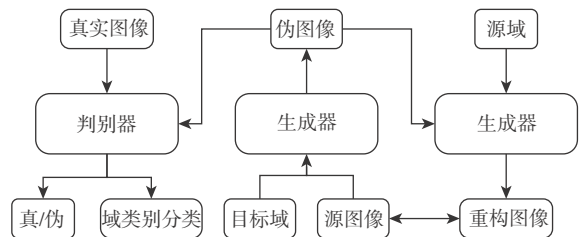


图 2 条件生成对抗模型结构

Fig. 2 Structure of conditional generative adversarial model

判别器 D 负责鉴定输入图像的真伪, 同时输出图像的域标签; 生成器 G 负责将源域图像与目标域条件相结合生成目标域的图像, 同时, 利用生成模型基于源域条件将生成的目标域图像逆映射完成图像的重构, 并利用判别器判定生成图像的真伪和域类别。生成对抗损失、真实图像域分类损失、伪图像域分类损失和重构损失分别如下:

$$L_{adv} = E_x(\ln D_{src}(x)) + E_{x,c}(\ln(1 - D_{src}(G(x, c)))) \quad (1)$$

$$D_{cls}^r(x) = E_{x,c}(-\ln D_{cls}(c|x)) \quad (2)$$

$$D_{cls}^f(\mathbf{x}) = E_{x,c}(-\ln D_{cls}(c|G(\mathbf{x},c))) \quad (3)$$

$$L_{rec} = E_{x,c,c'}(\|\mathbf{x} - G(G(\mathbf{x},c),c')\|_1) \quad (4)$$

式中: E 为数学期望算子; \mathbf{x} 为输入的源域真实图像; c' 为图像 \mathbf{x} 对应的源域标签; c 为随机采样的目标域标签; $G(\mathbf{x},c)$ 为以目标域标签 c 为条件生成的伪图像; $D_{src}(\cdot)$ 为真伪判别器, 输出图像为真实的概率; $D_{cls}(\cdot)$ 为域分类判别器, 输出图像属于特定类别的条件概率; $\|\cdot\|_1$ 表示 L_1 范数, 表示重构图像与原图像之间的像素级绝对误差。

不同型号的安检机生成不同风格的图像, 对应不同的域, 数据增广阶段实现对 6 个不同域之间的互相迁移。图 3 展示了域 1、域 2 和域 3 重构及互相迁移的结果, 共 3 行 4 列 12 张图像。每行第 1 张图像为源图像, 当 $k=m$ 时, 图像域 $k \rightarrow$ 域 m 表示该域图像重构的结果, 否则, 表示域 k 向域 m 进行域迁移的结果。以第 1 行图像为例, 域 1 重构的图像(域 1 \rightarrow 域 1)与源图像(域 1)风格相似, 图像域 1 \rightarrow 域 2 实现了源图像向橘红色系的转化, 图像域 1 \rightarrow 域 3 实现了源图像向暗色系的转化。基于上述风格迁移算法对本文收集的大规模基准数据集进行不同安检机厂商的 X 射线安检图像之间的风格迁移, 进一步扩大数据集, 从而增强检测模型对不同型号安检机的泛化性。

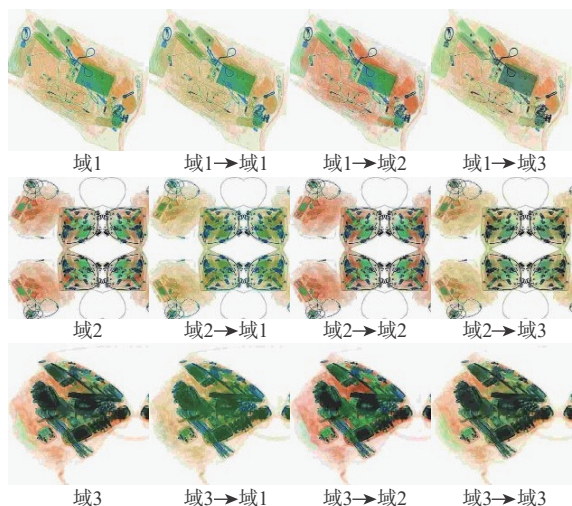


图 3 部分域之间风格迁移效果

Fig. 3 Style transfer effect between some domains

3 多尺度自适应粗细粒度检测模型

针对不同安检机厂商 X 射线安检图像中物体尺度分布差异大、新增违禁品和限带品层出不穷的特点, 提出一种多尺度自适应粗细粒度检测模型, 细化特征金字塔网络结构以提取不同尺度的特征形成语义信息更加丰富的特征, 并在主分类器的基础上设计细粒度分类模块, 用于学习类内差异, 提

升主分类器的准确性。图 4 展示了本文 X 射线安检图像目标检测应用全流程及该检测模型结构。

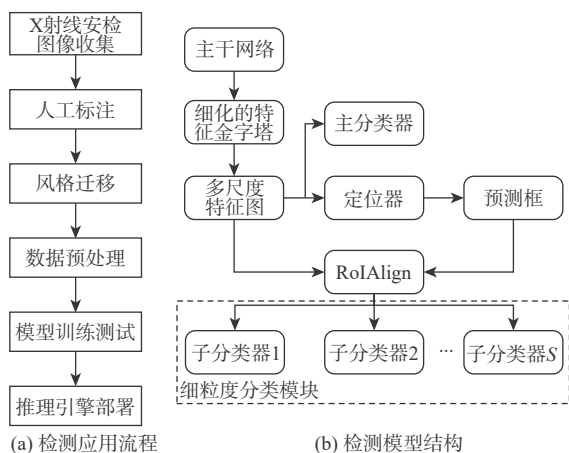


图 4 检测流程及检测模型结构

Fig. 4 Detection process and structure of detection model

3.1 细化的特征金字塔网络结构

特征金字塔网络结构通过自底而上不断提取语义信息更加丰富的高层次特征, 为缓解特征提取过程中边缘、颜色等低层次信息的丢失, 该网络再通过自顶而下和横向连接的策略, 将高层次特征不断上采样, 并与相邻低层次特征相融合, 再通过 3×3 的卷积减轻上采样的混叠效应。本文设计的细化特征金字塔网络结构如图 5 所示。

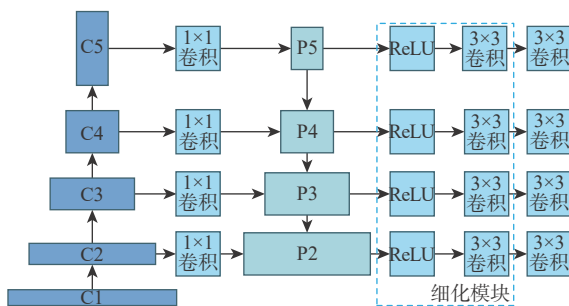


图 5 细化的特征金字塔网络结构

Fig. 5 Refined feature pyramid network structure

细化的特征金字塔网络结构在原始网络横向连接得到融合特征后添加 ReLU 激活函数和 3×3 卷积操作, 目的是在消除混叠效应的同时从不同尺度提取更精细化特征, 使其更好地保留小目标的特征。

3.2 细粒度分类模块

在日常安检中, 面对层出不穷、样式新奇的违禁品, 如何快速训练迭代出高精度检测模型至关重要。本文提出一个细粒度分类模块, 该模块易于集成到现有主流检测模型中。通过添加和修改多个细粒度分类模块以保持检测模型主分类器不变, 能快速应对新违禁品的识别需求, 缩短模型训练周期。首先, 检测模型根据输入图像输出预测框的位置信息、粗类标签及其置信度。然后, RoIAlign

根据预测框提供的位置信息在特征图上找到相应区域,并将其转换为尺寸相同的特征图,以便后续进一步分类操作。最后,多个细粒度分类模块基于这些尺寸相同的特征图判定该预测框的细类标签。细粒度分类模块具体结构如图6所示。

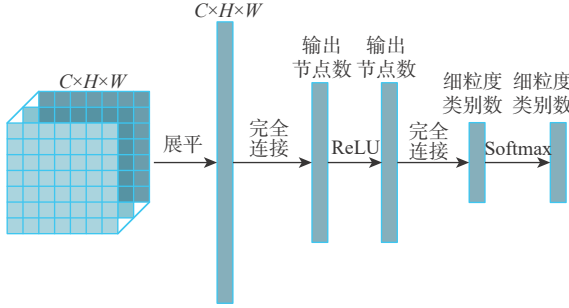


图6 细粒度分类模块结构

Fig. 6 Fine-grained classification module structure

以 N 个预测框为例, RoIAlign 根据预测框位置坐标将特征图上相应区域映射为尺寸为 $N \times C \times H \times W$ 的特征图,其中, C 为检测模型卷积输出的通道数, H 和 W 分别为特征图固定的高度和宽度。将每个特征图展开为一个维度,将维度为 $N \times CHW$ 的 N 个样本输入第1个完全连接层和 ReLU 激活函数,以 ReLU 的输出作为第2个完全连接层的输入,最后,经过 Softmax 函数转换为该大类下每个细类的预测概率。该模块的分类损失如下:

$$L_{\text{sub_cls}} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{n_{\text{sub}}} q_{ij} \ln \hat{q}_{ij} \quad (5)$$

式中: n_{sub} 为该大类中的细类数;当第 i 个预测框的真实细类标签为 j 时, q_{ij} 等于 1, 否则, 等于 0; \hat{q}_{ij} 为第 i 个预测框细类标签为 j 的预测概率。

鉴于细化的特征金字塔网络结构和细粒度分类模块以增加计算量为代价提高了检测精度,结合单阶段和二阶段检测器在速度和精度方面的优缺点,选择 YOLOX-L^[18] 作为初始检测器,细化原始的特征金字塔网络结构并插入多个细粒度分类模块,从而尽可能达到检测精度与推理速度之间的最佳平衡。本文提出的检测模型总损失 L 计算如下:

$$L = \lambda_1 L_{\text{IoU}} + L_{\text{obj}} + L_{\text{cls}} + \lambda_2 \sum L_{\text{sub_cls}} \quad (6)$$

$$L_{\text{IoU}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (1 - \text{IoU}(b_i, g_i))^2 \quad (7)$$

$$L_{\text{obj}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [p_i \ln \hat{p}_i + (1 - p_i) \ln(1 - \hat{p}_i)] \quad (8)$$

$$L_{\text{cls}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^n [y_{ij} \ln \hat{y}_{ij} + (1 - y_{ij}) \ln(1 - \hat{y}_{ij})] \quad (9)$$

式中: λ_1 和 λ_2 为平衡损失函数的超参数,遵循 YOLOX 基准模型的训练策略,设定 $\lambda_1=5.0$ 以强化定位精度在总损失中的贡献,设定 $\lambda_2=1.0$ 以平衡细粒度分类模块与主分类器的优化比重; $\text{IoU}(b_i, g_i)$ 为第 i 个预测框和真实框的交并比;当第 i 个预测框中包含目标时 p_i 等于 1, 否则, 等于 0; \hat{p}_i 为第 i 个预测框包含目标的概率; n 为大类数量;当第 i 个预测框大类标签为 j 时, y_{ij} 等于 1, 否则, 等于 0; \hat{y}_{ij} 为第 i 个预测框大类标签为 j 的预测概率。

4 目标检测算法实验

4.1 实验结果

为验证本文方法的有效性,在本文提供的大规模基准数据集上进行大量目标检测实验。选择单阶段检测算法 YOLOX-L^[18] 作为基线模型,并进一步细化特征金字塔网络结构和集成多个细粒度分类模块,得到新的模型 YOLOX-L-FG。与二阶段检测算法 Cascade R-CNN^[4] 进行了对比实验,代码实现基于 mmdetection 框架,训练卡为 2 张 32 GB 显存的 NVIDIA Tesla V100,其中, Cascade R-CNN 训练 48 轮,其他参数若无特别说明则与 mmdetection 保持一致,所有检测模型的检测精度以均值平均精度 (mean average precision, mAP) 作为衡量指标,实验结果如表 3 所示。

表3 各检测模型实验结果

Table 3 Experimental results of each detection model

大类标签	样本数	平均精度		
		Cascade R-CNN ^[4]	YOLOX-L ^[18]	YOLOX-L-FG
刀具	2 453	0.326	0.696	0.744
工具	3 776	0.478	0.730	0.773
玻璃容器	11 867	0.747	0.887	0.870
有机物容器	3 975	0.633	0.828	0.826
电脑	784	0.937	0.971	0.898
充电宝	1 139	0.731	0.863	0.850
小电子设备	3 378	0.790	0.904	0.867
枪	23	0.351	0.333	0.517
压力罐	669	0.410	0.574	0.731
指虎	19	0.506	0.657	0.789
手铐	9	0.722	0.749	0.495
雨伞	1 664	0.922	0.968	0.897
剪刀	891	0.488	0.619	0.731
打火机	1 657	0.583	0.741	0.773
金属杯	1 507	0.947	0.974	0.899
打火机油罐	4	0.250	0.250	0.545
弹弓	8	0.042	0.198	0.432
甩棍	7	0.071	0.429	0.732

注: mAP为表中所有18个类别平均精度的算术平均值; Cascade R-CNN、YOLOX-L、YOLOX-L-FG的mAP分别为0.552、0.687、0.743。

从表3测试集中不同类别样本数量的分布可见,训练集和测试集类别不平衡问题尤为突出,这一分布与实际安检中不同类型违禁品出现的频率一致,同时,增大了目标检测难度。对比不同检测模型的测试结果发现,Cascade R-CNN的mAP低于YOLOX系列检测模型,这可能归功于YOLOX强大的图像预处理方法,如Mosaic和Mixup,增强了数据的多样性。本文方法检测精度最高,具有明显优势。本文设计的检测模型YOLOX-L-FG对预测框进行二次细粒度分类,明显提升了刀具的检测精度。实验表明,设置细粒度标签的机制,与细粒度分类模块相结合可以提高大类标签分类的准确性。

4.2 消融实验

用不同的基线模型与本文设计的细化特征金字塔网络结构和细粒度分类模块相结合,验证本文所提模块在检测精度上的提升效果。表4列出了不同检测模型集成本文所提模块前后检测精度的对比。从集成后所有增益均为正可以看出,细化的特征金字塔网络结构和细粒度分类模块有助于检

表4 FG模块集成前后均值平均精度对比

Table 4 Comparison of mean average precision before and after FG module integration

基线模型	是否集成FG	mAP	增益
Cascade R-CNN ^[4]	否	0.552	0.047
	是	0.599	
YOLOX-S ^[18]	否	0.577	0.082
	是	0.659	
YOLOX-M ^[18]	否	0.647	0.043
	是	0.690	
YOLOX-L ^[18]	否	0.687	0.056
	是	0.743	

测精度的提升。

4.3 模型推理性能

安检工作不仅要求目标检测的准确性,而且对实时性要求较高。检测速度和准确性在实际应用中相互矛盾,很难平衡。基于TensorRT序列化训练好的检测模型获得相应的推理引擎,并将其部署在NVIDIA GeForce GTX 1660卡上。推理延迟如表5所示。

表5 各模型推理延迟

Table 5 Inference delay of each model

检测模型	推理芯片	图像尺寸/(像素×像素)	数据类型	延迟/ms	mAP
Cascade R-CNN ^[4]	NVIDIA GeForce GTX 1660	1 024×1 280	32位浮点数	162	0.552
Cascade R-CNN-FG				210	0.599
YOLOX-L ^[18]				116	0.687
YOLOX-L-FG				123	0.743

从表5可以看出,在原始检测模型的基础上细化特征金字塔网络结构并集成细粒度分类模块导致推理延迟略微增大。结合表4可以看出,推理延迟略微增大的代价使检测精度提高。YOLOX-L-FG的检测速度仍然远优于Cascade R-CNN。权衡检测精度和推理速度,YOLOX-L-FG构建了一个高精度的实时检测模型。

5 结论

本文针对X射线安检图像检测中的成像差异大、物体尺度不一及违禁品更新频繁等问题,构建基准数据集与数据增强,并提出改进检测模型,得到以下结论:

1) 构建并公开了一个包含56 659张图像的大规模X射线安检数据集,涵盖37种违禁品及细粒度标注;提出基于风格迁移的数据扩充方法,有效缓解了不同厂商设备成像风格不统一的问题。

2) 设计了细化的特征金字塔网络结构以增强

多尺度特征提取能力,并提出即插即用的细粒度分类模块。实验表明,改进后的YOLOX-L-FG模型在保持实时推理速度(123 ms/帧)的同时,mAP提升至0.743,较基线模型提高了约0.056,较好平衡了检测精度与速度。

基于本文检测模型的技术已进入规模化落地应用阶段,与国内近10家安检厂商达成前装合作,开发下一代智能安检机,并应用于几十个地铁及高铁安检项目中,累计部署数千套,具有较好的实战价值和经济效益。

参考文献 (References)

- [1] GAUS Y F A, BHOWMIK N, AKCAY S, et al. Evaluating the transferability and adversarial discrimination of convolutional neural networks for threat object detection and classification within X-ray security imagery[C]//Proceedings of the 2019 18th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications. Piscataway: IEEE Press, 2019: 420-425.
- [2] 张顺, 龚怡宏, 王进军. 深度卷积神经网络的发展及其在计算机

- 视觉领域的应用[J]. *计算机学报*, 2019, 42(3): 453-482.
- ZHANG S, GONG Y H, WANG J J. The development of deep convolution neural network and its applications on computer vision[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2019, 42(3): 453-482(in Chinese).
- [3] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[C]//Proceedings of the Computer Vision-ECCV 2016. Berlin: Springer, 2016: 21-37.
- [4] CAI Z W, VASCONCELOS N. Cascade R-CNN: delving into high quality object detection[C]//Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2018: 6154-6162.
- [5] 王坤, 冯康威. 基于改进 YOLOv5 的交通场景小目标检测算法[J/OL]. *北京航空航天大学学报*, 2024(2024-03-12)[2024-06-19]. <https://link.cnki.net/doi/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0003>.
- WANG K, FENG K W. Small target detection algorithm for traffic scene based on improved YOLOv5[J/OL]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2024 (2024-03-12)[2024-06-19]. <https://link.cnki.net/doi/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0003> (in Chinese).
- [6] JIAO L C, ZHANG F, LIU F, et al. A survey of deep learning-based object detection[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 128837-128868.
- [7] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2014: 580-587.
- [8] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [9] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1440-1448.
- [10] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2016: 779-788.
- [11] ARKIN E, YADIKAR N, XU X B, et al. A survey: object detection methods from CNN to Transformer[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2023, 82(14): 21353-21383.
- [12] VASANTHI P, MOHAN L. Multi-Head-Self-Attention based YOLOv5X-Transformer for multi-scale object detection[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2024, 83(12): 36491-36517.
- [13] LIU J Y, LENG X X, LIU Y. Deep convolutional neural network based object detector for X-ray baggage security imagery[C]//Proceedings of the IEEE 31st International Conference on Tools with Artificial Intelligence. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1757-1761.
- [14] WANG B Y, ZHANG L B, WEN L Y, et al. Towards real-world prohibited item detection: a large-scale X-ray benchmark[C]//Proceedings of the 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2022: 5392-5401.
- [15] LIANG K J, SIGMAN J B, SPELL G P, et al. Toward automatic threat recognition for airport X-ray baggage screening with deep convolutional object detection[EB/OL]. (2019-12-13)[2024-06-19]. <https://arxiv.org/abs/1912.06329>.
- [16] MERY D, RIFFO V, ZSCHERPEL U, et al. GDxray: the database of X-ray images for nondestructive testing[J]. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 2015, 34(4): 42.
- [17] WEI Y L, TAO R S, WU Z J, et al. Occluded prohibited items detection: an X-ray security inspection benchmark and de-occlusion attention module[C]//Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM, 2020: 138-146.
- [18] GE Z, LIU S T, WANG F, et al. YOLOX: exceeding YOLO series in 2021[EB/OL]. (2021-08-06)[2024-06-19]. <https://arxiv.org/abs/2107.08430>.

High-precision real-time object detection model and benchmark for X-ray security inspection images

ZHI Hongping¹, SUN Lifeng^{1,*}, WANG Xu²

(1. Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. Iflytek (Suzhou) Technology Co., Ltd., Suzhou 215000, China)

Abstract: Image object detection technology has greatly improved the work efficiency of the security inspection and further guaranteed public security. However, the differences in imaging standards among different types of security inspection machines, the complexity of X-ray images, and the expensive cost of data annotation have constrained further research of object detection technology based on X-ray security inspection images. To improve the universality of our item detection system, we extend the dataset using a style transfer approach to account for variations in X-ray imaging hues of the same substance across various security equipment manufacturers. A refined feature pyramid network structure is proposed to extract richer semantic information from different levels in response to the significant differences in the size of similar objects to be recognized in X-ray images. A fine-grained classification module, which is simple to plug into the general object detectors, is what we suggest in order to increase detection accuracy even more. Meanwhile, this dataset contains 56 659 X-ray images, featuring 37 types of contraband, with each image being high-quality annotated. This is a larger publicly available X-ray image dataset in terms of both the variety of contraband types and the number of images. Based on comparative experiments conducted on this X-ray contraband dataset, the model structure proposed in this article achieved an approximate 0.056 improvement in mean average precision (mAP) compared to the baseline model.

Keywords: X-ray security inspection images; style transfer; object detection; fine-grained classification module; benchmark

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0377

基于深度强化学习的多无人车协同路径规划方法

戴晟潭¹, 王寅^{1,2,*}, 尚晨晨¹

(1. 南京航空航天大学 航天学院, 南京 210016; 2. 南京航空航天大学 航空航天结构力学及控制全国重点实验室, 南京 210016)

摘 要: 为解决多无人车系统中的协同路径规划问题, 利用深度强化学习方法, 设计了一种高效的路径规划框架。构建基于双轮差速无人车的运动学模型和协同避障场景的数学模型; 在此基础上, 进一步分析深度强化学习在处理高维度状态空间和连续动作空间等复杂动态场景时训练速度慢、采样效率低和适应能力差的机理, 为多无人车协同路径规划研究提供理论基础。针对全部可观测条件下多无人车协同路径规划避障围捕的策略生成问题, 提出改进双延迟深度确定性策略梯度(AE-TD3)算法, 在围捕无人车输出的动作上添加来自高斯分布的随机噪声, 并权衡探索或利用输出动作, 使围捕无人车在未知环境中能更有效地探索, 实现多无人车高效稳定的协同避障围捕。仿真实验表明, 改进算法相较于双延迟深度确定性策略梯度(TD3)算法, 平均奖励的收敛速度更快, 围捕时间缩短 16.7%, 验证了改进算法的可行性。

关键词: 路径规划; 协同避障和围捕; 深度强化学习; 双延迟深度确定性策略梯度算法; 动作增强探索策略

中图分类号: TP181

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2026)02-0541-10

在当今自主机器人研究领域中, 多无人车系统的协同路径规划和避障围捕问题备受瞩目。多无人车在现代军事作战中发挥着越来越重要的作用。然而, 要实现多辆无人车之间的有效协作, 并在复杂环境中进行路径规划和避障围捕, 具有一系列挑战。

传统的路径规划方法通常依赖于预先建立的地图或静态环境信息, 难以应对动态和不确定的实际场景。而多无人车系统需要在实时感知环境并快速做出决策的情况下完成复杂任务, 这要求路径规划方法具备高度的灵活性和鲁棒性。此外, 避障围捕任务还涉及多辆无人车之间的协同行动, 需要设计有效的策略来协调其行为, 实现高效的目标围捕。

目前, 常用人工势场法和 Leader-Follower 法求解多无人车追踪路径规划问题。刘云平等^[1]提出一种利用人工势场的有限时间环形编队控制方法,

既能防止快速组队过程中的内部碰撞, 又能解决局部最优问题, 但忽略了迭代速度的变化。Xu 等^[2]提出一种改进的 RRT* 算法, 不仅保留了原快速探索随机树 (rapidly-exploring random tree, RRT) 算法的全局完备性和路径最优性, 而且在 2D 和 3D 路径规划中都显著提高了生成路径的迭代速度和质量, 成功解决了与低效避障计划和长路径距离相关的问题, 但对动态障碍物的适应性可能会降低。Sang 等^[3]提出多子目标人工势场, 利用增强启发式 A* 算法实现全局最优, 然而, 该方法适用于同构智能体, 对异构智能体的适用性有待进一步研究。Ding 等^[4]提出速度钳位辅助的自适应樽海鞘群算法 (velocity clamping-assisted adaptive salp swarm algorithm, VC-SSA), 旨在更好地平衡局部搜索和全局搜索。同样, Wang 等^[5]引入一种基于正交对立学习的樽海鞘群算法 (salp swarm algorithm with orthogonal opposition-based learning, OOSSA), 结合动态学习策略来提高

收稿日期: 2024-06-04; 录用日期: 2024-06-21; 网络出版时间: 2024-09-10 10:35

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240909.1332.008

* 通信作者. E-mail: yinwang@nuaa.edu.cn

引用格式: 戴晟潭, 王寅, 尚晨晨. 基于深度强化学习的多无人车协同路径规划方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52 (2): 541-550.

DAI S T, WANG Y, SHANG C C. Multi-unmanned vehicle collaborative path planning method based on deep reinforcement learning [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52 (2): 541-550 (in Chinese).

樽海鞘群算法(salp swarm algorithm, SSA)的整体性能,同时,提出基于正交拟对立的驱动动态SSA(orthogonal quasi-opposition-based learning-driven dynamic SSA, OBDSSA)算法^[6]和基于自适应策略的SSA(adaptive strategy-based SSA, ABSSA)算法^[7],有效提高了局部探索能力和求解精度。

解决多无人车跟踪问题和确定最优路径的方法多种多样,一种常见的方法为使用集中式架构^[8],其中,中央计算机模块为所有车辆生成动作。这些方法计算速度更快,可以很容易地识别出最优路径。例如,联合执行者-评论家(joint actor-critic, JAC)方法^[9]采用集中式执行者和集中式评论家,将多智能体环境视为单智能体环境,在联合观察-行动空间中学习。然而,集中式方法容易出现“维数诅咒”,即随着车辆数量的增加,计算成本和通信需求呈指数级增长。对于大群体,如在多无人车系统中,这些集中式方法不适合。去中心化方法将计算分配给单个车辆^[10],使计算成本轻量化,该方法基于局部观测来规划路径,使其更适合大型车辆系统。在独立执行者-评论家^[11]方法中,每辆无人车学习一个分散的策略和评论家,从而在每个步长产生一个经验。另一种架构称为分散执行的集中训练(centralized training with decentralized execution, CTDE)^[12],以集中的方式学习分散的策略,使车辆可以在训练期间访问彼此的观察结果和不可观察的状态外信息,该体系结构结合了集中训练和分散执行的优点,为多无人车系统的路径规划提供了一个全面解决方案。

现有的常规方法稳定性好,但往往陷入局部最优。为解决该问题,深度强化学习方法被提出,其分为2类:基于策略的算法(如深度确定性策略梯度(deep deterministic policy gradient, DDPG)算法)^[13]和基于值的算法(如深度强化学习网络(deep Q-network, DQN))^[14]。吴子沉等^[15]设计了一种基于DQN的追猎策略生成方法。Xu等^[16]提出一种利用DQN进行目标追逐的方法,并结合衰减机制,在狗羊博弈中取得了较好的效果。然而,DQN中的奖励功能设置依赖于经验。为了提取优先级信息,Li等^[17]提出一种基于类似键查询的图神经网络机制,引入消息依赖关注来确定特征的相对重要性,从而对关键信息进行优先级排序。然而,该机制是为离散环境设计的,在连续环境中可能会导致问题。符小卫等^[18]提出一种基于多智能体确定性策略梯度算法的快速目标追捕策略,充分利用全局奖励和局部奖励有效执行协同追捕任务,但未考虑环境中的障碍,难以适用于不同环境。刘钊等^[19]利用

双延迟深度确定性策略梯度(twin delayed deep deterministic policy gradient, TD3)算法建立船舶自主避碰模型,针对多船会遇场景进行训练,由对比实验得知,相比传统算法,使用连续多时刻动作空间得到的避碰策略效果更好,但仅研究对单智能体进行避碰决策,未考虑船舶间交互的协调避让,且TD3算法存在探索困难,导致算法收敛缓慢或陷入局部最优解。

综上,本文旨在从动作增强探索策略方面改进基于TD3算法的多无人车协同路径规划方法以应对复杂多变的环境,提出改进的动作增强双延迟深度确定性策略梯度(action enhancement TD3, AE-TD3)算法,实现多无人车系统的协同避障和围捕;通过一系列仿真实验和实际应用场景,对本文方法的有效性和性能进行全面验证,证明了其在实际操作中的可靠性和效率,为实现多无人车系统在复杂环境中的智能协同行动提供新的解决方案。

1 双轮差速无人车运动学模型及问题描述

1.1 双轮差速无人车运动学模型

双轮差速无人车运动学模型输入为运动速度矢量(线速度和角速度),输出为位置矢量,可以根据速度变化得到无人车模型下一时刻的位置。双轮差速无人车运动学模型如图1所示,在二维平面上的位置表示为 $P(x,y)$,航向角表示为 α ,速度矢量表示为 $\mathbf{V}=[v,\omega]$,其中, x 为横坐标, y 为纵坐标, v 为线速度, ω 为角速度。

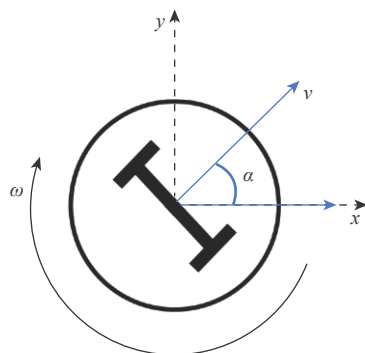


图1 双轮差速无人车运动学模型

Fig. 1 Kinematics model of two-wheel differential unmanned vehicle

因此,双轮差速无人车的运动学方程可以写为

$$\begin{cases} \frac{dy}{dt} = v \sin \alpha \\ \frac{dx}{dt} = v \cos \alpha \\ \frac{d\alpha}{dt} = \omega \end{cases} \quad (1)$$

通过观察速度的变化计算无人车模型下一时刻的位置, 因此, 无人车的运动可以写为

$$\begin{cases} v_{t+1} = v_t + a_t t \\ \alpha_{t+1} = \alpha_t + \omega_t t \end{cases} \quad (2)$$

式中: a_t 为 t 时刻的加速度; a_t 和 ω_t 为无人车在 t 时刻的控制输入。此外, 限制控制输入的范围: $a \in [-a_{\max}, a_{\max}]$, $\omega \in [-\omega_{\max}, \omega_{\max}]$, 其中, a_{\max} 和 ω_{\max} 分别为无人车的最大加速度和最大角速度, 其具体数值由无人车的实际动力特性决定, 以便规划路径使无人车运行更加平稳。

已知无人车坐标系下无人车的角速度和线速度,

可根据变换矩阵 $H = \begin{bmatrix} \cos \alpha & 0 \\ \sin \alpha & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 求得同一时刻下全局坐标系中无人车的位姿。

图 2 为无人车在 2 个相邻时刻的位姿, $[x, y]^T$ 为无人车质心的笛卡儿坐标, α_1 为 2 个相邻时刻无人车绕圆弧运动的角度, α_2 和 α_3 为 2 个相邻时刻无人车移动航向角的变化量, l 为左右轮之间的间距, d 为右轮比左轮多走的距离, r 为无人车圆弧运动的半径。

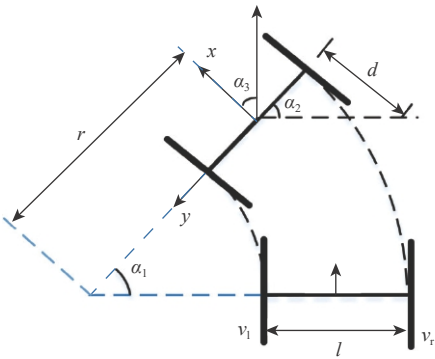


图 2 无人车在 2 个相邻时刻的位姿

Fig. 2 Pose of unmanned vehicle at two adjacent moments

由于无人车前进速度等于左右轮速度的平均, 有

$$v_0 = (v_r + v_l)/2 \quad (3)$$

式中: v_0 为无人车前进速度; v_l 为左轮速度; v_r 为右轮速度。

因此, 可以将无人车的左右轮速度统一为无人车质心的速度。

如图 2 所示, 将 2 个时刻的无人车位置叠加在一起, 可以得到移动无人车航向角变化量 α_3 。从图 2 中的几何关系可以得到

$$\alpha_3 = \alpha_2 = \alpha_1 \quad (4)$$

说明无人车航向角的变化量与其运动轨迹的圆心旋转的角度相等。

相邻时刻时间很短, 角度变化量 α_2 很小, 有以下近似公式:

$$\alpha_2 \approx \sin \alpha = d/l = (v_r - v_l)\Delta t/l \quad (5)$$

式中: Δt 为系统采样时间。

得到无人车绕圆心运动的角速度 ω_0 , 即无人车航向角变化的速度:

$$\omega_0 = \alpha_1/\Delta t = (v_r - v_l)/l \quad (6)$$

由式 (2) 和式 (5) 推出无人车圆弧运动的半径:

$$r = \frac{v_0}{\omega_0} = \frac{l(v_r + v_l)}{2(v_r - v_l)} \quad (7)$$

从式 (6) 可以发现, 当左轮速度等于右轮速度时, 半径无穷大, 即直线运动。因此, 无人车圆弧运动的曲率为

$$\gamma = \frac{1}{r} = \frac{\omega_0}{v_0} = \frac{2(v_r - v_l)}{l(v_r + v_l)} \quad (8)$$

将式 (3) 和式 (5) 写成矩阵形式为

$$\begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/2 & 1/2 \\ 1/l & -1/l \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_r \\ v_l \end{bmatrix} \quad (9)$$

因为 $v_r = \omega_r R_w$, $v_l = \omega_l R_w$, R_w 为移动无人车轮半径, ω_l 、 ω_r 分别为左、右轮角速度, 可以将左右轮速度写成矩阵形式为

$$\begin{bmatrix} v_r \\ v_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_w & 0 \\ 0 & R_w \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_l \\ \omega_r \end{bmatrix} \quad (10)$$

联立式 (1)、式 (9) 和式 (10), 得到无人车的运动学方程为

$$\begin{bmatrix} \frac{dx}{dt} \\ \frac{dy}{dt} \\ \frac{d\alpha}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (R_w \cos \alpha)/2 & (R_w \cos \alpha)/2 \\ (R_w \sin \alpha)/2 & (R_w \sin \alpha)/2 \\ R_w/l & -R_w/l \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_l \\ \omega_r \end{bmatrix} \quad (11)$$

1.2 多无人车协同路径规划避障围捕问题描述

多无人车协同路径规划避障围捕问题是指在一个场景中, 有多个无人车需要协同工作, 以围捕一个目标, 同时避开障碍物, 具体如图 3 所示。

区域中有 3 辆无人车和 1 辆目标无人车, 其中, 目标无人车被其他 3 辆无人车围捕。同时, 区域中存在一些障碍物(黑色方块所示), 需要进行路径规划, 使多辆无人车能够协同工作, 以最有效围捕目标, 同时避开障碍物, 保证安全。

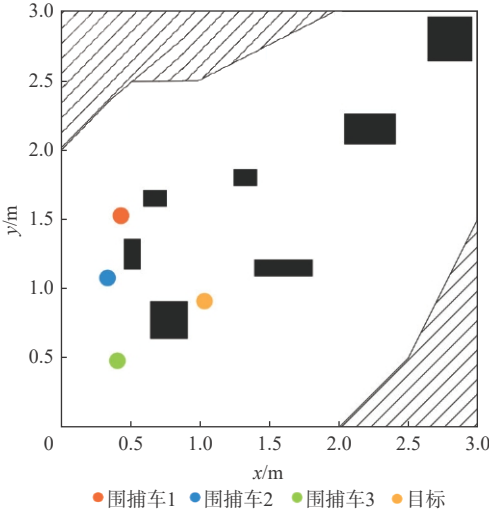


图3 协同路径规划示意图

Fig. 3 Schematic diagram of collaborative path planning

2 基于深度强化学习的多无人车协同路径规划

2.1 双延迟深度确定性策略梯度算法

DDPG算法是一种基于Actor-Critic^[12]方法的深度强化学习算法,结合了深度神经网络和确定性策略梯度。DDPG算法在处理连续动作空间的问题上表现优异,特别是在高维状态和动作空间中。然而,该算法存在 Q 值(动作价值函数)过高估计的问题,且对参数设置极为敏感。为解决该问题,DDPG算法可以通过以下3个方法进行改进,进而演变为TD3算法:

1) TD3算法采用截断的双 Q 学习方法,通过引入2个独立的Critic网络和Target-Critic网络来计算2个 Q 值。在训练过程中,选取较小的 Q 值 q ,以减小过高估计的风险,从而提高估计的准确性:

$$q = r_j + \lambda \min_{i=1,2} Q_{\theta_i}(S', \pi_{\varphi}(S')) \quad (12)$$

式中: r_j 为即时奖励; θ_i' 为第 i 个目标Critic网络更新网络参数; λ 为折扣因子; S' 为下一时刻的状态; $\pi_{\varphi}(S')$ 为目标Actor网络基于 S' 状态输出的动作。

2) TD3算法通过延迟更新策略来实现这一目标。具体做法为:先更新Critic网络,延迟更新Actor网络,并对目标网络进行软更新。这一策略有效减少了误差累积,增强了算法的稳定性和收敛性:

$$Q_i \leftarrow \min_{\theta_i} \frac{1}{N} \sum (y - Q_{\theta_i}(S, A))^2 \quad (13)$$

$$\nabla_{\varphi} J(\varphi) = \frac{1}{N} \sum \nabla_{\varphi} Q_{\theta_i}(S, A)|_{A=\pi_{\varphi}(S)} \quad (14)$$

$$\theta_i' \leftarrow \tau \theta_i + (1 - \tau) \theta_i|_{i=1,2} \quad (15)$$

$$\varphi' \leftarrow \tau \varphi + (1 - \tau) \varphi' \quad (16)$$

式中: Q_i 为第 i 个Critic网络的输出; θ_i 为Critic网络参数; N 为样本数量; S 和 A 分别为当前时刻状态和动作; $\nabla_{\varphi} J(\varphi)$ 为Actor网络的目标函数梯度; φ 为Actor网络参数; φ' 为目标Actor网络的参数; τ 为软更新系数。

3) 为使目标策略更加平滑,TD3算法在训练过程中向输入添加噪声,在值函数估计中引入适度的随机性,促使估计结果更加平滑和精确,避免策略出现剧烈波动:

$$q = r_j + \lambda \min_{i=1,2} Q_{\theta_i}(S', \pi_{\varphi}(S') + \varepsilon) \quad (17)$$

$$\varepsilon \sim \text{clip}(N(0, \sigma), -c, c) \quad (18)$$

式中: ε 为添加的噪声; $N(0, \sigma)$ 表示均值为0、标准差为 σ 的正态分布; c 为噪声的截断边界; $\text{clip}(\cdot)$ 表示截断运算,将数限定在给定区间 $[-c, c]$ 内。

为提高训练的稳定性,TD3算法采用延迟更新策略,即Critic网络每步都更新,而Actor网络和目标网络每隔一定步数更新一次。该延迟更新策略可以有效减小策略网络对Critic网络估计误差的敏感性。TD3算法引入了目标策略网络,使用均方误差损失函数,通过最小化预测的 Q 值与目标 Q 值之间的差异来更新Critic网络参数。通过最大化Critic网络输出的 Q 值来更新Actor网络参数。TD3算法在计算目标 Q 值时同时使用2个 Q 网络的最小值,以减少对过高估计的影响,有助于更准确地估计动作的值函数,提高学习效率和稳定性。TD3算法引入了目标策略网络来加入额外的动作噪声,有助于策略的探索性,帮助算法在探索过程中更好地发现并学习环境的奖励结构。TD3算法的神经网络组合更新示意图如图4所示,这些改进使TD3算法相对于DDPG算法在稳定性和性能上有了一定程度的提升,特别是在应对过估计问题和提高训练稳定性方面。但TD3算法对环境的探索能力相对较弱,在输出的动作中引入随机高斯噪声,以提高对环境的探索能力,从而使围捕无人车具备更强的探索性能,提高算法的收敛速度,本文在TD3算法的基础上提出AE-TD3算法。

2.2 改进的动作增强双延迟深度确定性策略梯度算法

本文采用的AE-TD3算法基于TD3算法框架提出。在TD3算法中,默认的探索策略对动态环境的变化表现出较为缓慢的稳定性,并在某些情况下陷入局部最优,导致智能训练效果不佳。为了应对该问题,设计一种动作增强策略,该策略的目标是:通过让围捕车在训练初期增强探索,以更全面地了

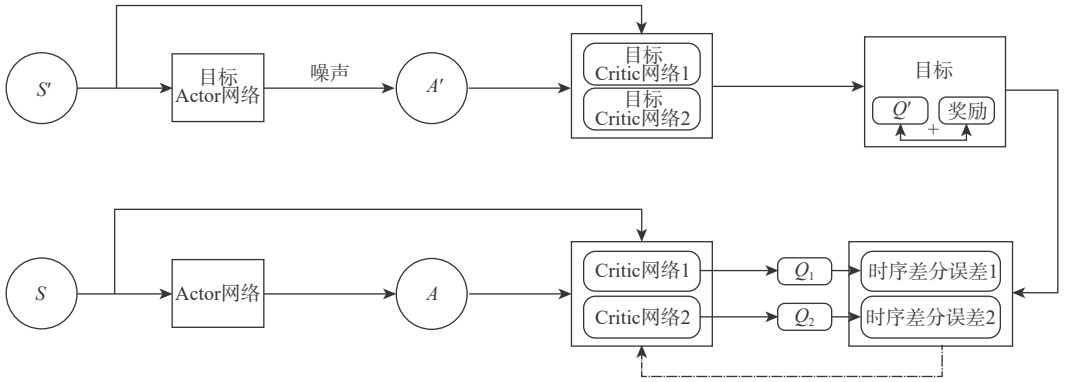


图 4 TD3 算法的神经网络组合更新示意图

Fig. 4 Neural network combination update diagram of TD3 algorithm

解环境, 随着训练的进行, 减小探索程度, 使 TD3 算法原有的确定性策略逐渐占主导地位, 整个策略在学习过程中经历从探索为主到逐渐收敛至确定性策略的转变。

为了引入探索性质, 围捕无人车在输出的动作上加来自高斯分布的随机噪声, 该设计使围捕车在未知环境中能更有效地进行探索。在改进算法中, 尽管通过随机噪声进行探索, 但该噪声相对较小, 确定性策略仍在动作选择中占据主导地位。AE-TD3 算法的神经网络组合更新示意图如图 5 所示, 其中, π_φ 为策略网络的策略函数, $N(0, \sigma)$ 为高斯噪声, $\text{rand}(-a_{\max}, a_{\max})$ 为均匀随机函数, 生成 $(-a_{\max}, a_{\max})$ 之间的随机数。当智能体每次输出动作时, 有较小概率 p 直接输出在 $(-a_{\max}, a_{\max})$ 范围内的随机动作, 否则, 按 TD3 算法原有策略输出。随机概率在每一幕交互结束后进行更新:

$$p_e \leftarrow p_{e-1} - p_{e-1}/E \quad (19)$$

式中: E 为网络训练的总交互轮数; p 为选择输出动作的概率。

随着交互轮数的增加, 随机概率逐渐降低直至为零。初始阶段动作增强策略倾向于更多地进行

探索, 即以较高的概率选择随机动作, 有助于在探索状态空间时发现新的状态-动作。随着时间的推移, 动作增强策略逐渐减小探索的概率, 转向更多地利用已知信息, 确保在训练初期有足够的探索性, 而训练后期更加侧重利用已学到的最优策略, 即以较低的概率选择随机动作, 而更多地选择根据当前学习到的策略选择最优动作。这种递减的探索率促使智能体在学习过程中逐渐偏向于确定性策略, 即在已知的最优动作上进行更多的探索, 从而加速收敛到最优策略。通过该方式, 动作增强策略在训练过程中平衡了探索性和确定性策略, 既保证了对未知状态的探索, 又利用了已知信息来优化策略选择。

这种平衡有助于提高算法的收敛速度。递减的探索率使智能体在训练过程中逐渐从探索向利用过渡, 这种渐进的过渡有助于保持算法的稳定性。通过在早期阶段进行更多的探索, 智能体能够更广泛地了解环境, 从而建立一个坚实的基础。随着训练的深入, 探索率的逐步降低使智能体能够更专注于利用已获得的知识, 提高决策的精确性。动作增强策略通过保持一定的探索性, 确保智能体在训练过程中避免局部最优解。

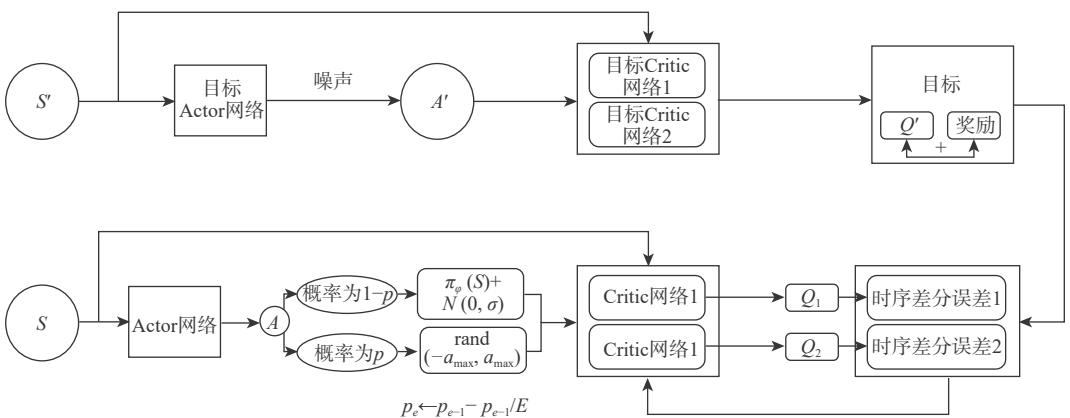


图 5 AE-TD3 算法的神经网络组合更新示意图

Fig. 5 Neural network combination update diagram of AE-TD3 algorithm

AE-TD3 算法的伪代码如下:

初始化: Critic 网络 Q_{θ_1} 、 Q_{θ_2} , Actor 网络 π_{φ} , 目标

网络 $\theta'_i \leftarrow \theta_i$, $\varphi' \leftarrow \varphi$

for episode=1, E

do

初始化环境, 更新随机概率 $p_e \leftarrow p_{e-1} - p_{e-1}/E$

for $j=1, T$

do

根据探索策略: 概率为 $1-p$ 时选择执行动作

$A_j = \pi_{\varphi}(S_j) + N(0, \sigma)$; 概率为 p 时选择执行动作

$A_j = \text{rand}(-a_{\max}, a_{\max})$ 。从传感器获得新的状态信息,

计算奖励 r_j , 将转移元组 $(S_j, A_j, r_j, S_{j+1}, d_j)$ 存储到存储池, 其中, d_j 为终止标志。

if $j \bmod D$

then

用策略梯度更新:

$$\nabla_{\varphi} J(\varphi) = \frac{1}{N} \sum \nabla_{\varphi} Q_{\theta_i}(S, A) |_{A=\pi_{\varphi}(S)}$$

更新目标网络参数:

$$\theta'_i \leftarrow \tau \theta_i + (1-\tau) \theta'_i$$

$$\varphi' \leftarrow \tau \varphi + (1-\tau) \varphi'$$

end if

end for

2.3 状态空间设计

在选择围捕无人车或环境状态时, 需要全面考虑状态与训练目标的相关性。以围捕无人车环境感知为例, 环境信息更适合作为状态; 而在围捕无人车运动决策方面, 围捕无人车自身信息更适合作为状态。为了综合这 2 方面, 设计围捕方状态空间, 从而提供有力的支持, 使无人车能够更好地感知和理解周围的情况。

无人车的状态信息包括位置、航向角、速度和障碍物检测数据, 可以表示为

$$\mathbf{S}_i^{\text{self}} = [x_m, y_m, \omega_m, v_m, x_m^{00}, y_m^{00}, \dots, x_m^{0(k-1)}, y_m^{0(k-1)}] \quad (20)$$

式中: w_m 为无人车 m 的角速度; v_m 为无人车 m 的速度; k 为障碍物个数; $x_m^{0(k-1)}$ 和 $y_m^{0(k-1)}$ 分别为障碍物 $k-1$ 到无人车 m 在 x 和 y 方向的相对距离。

目标无人车的实时速度和相对位置信息可以描述为

$$\mathbf{S}_m^{\text{tar}} = [u^{\text{tar}}, x_m^{\text{tar}}, y_m^{\text{tar}}]^T \quad (21)$$

式中: 上标 tar 表示目标状态; $\mathbf{u}=[v \ \omega]^T$ 。

围捕无人车之间的速度信息和相对距离信息可以描述为

$$\mathbf{S}_m^{\text{oth}} = [u_m^0, x_m^0, y_m^0, \dots, u_m^{n-1}, x_m^{n-1}, y_m^{n-1}]^T \quad (22)$$

式中: n 为无人车数量。

综上, 无人车 m 的状态空间表示为

$$\mathbf{S}_m = [\mathbf{S}_m^{\text{self}}, \mathbf{S}_m^{\text{tar}}, \mathbf{S}_m^{\text{oth}}]^T \quad (23)$$

通过综合性的状态空间设计, 无人车能够更全面地感知环境, 更灵活地规划路径, 从而提高策略网络的学习效果, 使无人车在复杂、动态的环境中做出更智能和安全的决策。

2.4 奖励函数设计

在强化学习中, 无人车 i 学习最优控制策略 π_{φ} 。在每一步 j , 无人车观察当前状态 S_j , 使用策略 π_{φ} 选择一个动作 $A_j^i \in A$, 并获得奖励 $r_j^i \in R$, 随着环境过渡到下一个新状态 S_{j+1} , 每辆无人车致力于最大化其总预期回报。在多无人车路径规划问题中, 奖励通常是稀疏的, 即只有通过不断探索并与环境交互才能获得奖励。因此, 设计一个与任务紧密相关的奖励函数尤为重要。

单集训练步数上限为 200 步, 满足以下任一条件时, 可以终止训练: ①围捕无人车对目标无人车形成合围, 且不与边界和障碍物发生碰撞; ②算法达到 200 步, 围捕无人车既不与边界和障碍物发生碰撞, 又没有合围目标无人车; ③无人车在行驶过程中与边界、障碍物发生碰撞, 或其他无人车发生碰撞。根据上述条件, 无人车奖励机制设计如表 1 所示。

表 1 奖励函数机制

Table 1 Reward function mechanism

动作	奖励	结果
无人车与其他无人车/边界/障碍物相撞	惩罚矩阵为 P_c	终止
围捕无人车与目标无人车距离小于围捕最大距离, 大于碰撞距离	奖励矩阵为 R_{pm}	继续
目标无人车持续在围捕无人车组成的三角形中	奖励矩阵为 R_b	终止

判断围捕无人车与其相邻的 2 辆围捕无人车的角度是否近似, 越近似则奖励越大, 奖励矩阵为 R_{am} 。设定当围捕无人车与目标无人车距离大于 2 m 时给予惩罚停止训练, 过远距离惩罚函数为 P_1 。当围捕无人车在上一时刻对目标无人车形成合围趋势时给予奖励函数 R_i 。为了激励其更好地学习和适应任务, 防止无人车陷入死循环或无法完成任务的状态, 在奖励函数中加入负奖励项 -0.1 。

综上, 第 i 辆围捕无人车的奖励函数设置如下:

$$R_i = k_1 R_{pm} + k_2 R_{am} + R_b + R_i + P_c + P_1 - 0.1 \quad (24)$$

式中: k_1 和 k_2 为可改变的系数。基于此奖励函数, 可通过训练提高累积奖励, 从而提升策略的最终性能。

3 仿真实验

环境过于复杂也会影响动作增强算法的性能。

在复杂任务中, 无人车需要更长的训练时间和更慢的探索率递减速度, 以充分探索环境并学习复杂的策略。如果环境是动态变化的, 动作增强算法的探索率递减策略可能需要调整。在面对动态环境时, 探索率递减的速度可能需要相应加快或减缓, 以适应环境的变化。

因此, 为验证本文提出的 AE-TD3 多无人车强化学习协同避障围捕算法的性能, 通过仿真实验将 AE-TD3 算法和 TD3 算法在同一个较为复杂的静态环境下比较。

基本设定如下: 在一个没有边界限制的二维区域内, 3 辆围捕无人车协同合作, 围捕 1 辆目标无人车, 并在过程中进行避障操作。无人车的具体参数设置如表 2 所示。3 辆围捕无人车的初始位置分别为 (0.35, 1.1) m、(0.45, 1.52) m 和 (0.4, 0.5) m, 目标无人车的初始位置为 (1.05, 0.9) m。此外, 区域内设置了 7 个障碍物, 增加了围捕任务的复杂性。围捕无人车需要在避开这些障碍物的同时, 制定有效的策略以成功围捕目标无人车。这一设定不仅考验了无人车的避障能力, 还测试了其协同作战能力和路径规划效率。强化学习训练超参数如表 3 所示。

表 2 仿真环境无人车的相关参数

Table 2 Related parameters of unmanned vehicles in simulation environment

车轮半径/m	无人车半径/m	目标/围捕无人车初始速度/(m·s ⁻¹)	目标/围捕无人车最大速度/(m·s ⁻¹)	角速度范围/(rad·s ⁻¹)
0.033 5	0.116	0.1/0.2	0.3/0.5	-1~1

表 3 强化学习训练超参数

Table 3 Reinforcement learning training hyperparameters

折扣因子	惯性因子	目标平滑因子	探索率	方差	神经网络学习率	经验池大小
0.99	0.01	0.005	0~1	0.2	0.001	100 000

在路径规划问题中, 折扣因子被用于深度强化学习方法中, 决定了未来奖励在决策过程中的重要性, 选择范围通常为 0.95~0.99。较高的折扣因子有助于有效考虑未来路径质量。惯性因子和目标平滑因子较小, 使目标网络参数变化更平滑, 减少训练过程中的振荡和估计误差, 从而提高目标值的准确性。初始探索率通常设为 1, 鼓励算法在初始阶段进行广泛的状态空间探索, 积累丰富经验。随着训练进行, 探索率逐渐衰减至较低的最终值, 以便算法更多地利用已学到的最优策略, 同时保持少量探索, 避免策略退化。方差决定探索行为的随机性程度, 较小的方差有助于算法稳定收敛, 使策略能逐步优化并收敛到较优解。神经网络学习率通常设为 0.001, 以保持训练稳定性, 有效促进算法的

收敛。这些参数和策略选择在路径规划的强化学习中广泛应用, 旨在平衡探索与利用, 提升路径规划质量和算法的学习效率。

通过以下场景验证本文方法的有效性: 3 辆围捕无人车对目标无人车进行围捕, 目标无人车按设计的规则进行逃逸, 当围捕无人车集群满足围捕的距离角度条件, 且避开所有障碍物, 判定完成围捕任务。将本文提出的 AE-TD3 算法与 TD3 算法进行对比验证, 训练回合次数为 20 000 次。不同算法训练的回合平均总奖励如图 6 所示。结果显示, AE-TD3 算法相较于 TD3 算法, 奖励增长更为迅速, 同时, 能够引导无人车在探索避障过程中获得更高的奖励。AE-TD3 算法的收敛性更强, 训练速度更快, 而 TD3 算法收敛后波动严重, 较早陷入了局部最优解。

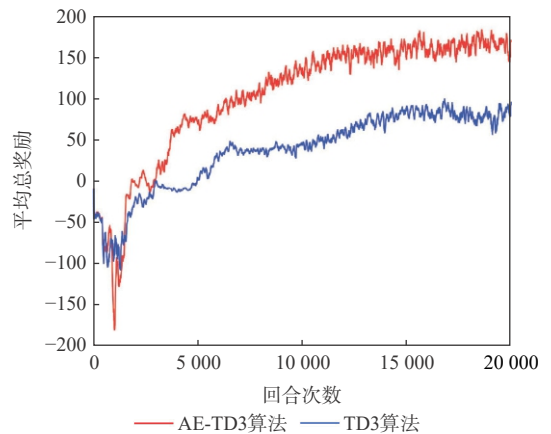


图 6 训练 20 000 次平均总奖励

Fig. 6 Average total reward for training 20 000 episodes

从上述算法测试结果中, 选取一次多无人车成功避障围捕的过程进行性能比较与分析。AE-TD3 算法和 TD3 算法的轨迹比较如图 7 和图 8 所示。图 7 为基于本文改进算法的围捕轨迹, 图 8 为基于 TD3 算法的围捕轨迹。可知, 3 辆围捕无人车从初始位置出发, 并逐步避障靠近目标无人车, 形成了围捕圈, 最终完成围捕任务, 黑色实线所形成的三角形表示 3 辆围捕无人车组成的围捕队形。

由图 7(a) 可知, 3 辆围捕无人车分别由初始位置 (0.35, 1.1) m、(0.45, 1.52) m、(0.4, 0.5) m 附近出发向处于 (1.05, 0.9) m 附近的目标无人车避障移动。由图 7(b) 可知, 在 3.5 s 时, 3 辆围捕无人车已对目标无人车形成围捕队形。由图 7(c) 可知, 3 辆围捕无人车在 6.7 s 成功完成围捕任务。由图 7(d) 可知, 围捕无人车完成围捕任务后能够保持一定的围捕队形跟随目标无人车运动 3.7 s。

由图 8(a) 可知, 3 辆围捕无人车分别由初始位置 (0.35, 1.1) m、(0.45, 1.52) m、(0.4, 0.5) m 附近出

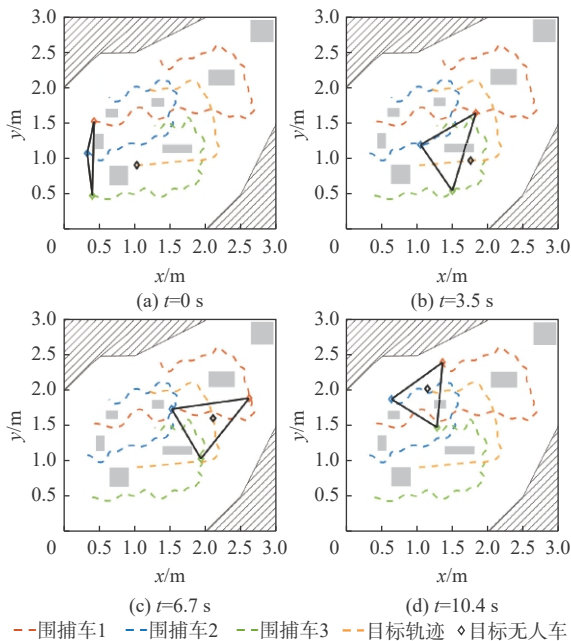


图7 基于AE-TD3算法的围捕轨迹

Fig. 7 Capture track based on AE-TD3 algorithm

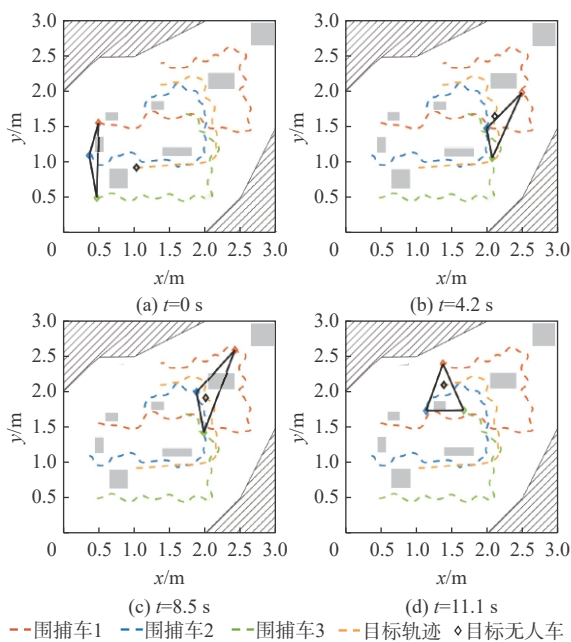


图8 基于TD3算法的围捕轨迹

Fig. 8 Capture track based on TD3 algorithm

发向处于 (1.05, 0.9) m 附近的目标无人车避障移动。由图 8(b)可知, 在 4.2 s 时, 3 辆围捕无人车对目标无人车形成围捕队形。由图 8(c)可知, 3 辆围捕无人车在 8.5 s 成功完成围捕任务。由图 8(d)可知, 围捕无人车完成围捕任务后能够保持一定的围捕队形跟随目标无人车运动 2.6 s。

AE-TD3 算法在 3.5 s 已形成了围捕三角形; TD3 算法在 4.2 s 形成围捕三角形。AE-TD3 算法在第 1 次形成围捕三角形所消耗的时间相较于 TD3 算法缩短了 16.7%, 引导围捕无人车组成围捕

三角形。AE-TD3 算法和 TD3 算法分别在 6.7 s 和 8.5 s 完成围捕任务。相较于 TD3 算法, 本文改进算法的围捕成功时间缩短了 21.2%。

深入分析表明, AE-TD3 算法通过权衡探索或利用无人车的输出动作并在输出的动作上添加来自高斯分布的随机噪声, 增强了算法的探索能力, 使其在初期能够更全面地探索环境, 从而找到更优的策略。这种增强探索的策略避免了陷入局部最优的情况, 提高了算法的稳定性。TD3 算法虽然通过延迟策略更新和双 Q 网络等技术提高了稳定性, 但在面对复杂环境时仍表现出收敛缓慢或陷入局部最优的问题。AE-TD3 算法的高斯噪声机制和递减的探索率策略, 使其在训练初期进行广泛的探索, 随着训练的进行, 逐渐减小探索率, 从而在动态环境中表现出更强的适应性和鲁棒性。

综上所述, AE-TD3 算法在多无人车协同路径规划任务中相较于传统 TD3 算法展现了显著的优势, 其更快的奖励收敛速度、更短的围捕时间及更高的稳定性和鲁棒性表明该算法为解决多无人车协同路径规划中的复杂问题提供了一个高效且有效的解决方案, 为无人车系统的智能协同行动提供了新的研究思路和方法。

4 结论

基于对深度强化学习在多无人车协同路径规划中的应用研究, 本文提出 AE-TD3 算法, 以应对复杂多变的环境, 实现多无人车系统的协同避障和围捕; 并设计与任务紧密相关的奖励函数, 包括围捕成功、避障成功和惩罚机制等。这一奖励机制不仅能有效激励无人车完成目标任务, 还能防止陷入局部最优, 保证了算法的训练效果和策略的实际应用价值。

1) 在深入分析现有算法优缺点的基础上, 设计了动作增强策略, 在围捕无人车输出的动作上添加了来自高斯分布的随机噪声和权衡探索或利用无人车的输出动作, 提高了对环境的探索能力, 显著提升了算法的收敛速度和稳定性。

2) 与 TD3 算法相比, 本文算法在仿真中表现出色。围捕三角形形成时间缩短了 16.7%, 避障成功围捕时间缩短了 21.2%, 实现了高效稳定的协同避障围捕控制。

3) 仿真实验表明, 与传统的 TD3 算法相比, AE-TD3 算法在平均奖励收敛速度和围捕时间上均表现出显著优势, 尤其在复杂动态场景下, AE-TD3 算法能够更有效地实现多无人车的协同避障和围捕任务, 验证了其在处理高维度状态空间和连续动作空间等复杂动态场景中的可行性和优越性。

参考文献 (References)

- [1] 刘云平, 蒋长胜, 张婷婷, 等. 考虑内部避碰的多无人机有限时间环形编队控制[J]. *机械工程学报*, 2022, 58(1): 61-68.
LIU Y P, JIANG C S, ZHANG T T, et al. Multi-UAV finite-time ring formation control considering internal collision avoidance[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2022, 58(1): 61-68(in Chinese).
- [2] XU C, ZHANG Y, WANG W G, et al. Pursuit and evasion strategy of a differential game based on deep reinforcement learning[J]. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 2022, 10: 827408.
- [3] SANG H Q, YOU Y S, SUN X J, et al. The hybrid path planning algorithm based on improved A* and artificial potential field for unmanned surface vehicle formations[J]. *Ocean Engineering*, 2021, 223: 108709.
- [4] DING H W, CAO X G, WANG Z S, et al. Velocity clamping-assisted adaptive salp swarm algorithm: balance analysis and case studies[J]. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 2022, 19(8): 7756-7804.
- [5] WANG Z S, DING H W, YANG Z J, et al. Rank-driven salp swarm algorithm with orthogonal opposition-based learning for global optimization[J]. *Applied Intelligence*, 2022, 52(7): 7922-7964.
- [6] WANG Z S, DING H W, YANG J J, et al. Advanced orthogonal opposition-based learning-driven dynamic salp swarm algorithm: framework and case studies[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2022, 16(10): 945-971.
- [7] WANG Z S, DING H W, WANG J, et al. Adaptive guided salp swarm algorithm with velocity clamping mechanism for solving optimization problems[J]. *Journal of Computational Design and Engineering*, 2022, 9(6): 2196-2234.
- [8] YUAN Z, WU T H, WANG Q W, et al. T30MVP: a Transformer-based time and team reinforcement learning scheme for observation-constrained multi-vehicle pursuit in urban area[J]. *Electronics*, 2022, 11(9): 1339.
- [9] WANG W X, HAO J Y, WANG Y X, et al. Achieving cooperation through deep multiagent reinforcement learning in sequential prisoner's dilemmas[C]//Proceedings of the First International Conference on Distributed Artificial Intelligence. New York: ACM, 2019: 1-7.
- [10] MAO W C, YANG L F, ZHANG K Q, et al. On improving model-free algorithms for decentralized multi-agent reinforcement learning[C]//Proceedings of the International Conference on Machine Learning. San Diego: JMLR, 2022: 162.
- [11] HARTMANN G, SHILLER Z, AZARIA A. Competitive driving of autonomous vehicles[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 111772-111783.
- [12] LOWE R, WU Y, TAMAR A, et al. Multi-agent actor-critic for mixed cooperative-competitive environments[C]//Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems. La Jolla: NIPS, 2017: 30.
- [13] SUN Y, LAI J, CAO L, et al. A novel multi-agent parallel-critic network architecture for cooperative-competitive reinforcement learning[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 135605-135616.
- [14] ZHU P M, DAI W, YAO W J, et al. Multi-robot flocking control based on deep reinforcement learning[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 150397-150406.
- [15] 吴子沉, 胡斌. 基于态势认知的无人机集群围捕方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2021, 47(2): 424-430.
WU Z C, HU B. Swarm rounding up method of UAV based on situation cognition[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2021, 47(2): 424-430(in Chinese).
- [16] XU C, ZHU H, ZHU H T, et al. Improved RRT algorithm for automatic charging robot obstacle avoidance path planning in complex environments[J]. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 2023, 137(3): 2567-2591.
- [17] LI Q B, LIN W Z, LIU Z, et al. Message-aware graph attention networks for large-scale multi-robot path planning[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(3): 5533-5540.
- [18] 符小卫, 王辉, 徐哲. 基于 DE-MADDPG 的多无人机协同追捕策略[J]. *航空学报*, 2022, 43(5): 325311.
FU X W, WANG H, XU Z. Cooperative pursuit strategy for multi-UAVs based on DE-MADDPG algorithm[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(5): 325311(in Chinese).
- [19] 刘钊, 周壮壮, 张明阳, 等. 基于双延迟深度确定性策略梯度的船舶自主避碰方法[J]. *交通信息与安全*, 2022, 40(3): 60-74.
LIU Z, ZHOU Z Z, ZHANG M Y, et al. A twin delayed deep deterministic policy gradient method for collision avoidance of autonomous ships[J]. *Journal of Transport Information and Safety*, 2022, 40(3): 60-74(in Chinese).

Multi-unmanned vehicle collaborative path planning method based on deep reinforcement learning

DAI Shengtan¹, WANG Yin^{1,2,*}, SHANG Chenchen¹

(1. School of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. State Key Laboratory of Mechanics and Control for Aerospace Structures,
Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: This study aims to tackle the collaborative path planning issue in multi-unmanned vehicle systems using deep reinforcement learning. We've devised an efficient path planning framework by first establishing kinematic and mathematical models for differential-drive unmanned vehicles and collaborative obstacle avoidance scenarios. Then, we addressed the challenges of slow training, low sampling efficiency, and poor adaptability of reinforcement learning in complex dynamic scenarios. For cooperative obstacle avoidance and pursuit, we suggested an improved twin delayed deep deterministic policy gradient (AE-TD3) algorithm. By introducing random noise to pursuing unmanned vehicle actions, exploration in unknown environments is improved, leading to efficient and stable collaborative obstacle avoidance and pursuit. Our method is validated by simulation results, which show faster convergence and a 16.7% reduction in pursuit time when compared to the twin delayed deep deterministic policy gradient (TD3) algorithm.

Keywords: path planning; cooperative obstacle avoidance and pursuit; deep reinforcement learning; twin delayed deep deterministic policy gradient algorithm; action enhancement exploration policy

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0380

面向无拖曳稳态建立的抗扰模型预测控制

贺雄峰^{1,2}, 卢苇^{1,2}, 许诺^{1,2}, 周齐贤^{1,2}, 王鹏程^{1,2,*}, 张永合^{1,2}

(1. 中国科学院微小卫星创新研究院, 上海 201304; 2. 卫星数字化技术重点实验室(中国科学院), 上海 201210)

摘要: 为提升深空引力波探测任务中检验质量释放阶段的控制器抗干扰性能, 提出一种面向检验质量稳态建立的基于扰动观测器(DOB)的渐进管道模型预测控制(MPC)方法。采用DOB提高控制器抗干扰性能, 利用虚拟回路技术将DOB的设计问题归结为标准 H_∞ 混合灵敏度优化问题, 并实现高精度估计。同时, 设计渐进管道MPC, 利用有效集法求解优化问题, 结合DOB的扰动估计值实现强干扰和强执行约束下的高精度检验质量抗扰控制。在航天器-双检验质量全自由度仿真平台上进行仿真验证, 在基本噪声及干扰的基础上引入0.1 Hz的正弦干扰和阶跃干扰, 结果表明: DOB对扰动实现了准确估计, 所提方法能够在干扰下实现对检验质量的高精度控制, 同时, 对量测噪声起到抑制作用。

关键词: 深空引力波; 模型预测控制; 扰动观测器; 鲁棒控制; 干扰估计

中图分类号: V448.22

文献标志码: A **文章编号:** 1001-5965(2026)02-0551-10

深空引力波探测对基础物理学和宇宙学具有重要意义。深空引力波探测航天器^[1-3]具有超高控制精度要求, 在测量频段的残余加速度必须进入 $10^{-15} \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}\cdot\text{Hz}^{-0.5}$ 。无拖曳控制技术^[4]是实现该超低残余加速度的关键技术之一。

无拖曳稳态建立过程指到达高精度科学测量模式之前的模式序列, 其中, 检验质量的机械释放和静电捕获(检验质量释放阶段)是实现高精度控制的前提。在检验质量释放阶段, 由于无拖曳航天器处于常规姿轨控模式, 微推力器和外部环境不确定等因素对检验质量产生较大的未知干扰, 同时, 太阳光压作用在航天器上产生常值偏差和随机扰动。以上不确定因素导致检验质量难以在未知干扰下始终保持控制精度。为稳定达到检验质量释放阶段的控制精度, 需要充分考虑并处理空间环境的不确定性、耦合干扰和推力器噪声等对系统的影响。同时, 系统还会受限于许多约束, 如检验质量的相对位移和姿态的状态约束、引力参考传感器的

静电控制力和力矩饱和约束等。

针对上述问题的研究还处于初步阶段, 传统模型预测控制(model predictive control, MPC)方法^[5]得到初步应用, 但在未知干扰下控制性能受到制约, 在更强的未知干扰下甚至可能难以达到控制精度的要求。抗扰MPC^[6]是处理干扰的主流方法之一, 主要思想是将当前时刻的干扰估计出来, 获取具体的扰动信息, 在对被控对象施加控制信号时对干扰进行补偿, 将实际被控对象补偿称为标称被控对象模型。随后, MPC在此基础上进行鲁棒设计, 可得到较好的控制效果, 并且在工程中适用性较强。抗扰MPC主要有2种实现方式, 分别为自适应MPC^[7]和基于扩展状态观测器^[8]或扰动观测器(disturbance observer, DOB)进行扰动估计。

目前, 对DOB和MPC结合已有研究。Zhou等^[9]将DOB和MPC结合对具有延迟的非最小相位系统进行控制器设计。Yang等^[10]对非线性系统设计非线性的DOB, 并在此基础上用MPC进行控制。

收稿日期: 2024-06-04; 录用日期: 2024-08-17; 网络出版时间: 2024-10-12 07:05

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20241010.1603.002

*通信作者. E-mail: xunuobit@163.com

引用格式: 贺雄峰, 卢苇, 许诺, 等. 面向无拖曳稳态建立的抗扰模型预测控制[J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52(2): 551-560.

HE X F, LU W, XU N, et al. Disturbance rejection model predictive control for building drag-free steady state[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52(2): 551-560 (in Chinese).

然而,上述研究是基于前馈补偿和反馈控制的简单结合,将MPC和DOB分别进行独立设计,该策略会导致在具有执行饱和的控制系统中无法达到最佳性能,甚至可能会造成干扰的重复补偿。Pannocchia等^[11]较好地实现了MPC和DOB的结合,通过将扰动估计值和状态实际值都反馈到滚动优化中,实现了较好的控制性能。Maeder等^[12]提出的无偏MPC使用扩张扰动模型实现了较好的扰动观测。文献[13-14]设计了非线性的扰动观测和非线性MPC,并将两者实现了较好的结合。MPC和DOB的耦合设计对DOB的性能指标提出了要求。目前,二项系数型滤波器和巴特沃斯滤波器^[15]被较多地应用在DOB的设计中。但该设计方法结构固定,只有少量参数可供调试,在面临多样化的系统性能指标时,较难满足控制器设计指标要求。王璐^[16]运用 H_∞ 混合灵敏度方法为非最小相位系统设计DOB并实现了预期的性能指标,该方法适合工程实际,能够灵活设计滤波器,并满足各个性能指标。

基于上述研究和分析,本文针对深空引力波探测的无拖曳稳态建立过程的检验质量释放阶段控制问题,考虑模型失配、外界匹配扰动和执行器饱和,提出基于DOB的渐进管道MPC用于无拖曳稳态建立过程中检验质量释放。对检验质量相对动力学进行建模,得到检验质量的标称模型,在此基础上,一方面,通过虚拟回路技术用 H_∞ 混合灵敏度优化方法对DOB进行设计,另一方面,为检验质量6自由度的控制问题设计渐进管道的鲁棒MPC方法,利用基于DOB的扰动估计结果以避免重复补偿问题。以上优化问题通过小容差有效集法进行在线求解。在航天器-双检验质量全自由度仿真平台上验证本文设计的控制器,该控制器能在引入额外未知的正弦干扰和阶跃干扰下完成高精度控制,且稳态性能优于传统MPC方法。

1 航天器检验质量耦合动力学模型

假设无拖曳卫星已经到达既定轨道并已释放检验质量,考虑单检验质量的相对位置和姿态线性化及解耦后的动力学模型,得到

$$\begin{cases} \ddot{\mathbf{r}}_{T,lm} = \frac{1}{m_{lm}} (\mathbf{f}_c + \mathbf{f}_d + \mathbf{f}_e) - \mathbf{R}_{b,T} \ddot{\mathbf{r}}_{i,b} + \\ \quad (\mathbf{R}_{b,T} \mathbf{r}_{b,T} \dot{\boldsymbol{\omega}}_{i,b} + \mathbf{r}_{T,lm} \mathbf{R}_{b,T} \dot{\boldsymbol{\omega}}_{i,b}) \\ \mathbf{I}_{lm} \dot{\boldsymbol{\omega}}_{T,lm} + \mathbf{I}_{lm} \mathbf{R}_{b,T} \dot{\boldsymbol{\omega}}_{i,b} = \mathbf{T}_c + \mathbf{T}_d + \mathbf{T}_e \end{cases} \quad (1)$$

式中: \mathbf{f}_c 、 \mathbf{f}_d 和 \mathbf{f}_e 分别为检验质量受到的控制力、扰动力和外部力; \mathbf{T}_c 、 \mathbf{T}_d 和 \mathbf{T}_e 分别为控制力矩、扰动力矩和外部力矩; $\mathbf{R}_{b,T}$ 为卫星基座到望远镜的坐标系转移矩阵; $\mathbf{r}_{T,lm}$ 为检验质量到电极笼的相对位移;

$\ddot{\mathbf{r}}_{T,lm}$ 为检验质量的合线加速度; \mathbf{I}_{lm} 为检验质量的惯量; m_{lm} 为检验质量的质量; $\ddot{\mathbf{r}}_{i,b}$ 为卫星的合线加速度; $\mathbf{r}_{b,T}$ 为电极笼到卫星的相对位移; $\dot{\boldsymbol{\omega}}_{T,lm}$ 为检验质量相对于电极笼的角加速度; $\dot{\boldsymbol{\omega}}_{i,b}$ 为卫星基座相对于惯性坐标系的角加速度。干扰力和力矩、外部力和力矩均会一定程度影响检验质量的状态。其中,检验质量扰动力和力矩包括磁扰动和热扰动等,但都可以通过相应的磁屏蔽和热屏蔽措施来使这部分加速度噪声满足要求。外部力和力矩主要为卫星和望远镜的运动对检验质量的耦合影响,还包括由电极笼中残余大气导致的刚度耦合。

由于仅考虑检验质量释放阶段的控制,静电力对卫星的影响可以忽略不计,检验质量多自由度可认为解耦。将卫星平台的运动干扰视作扰动,结合刚度耦合得到标称模型:

$$\begin{cases} \ddot{\mathbf{r}}_{T,lm} = \mathbf{a}_c + \mathbf{K} \mathbf{r}_{T,lm} \\ \ddot{\boldsymbol{\theta}}_{T,lm} = \boldsymbol{\alpha}_c + \mathbf{K} \boldsymbol{\theta}_{T,lm} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\ddot{\boldsymbol{\theta}}_{T,lm}$ 为检验质量的合角加速度; $\boldsymbol{\theta}_{T,lm}$ 为检验质量角位移; \mathbf{a}_c 为静电力提供的线加速度; $\boldsymbol{\alpha}_c$ 为静电力矩提供的角加速度; \mathbf{K} 为耦合刚度系数矩阵。

定义状态为

$$\mathbf{x}_r = [\mathbf{r}_{T,lm}, \dot{\mathbf{r}}_{T,lm}]^T \quad (3)$$

建立得到单轴检验质量位移的连续时间状态空间方程:

$$\dot{\mathbf{x}}_r = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ k & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_r + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \mathbf{a}_c \quad (4)$$

式中: k 为耦合刚度系数。

同理,定义状态为

$$\mathbf{x}_\theta = [\boldsymbol{\theta}_{T,lm}, \dot{\boldsymbol{\theta}}_{T,lm}]^T \quad (5)$$

得到单轴姿态的连续时间状态空间方程:

$$\dot{\mathbf{x}}_\theta = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ k & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}_\theta + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \boldsymbol{\alpha}_c \quad (6)$$

式(4)和式(5)分别用零阶保持法离散化得到MPC中使用的标称模型:

$$\mathbf{x}_{m+1} = \mathbf{A}_d \mathbf{x}_m + \mathbf{B}_d u_m \quad (7)$$

式中: \mathbf{x}_m 为 m 时刻的状态;状态矩阵 $\mathbf{A}_d = \mathbf{e}^{A_t}$, t 为抽样时间;输入矩阵 $\mathbf{B}_d = \int_0^t \mathbf{e}^{A\tau} \mathbf{B} d\tau$ 。

为方便配合DOB的频域设计,需使用被控对象的标称传递函数模型。与式(7)对应的输出方程为

$$\mathbf{y} = \mathbf{C}_d \mathbf{x}_m + \mathbf{D}_d u_m \quad (8)$$

式中: $\mathbf{C}_d = [1, 0]$; $\mathbf{D}_d = \mathbf{0}$ 。

利用状态空间方程和传递函数 s 的关系:

$$P_n(s) = C_d(sI - A_d)^{-1}B_d + D_d \quad (9)$$

计算得到 DOB 中对应的标称传递函数 $P_n(s)$, 该传递函数为 DOB 中的标称模型, DOB 将实际标称系统补偿称为该标称模型。

2 基于扰动观测器的模型预测控制设计

基于 DOB 的 MPC 基本思想是通过 DOB 将系统的匹配干扰估计出来, 通过求解优化问题得到该干扰下的最优控制量。

2.1 DOB-MPC 理论和控制框架

基于 DOB 的 MPC 控制框图如图 1 所示。图中, ξ_r 为参考轨迹, 即电极笼坐标系的原点, ξ 为检验质量和电极笼的实际相对位置和姿态, ξ_m 为电极笼引入的量测噪声, d_a 和 \hat{d}_a 分别为引入的匹配扰动和 DOB 的扰动估计值。将扰动估计值和测量得到的检验质量位姿反馈到 MPC 中, 综合考虑约束进行优化求解, 标称模型可表示为

$$P_n(s) = \frac{1}{s^2 - k} \quad (10)$$

标称模型是一个不稳定的传递函数, 模型不确定性包括卫星平台运动和望远镜运动对检验质量的耦合干扰这类未建模的扰动。图 1 中的 DOB 模块主要对实际系统的干扰进行估计, 估计得到的干扰主要包括 3 个部分: ①引入的未知正弦干扰或阶跃干扰 d_a ; ②卫星平台的运动对检验质量运动的非线性耦合干扰; ③量测噪声的等效匹配扰动。

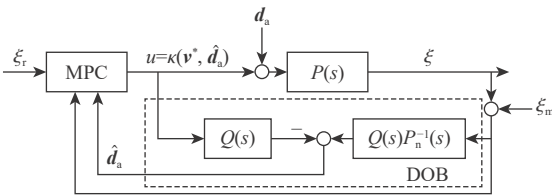


图 1 DOB-MPC 控制框图

Fig. 1 Block diagram of DOB-MPC control

MPC 模块综合考虑扰动估计值和状态测量值, 将当前时刻作为时刻 0, MPC 解决的优化问题可描述为

$$\begin{cases} \min_{e_N} J = \sum_{m=0}^{N-1} (x_m^T Q_x x_m + v_m^T Q_v v_m) + x_N^T P_x x_N \\ \text{s.t.} \begin{cases} v_m \in U \ominus \hat{d}_a \quad \forall m \in [0, N-1] \\ x_m \in X \ominus \frac{N-m}{N} B_d \hat{d}_a \quad \forall m \in [0, N] \end{cases} \end{cases} \quad (11)$$

式中: N 为预测步长; e_N 为决策变量, $e_N = [x_0, \dots, x_N, v_0, \dots, v_{N-1}]^T$; x_m 为时刻 m 的预测状态; v_m 为时刻 m 的预测控制器输出; Q_x 、 Q_v 、 P_x 分别为过程状

态权重、过程控制权重、终端状态权重。

在约束中, 根据 DOB 的结果对约束进行渐进式缩紧(渐进管道), 避免执行器饱和约束和状态约束对系统控制性能造成影响的同时, 进一步降低控制方法的保守性。在输入约束 U 上直接在每一时刻按照干扰估计值等比缩紧, 对应的状态约束进行由大到小的渐进缩紧, 距离当前时刻越近, 缩紧值越接近 $B_d \hat{d}_a$ 。通过求解上述优化问题, 可得到最优控制序列:

$$v^* = \{v_0^*, \dots, v_m^*, \dots, v_{N-1}^*\} \quad (12)$$

将第 1 个控制量作为系统的实际控制量, 控制率定义为

$$\kappa(v^*, \hat{d}_a) = v_0^* - \hat{d}_a \quad (13)$$

MPC 模块的设计主要是设计权重矩阵, 并根据具体工程需求设计约束。综上, 基于 DOB 的 MPC 离线设计和在线流程如下。

离线设计流程如下:

1) DOB 设计。运用 2.3 节的 DOB 设计方法求解 H_∞ 混合灵敏度优化问题, 根据求解结果进行降阶处理, 得到 DOB 设计结果。

2) MPC 模块设计。设计优化函数中的过程状态权重 Q_x 、过程控制权重 Q_v 和终端状态权重 P_x 。随后, 根据干扰估计值对控制和状态的约束空间进行缩紧, 设计控制律为 $\kappa(v^*, \hat{d}_a) = v_0^* - \hat{d}_a$ 。

在线实施流程如下:

1) 用电极笼坐标原点初始化标称系统, 设初始扰动观测值为 0。

2) 在当前时刻 m , 根据系统实际测量得到的状态对 MPC 模块进行更新, 获取当前时刻的扰动估计值, 更新 MPC 模块的状态约束和输入约束, 求解 MPC 优化问题得到最优控制序列: $v^* = \{v_0^*, \dots, v_m^*, \dots, v_{N-1}^*\}$ 。

3) 运用控制律 $\kappa(v^*, \hat{d}_a) = v_0^* - \hat{d}_a$ 完成对实际系统的控制, 同时, 将其作用于 DOB。

4) 测量当前的系统状态, 并将 DOB 的输出值反馈到 MPC 中, 将当前时刻进行更新, 令时刻 $m = m + 1$, 回到步骤 2)。

离线设计模块主要功能是根据预设的扰动估计值计算 MPC 模块中对应的约束值, 存储并提供给在线计算模块, 从而减少计算时间, 加快 MPC 优化求解速度。在线模块通过实际测量得到的状态对 MPC 模块进行更新, 从而得到最优控制序列。

2.2 基于有效集法的在线优化求解

定义优化问题决策变量为

$$e_N = [z_0, \dots, z_N, v_0, \dots, v_{N-1}, a_0, \dots, a_N]^T \quad (14)$$

将2.1节中的优化函数和约束整理为有效集法的标准形式:

$$\begin{cases} \min_{e_N} e_N^T Q_i e_N + e_N^T P_i \\ \text{s.t.} \begin{cases} A_i e_N \geq b_i \\ A_c e_N = b_c \end{cases} \end{cases} \quad (15)$$

式中: A_i 和 b_i 为不等式矩阵; Q_i 为二阶状态矩阵; P_i 为一阶状态矩阵; A_c 和 b_c 为等式矩阵, A_c 和 b_c 初始为空矩阵; e_N 的初始解为 $e_N^0 = [0, 1]^T$, 其中, $0 \in \mathbf{R}^{1 \times (3N+2)}$, $1 \in \mathbf{R}^{1 \times q_i(N+1)}$. 初始有效集 S 给定为 (A_c, b_c) .

有效集法的基本思想是从不等式约束中找到最优解所依赖的等式约束, 逐步加入 A_c 和 b_c , 将不等式约束问题转换为等式约束问题. 在基于无拖曳控制检验质量释放和捕获阶段的特殊背景下对容差进行优化, 得到满足精度要求的最优解, 有效集法的流程如图2所示.

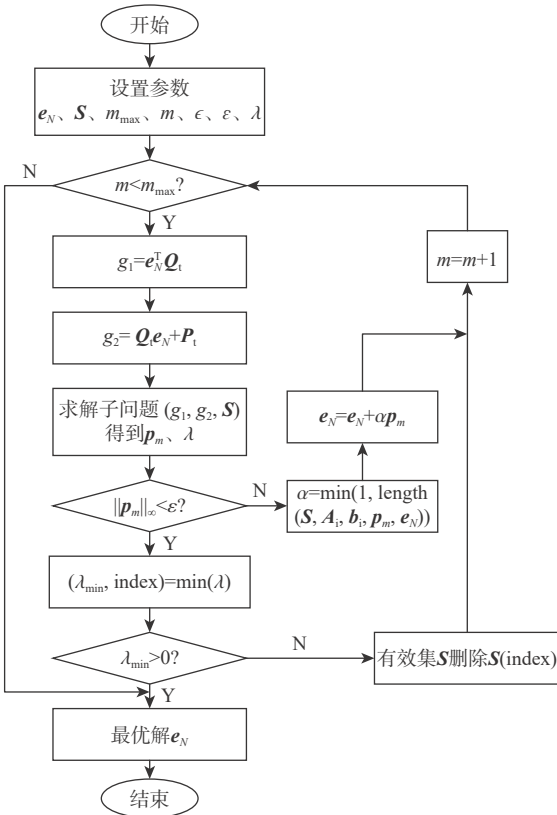


图2 有效集法流程

Fig. 2 Flowchart of active set method

一般场景下的MPC优化问题通常采用常规有效集法求解, 综合考虑计算量和计算精度, 设定迭代方向的容差 ϵ 为 1×10^{-6} , 约束满足与否的容差 ϵ 同 ϵ . 常规有效集法不适用无拖曳控制的优化问题, 在实际仿真中发现一般的有效集法的控制信号有较大的突变, 检验质量位移存在较大的常值偏差,

难以保持较高的控制精度. 因此, 本文利用小容差参数来实现有效集法以满足检验质量捕获控制精度的要求. 经验证, 容差为 1×10^{-9} 、最大迭代次数为10的小容差有效集法适合检验质量捕获的优化问题, 该方案在精度足够高的同时可快速迭代得到最优解.

2.3 DOB 参数设计

为保证低频段的干扰估计效果, $1 - Q(s)$ 需要在低频段尽量小, 以提高系统的抗干扰能力; 为保证DOB的量测噪声抑制效果, $Q(s)$ 需要在高频段尽量小, 以提高系统对噪声的抑制能力. 因此, $Q(s)$ 的设计需要综合考虑噪声和干扰的抑制能力, 可以选择权函数得到下列优化问题:

$$\begin{cases} \max \gamma \\ \text{s.t.} \min \left\{ \gamma W_1(s)[1 - Q(s)], W_2(s)Q(s) \right\}_{\infty} < 1 \end{cases} \quad (16)$$

式中: $W_1(s)$ 和 $W_2(s)$ 分别为反映量测噪声抑制能力和外界扰动抑制的权函数. 检验质量的无拖曳控制相对阶次为2阶, $Q(s)$ 分母阶次至少大于分子阶次2阶. 综上, 为求解上述优化问题, 可通过虚拟回路构建将其转化为标准的 H_{∞} 混合灵敏度优化问题.

选取一个虚拟被控对象, 该虚拟被控对象应为稳定的零极点均在左半平面的被控对象, 表示为

$$\tilde{P}(s) = \frac{N_1(s)}{D_1(s)} \quad (17)$$

式中: $\tilde{P}(s)$ 为稳定的虚拟被控对象.

此时, 假设有虚拟控制器 $\tilde{K}(s)$, 虚拟回路的开环传递函数和闭环传递函数分别为

$$\tilde{L}_1 = \tilde{P}(s)\tilde{K}(s) \quad (18)$$

$$\tilde{L}_2 = \frac{\tilde{P}(s)\tilde{K}(s)}{(1 - \tilde{P}(s)\tilde{K}(s))} \quad (19)$$

此时, 式(16)可整定为标准的 H_{∞} 混合灵敏度优化问题:

$$\begin{cases} \max \gamma \\ \text{s.t.} \min \left\{ \gamma W_1(s) \frac{1}{1 + \tilde{P}(s)\tilde{K}(s)}, W_2(s) \frac{\tilde{P}(s)\tilde{K}(s)}{1 + \tilde{P}(s)\tilde{K}(s)} \right\}_{\infty} < 1 \end{cases} \quad (20)$$

定义 $S(s)$ 和 $T(s)$:

$$\begin{cases} S(s) = \frac{1}{1 + \tilde{P}(s)\tilde{K}(s)} \\ T(s) = \frac{\tilde{P}(s)\tilde{K}(s)}{1 + \tilde{P}(s)\tilde{K}(s)} \end{cases} \quad (21)$$

式(20)可进一步写为

$$\begin{cases} \max \gamma \\ \text{s.t.} \quad \min \left\{ \gamma W_1(s)S(s), W_2(s)T(s) \right\}_{\infty} < 1 \end{cases} \quad (22)$$

根据工程指标选用权函数 $W_1(s)$ 和 $W_2(s)$, 同时, 试凑虚拟被控对象 $\tilde{P}(s)$, 通过求解该 H_{∞} 混合灵敏度优化问题可求解出具体的虚拟控制器 $\tilde{K}(s)$ 。进而, 根据求解结果可得到对应的滤波器 $Q(s)$ 表达式为

$$Q(s) = \frac{\tilde{P}(s)\tilde{K}(s)}{1 + \tilde{P}(s)\tilde{K}(s)} \quad (23)$$

在该虚拟回路设计滤波器 $Q(s)$ 的问题中, 权函数的选取直接决定了 DOB 模块对干扰的估计性能和对噪声的抑制性能, 因此, 加权函数的选取是 $Q(s)$ 参数优化中关键的一步。加权函数 $W_1(s)$ 和 $W_2(s)$ 的选取需要根据不同的被控对象和性能指标来不断试凑: ①在本文的应用背景中, 阶次更低的滤波器更适合在工程上实现, 因此, 一般将权函数的阶次选为一阶或二阶; ② $W_1(s)$ 在优化问题中直接反映了灵敏度函数 $S(s)$ 的频率特点, 一般会使得 $W_1(s)$ 具有高增益的低通特性; ③ $W_2(s)$ 在优化问题中直接反映了灵敏度函数 $T(s)$ 的频率特点, 在本文的应用背景中反映了干扰的抑制性能, 一般 $W_2(s)$ 的选取应具有高通的特点。

综上, 针对本文的检验质量被控对象, 选取虚拟被控对象为

$$\tilde{P}(s) = \frac{1}{s+2} \quad (24)$$

选取权函数为

$$\begin{cases} W_1(s) = 10/s \\ W_2(s) = (s+100)/100 \end{cases} \quad (25)$$

权函数倒数的幅频曲线如图 3 所示。构建得到标准 H_{∞} 混合灵敏度优化问题, 通过 MATLAB 求解 H_{∞} 混合灵敏度优化问题后得到 $S(s)$ 和 $T(s)$ 的幅频曲线, 如图 4 所示。可见, 灵敏度函数 $S(s)$ 在测量频段 $1 \sim 10^{-4}$ Hz 具有一定的噪声压制效果, 同时, 灵敏度函数 $T(s)$ 也能准确估计 1 Hz 下的扰动。得到的虚拟控制器如下:

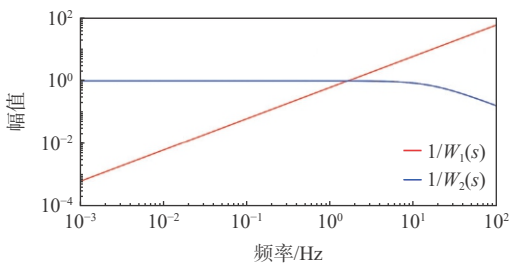


图 3 权函数倒数幅频曲线

Fig. 3 Magnitude frequency curves of the inverse weighting function

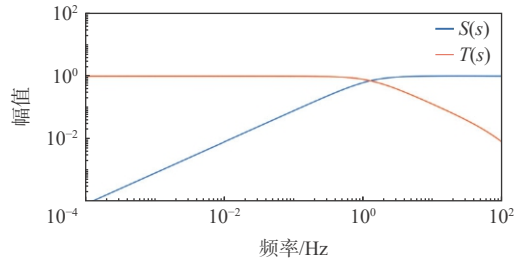


图 4 $S(s)$ 和 $T(s)$ 幅频曲线

Fig. 4 Magnitude frequency curves of $S(s)$ and $T(s)$

$$\tilde{K}(s) = \frac{3800.5(s+2)}{s(s+477.7)} \quad (26)$$

将式 (26) 和式 (24) 代入式 (23) 得

$$Q(s) = \frac{3800.5s(s+2)^2(s+477.7)}{s(s+2)^2(s+8.093)(s+469.6)(s+477.7)} \quad (27)$$

由于 $Q(s)$ 分母和分子阶次过高, 不利于实现, 需对其进行降阶处理。高阶系统理论上可以用一阶或二阶系统代替, 系统降阶的原理为忽略偶极子对系统的影响, 同时, 忽略非主导极点, 从而得到低阶的系统。对式 (27) 进行降阶, 同时, 为保证相对阶次大于或等于二阶, 对主导极点取平方得

$$Q(s) = \frac{\eta}{(s+8.093)^2} \quad (28)$$

式中: 为保证 $Q(s)$ 在低频段的增益为 0 dB, 取 $\eta = 65.4966$ 。

为验证降阶前后滤波器 $Q(s)$ 的近似程度, 画出降阶前后 $Q(s)$ 的幅频曲线, 如图 5 所示。通过降阶前后 $Q(s)$ 幅频特性曲线对比发现, 降阶前滤波器在高频段的增益更大, 对高频噪声的抑制能力更小。这是因为高阶 $Q(s)$ 具有唯一主导极点, 而降阶后取主导极点的平方, 从而导致降阶后幅频曲线在高频段下降更快。然而, 高频段的快速下降对 DOB 的高频段噪声抑制有益, 在满足干扰抑制水平且工程易于实现的同时, 应尽可能地压低 $Q(s)$ 的高频增益。

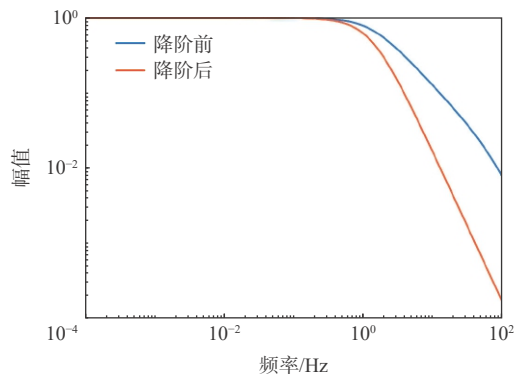


图 5 $Q(s)$ 幅频特性对比

Fig. 5 Comparison of magnitude frequency characteristics of $Q(s)$

3 闭环动力学仿真验证

基于第1节建立的19自由度航天器闭环动力学模型,将基于DOB的MPC与传统MPC进行仿真比较,对不同参数的DOB干扰估计性能进行对比分析。在MATLAB R2021b Simulink10.4中进行仿真,检验质量的质量为1.96 kg,转动惯量为 $6.913 \times 10^{-4} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$,刚度耦合系数为 $1 \times 10^{-4} / \text{s}^2$,控制频率为10 Hz。

3.1 未知的正弦干扰下MPC和DOB-MPC仿真

加入匹配干扰,干扰频率设定为0.1 Hz,因为在权函数选取时,考虑观测0.1 Hz以下的干扰,0.001~0.1 Hz是深空引力波测量频段。当引入小于0.1 Hz的干扰时, $Q(s)$ 的幅频曲线对应频率处幅值为1,因此,可以很准确地估计干扰。当引入大于0.1 Hz的干扰时, $Q(s)$ 的幅频曲线对应频率处幅值小于1,因此,观测性能不佳。线加速度干扰幅值为 $2 \times 10^{-7} \text{ m/s}^2$,角加速度干扰频率同上,干扰幅值为 $9 \times 10^{-6} \text{ rad/s}^2$ 。MPC的权重参数如表1所示。预测步长为50步,仿真时长为200 s,标称被控对象模型 $P_n(s)$ 取值为

$$P_n(s) = \frac{1}{s^2 + k} \quad (29)$$

表1 MPC优化权重

Table 1 Optimization weights of MPC

自由度	位移	速度	控制
x	1	5	10
y	1	5	10
z	1	10	10
ϕ	1	10	10
θ	1	5	10
ψ	1	10	10

本文设计的DOB主要是补偿 $1 \sim 10^{-4} \text{ Hz}$ 范围内的干扰。通过解决 H_∞ 混合灵敏度优化问题,设计合理的权函数,对优化结果进行降阶即可得到满足要求的滤波器 $Q(s)$ 为

$$Q(s) = \frac{65.4966}{(s + 8.093)^2} \quad (30)$$

正弦干扰下的仿真结果如图6~图11所示。结果表明,DOB-MPC的控制框架能较好地抑制住0.1 Hz的正弦干扰,进入稳态后控制误差小于 $1.8 \times 10^{-7} \text{ m}$,而传统MPC方法面对未提前预知的正弦干扰控制精度较低,进入稳态后控制误差达到 $3.7 \times 10^{-7} \text{ m}$ 。相应的,MPC的控制信号为应对干扰产生较大波动,对未知的正弦干扰有较大的反应,尽管

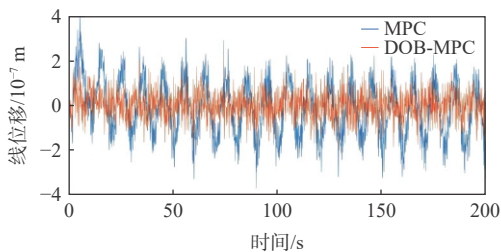


图6 正弦干扰下MPC和DOB-MPC的线位移
Fig. 6 Linear displacement of MPC and DOB-MPC with sinusoidal disturbance

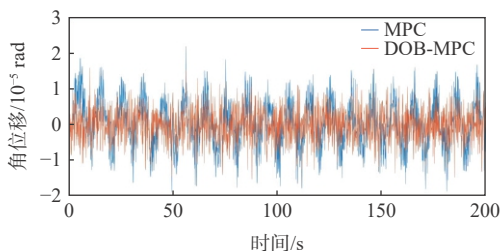


图7 正弦干扰下MPC和DOB-MPC的角位移
Fig. 7 Angular displacement of MPC and DOB-MPC with sinusoidal disturbance

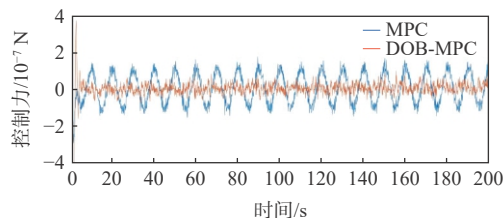


图8 正弦干扰下MPC和DOB-MPC的控制力
Fig. 8 Control force of MPC and DOB-MPC with sinusoidal disturbance

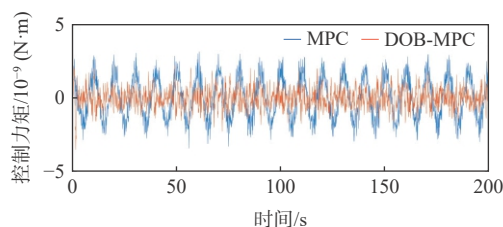


图9 正弦干扰下MPC和DOB-MPC的控制力矩
Fig. 9 Control torque of MPC and DOB-MPC with sinusoidal disturbance

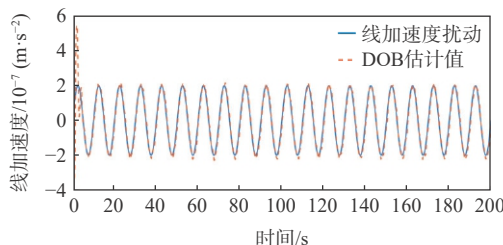


图10 正弦干扰下线加速度扰动与DOB估计
Fig. 10 Linear acceleration disturbance and DOB estimation with sinusoidal disturbance

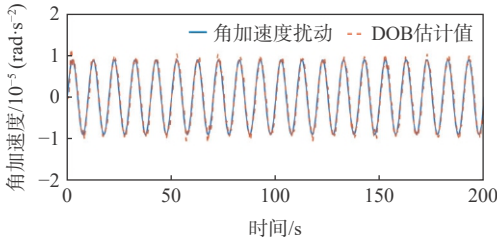


图 11 正弦干扰下角加速度扰动与 DOB 估计

Fig. 11 Angular acceleration disturbance and DOB estimation with sinusoidal disturbance

如此, 仍未能很好地抑制正弦干扰对检验质量位置和姿态的影响; 而 DOB-MPC 由于对未知干扰进行合理估计并进行前馈补偿的特点, 用较小的控制信号即可抑制干扰对位移和姿态的影响。由于干扰估计结果可见, DOB 模块对干扰的估计最开始发生微小的抖动, 随后快速收敛并对干扰进行了准确估计, 对线加速度和角加速度干扰的估计效果均达到理想指标。

3.2 未知的阶跃干扰下 MPC 和 DOB-MPC 仿真

被控对象和控制器参数同上。仿真时间为 100 s 时在输入端加入阶跃干扰, 额外增加 $1 \times 10^{-7} \text{ m/s}^2$ 的线加速度干扰和 $9 \times 10^{-6} \text{ rad/s}^2$ 的角加速度干扰。通过阶跃干扰的对比, 可充分衡量 MPC 和 DOB-MPC 在检验质量释放阶段应对太阳光压的干扰及未知的常值偏差时的容错率, 结果如图 12~图 17 所示。

由图 12 和图 13 可知, 当阶跃干扰突然出现时,

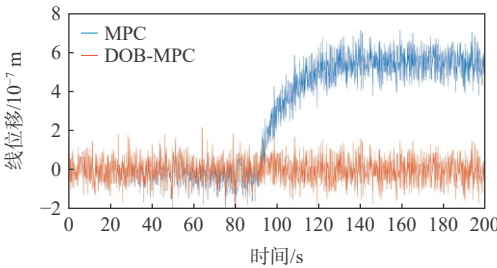


图 12 阶跃干扰下 MPC 和 DOB-MPC 的线位移

Fig. 12 Linear displacement of MPC and DOB-MPC with step disturbance

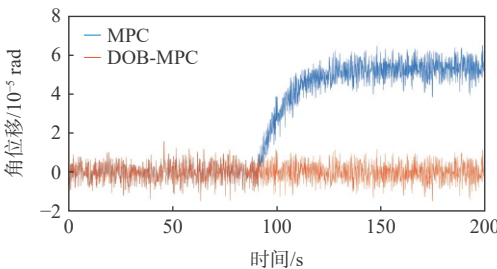


图 13 阶跃干扰下 MPC 和 DOB-MPC 的角位移

Fig. 13 Angular displacement of MPC and DOB-MPC with step disturbance

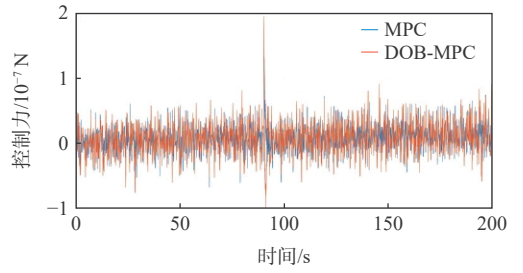


图 14 阶跃干扰下 MPC 和 DOB-MPC 的控制力

Fig. 14 Control force of MPC and DOB-MPC with step disturbance

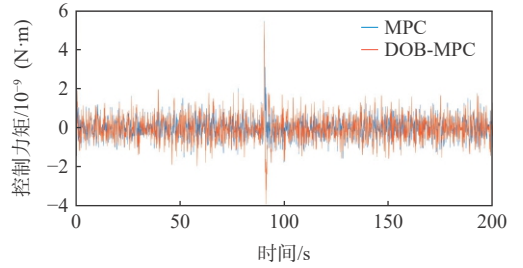


图 15 阶跃干扰下 MPC 和 DOB-MPC 的控制力矩

Fig. 15 Control torque of MPC and DOB-MPC with step disturbance

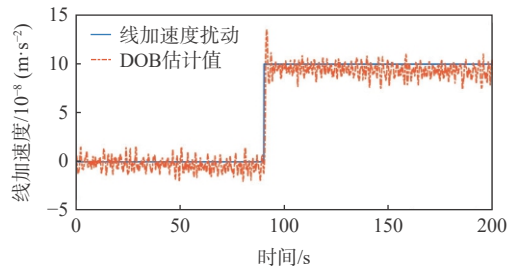


图 16 阶跃干扰下线加速度扰动与 DOB 估计

Fig. 16 Linear acceleration disturbance and DOB estimation with step disturbance

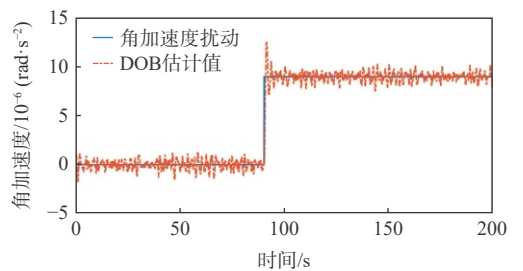


图 17 阶跃干扰下角加速度扰动与 DOB 估计

Fig. 17 Angular acceleration disturbance and DOB estimation with step disturbance

传统 MPC 控制下, 检验质量出现较大的位姿偏移, 而 DOB-MPC 控制下, 检验质量的位姿十分稳定, 基本消除阶跃干扰对检验质量的影响。面对未知的阶跃干扰, 会给传统 MPC 的控制效果引入常值偏差, 虽然 MPC 会对此偏差做出反应, 但 MPC 给出的控制量存在常值偏差, 无法将检验质量的状态

控制收敛。

由图 14 和图 15 可知, MPC 和 DOB-MPC 的控制信号非常接近, 这是因为在阶跃干扰下, 控制信号的变化量级不大。传统 MPC 直接忽略了该常值干扰, 造成较大的控制误差, 而 DOB-MPC 的控制信号在原来基础上发生了微小偏移以抑制未知干扰。

由图 16 和图 17 发现, DOB 对线加速度和角加速度的扰动估计实现了准确且快速的响应, 在扰动发生突变的 100 s 处, 扰动估计出现了微小超调。

3.3 不同转折频率的 DOB-MPC 扰动估计对比

面对不同频域特性的 $Q(s)$, 干扰估计和噪声抑制的效果不同, 对比频域特性如图 18 所示的 2 种 $Q(s)$ 滤波器, 得到不同的扰动估计效果。扰动估计器应用在同样的被控对象, MPC 参数也相同, 仅替换 $Q(s)$ 的参数。当转折频率 α 越靠右时, 扰动估计器对量测噪声和执行噪声的抑制能力越弱, 甚至发散。当转折频率越靠左时, 对噪声的抑制能力越好, 但对扰动的估计能力变弱。特别是对本文引入的 0.1 Hz 噪声, 转折频率需大于 0.1 Hz, 才能较好地完成任务估计与补偿。当转折频率刚好处于 0.1 Hz 时, 对 0.1 Hz 的扰动估计效果欠佳。

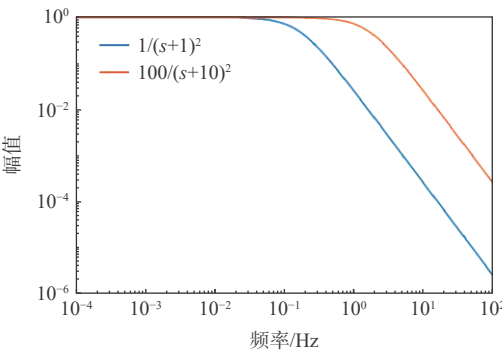


图 18 不同 $Q(s)$ 幅频曲线

Fig. 18 Magnitude frequency curves of different $Q(s)$

仿真结果如图 19~图 22 所示。当转折频率 α 在 1 Hz 附近时, 对扰动的补偿更准确, 控制器有较高的控制精度。转折频率在 1 Hz 左右的滤波器 $Q(s)$ 适合无拖曳控制, 能有效抑制干扰的同时对噪声进行滤除, 得到鲁棒性较好的无拖曳控制回路,

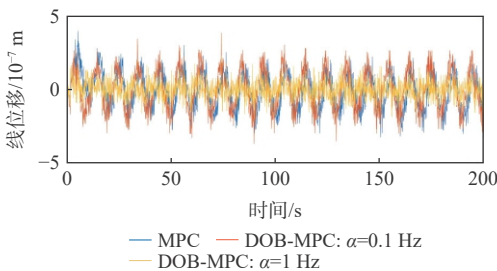


图 19 不同 $Q(s)$ 的 DOB-MPC 的线位移

Fig. 19 Linear displacement of DOB-MPC with different $Q(s)$

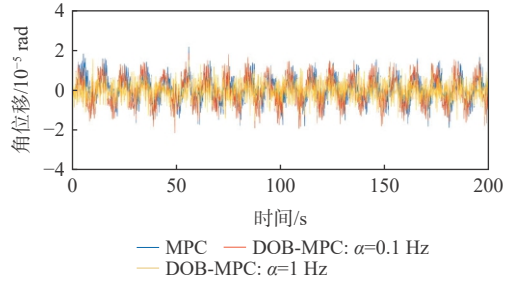


图 20 不同 $Q(s)$ 的 DOB-MPC 角位移

Fig. 20 Angular displacement of DOB-MPC with different $Q(s)$

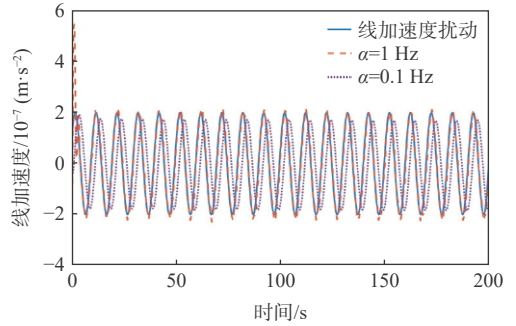


图 21 不同 $Q(s)$ 的 DOB 线加速度扰动估计对比

Fig. 21 Comparison of DOB linear acceleration disturbance estimation with different $Q(s)$

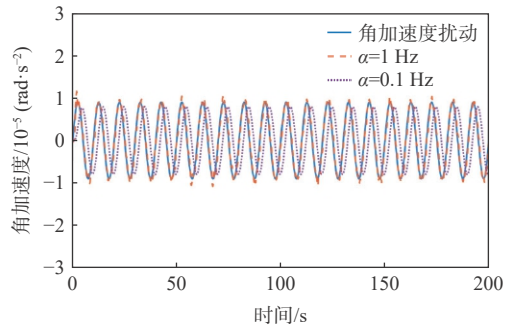


图 22 不同 $Q(s)$ 的 DOB 角加速度扰动估计对比

Fig. 22 Comparison of DOB angular acceleration disturbance estimation with different $Q(s)$

扰动估计效果较为理想。转折频率在 0.1 Hz 左右的滤波器 $Q(s)$ 在扰动估计中出现一定的幅值和相位估计偏差。由仿真实验结果发现, 对于 0.1 Hz 的正弦干扰, 转折频率最好在 1 Hz 附近。

综上, 可以得出: ①本文设计的 MPC-DOB 具有较好的未知干扰的估计和抑制能力, 能对未知的正弦干扰和阶跃干扰进行准确估计和补偿; ②基于无拖曳控制背景的 DOB-MPC 方法的 $Q(s)$ 参数设计, 滤波器 $Q(s)$ 的转折频率宜选定在 1 Hz 附近, 过于偏左会降低干扰估计的能力, 过于偏右不能对噪声进行有效抑制, 更不能确保系统的稳定性。

4 结论

1) 本文针对无拖曳稳态建立过程检验质量释

放阶段的控制问题, 提出基于 DOB 的渐进管道 MPC 方法, 完成了面向无拖曳稳态建立的抗扰 MPC 的设计。

2) 经过单航天器双检验质量全自由度的仿真平台验证, 基于 DOB 的渐进管道 MPC 能在 0.1 Hz 的正弦干扰或阶跃干扰下实现高精度控制, 其性能优于传统 MPC 方法。

下一步工作考虑将该 DOB-MPC 设计方案作为无拖曳科学测量模式的稳态建立其他阶段设计抗扰模型预测控制器, 或进一步考虑非线性 DOB 与非线性 MPC 耦合的设计方案, 从而达到更高的控制精度和性能。

参考文献 (References)

- [1] SCHLEICHER A, ZIEGLER T, SCHUBERT R, et al. In-orbit performance of the LISA Pathfinder drag-free and attitude control system[J]. *CEAS Space Journal*, 2018, 10(4): 471-485.
- [2] 罗子人, 张敏, 靳刚, 等. 中国空间引力波探测“太极计划”及“太极 1 号”在轨测试[J]. *深空探测学报*, 2020, 7(1): 3-10.
LUO Z R, ZHANG M, JIN G, et al. Introduction of Chinese spaceborne gravitational wave detection program “Taiji” and “Taiji-1” satellite mission[J]. *Journal of Deep Space Exploration*, 2020, 7(1): 3-10(in Chinese).
- [3] 罗俊, 艾凌皓, 艾艳丽, 等. 天琴计划简介[J]. *中山大学学报(自然科学版)*, 2021, 60(1): 1-19.
LUO J, AI L H, AI Y L, et al. A brief introduction to the TianQin project[J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2021, 60(1): 1-19(in Chinese).
- [4] 李洪银, 叶小容, 刘佳恒, 等. 天琴无拖曳控制研究的关键问题[J]. *中山大学学报(自然科学版)*, 2021, 60(增刊 1): 213-224.
LI H Y, YE X R, LIU J H, et al. Key issues in the research on drag-free control for TianQin[J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2021, 60(Sup 1): 213-224(in Chinese).
- [5] VIDANO S, NOVARA C, PAGONE M, et al. The LISA DFACS: model predictive control design for the test mass release phase[J]. *Acta Astronautica*, 2022, 193: 731-743.
- [6] SUN Z Q, XIA Y Q, DAI L, et al. Disturbance rejection MPC for tracking of wheeled mobile robot[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2017, 22(6): 2576-2587.
- [7] ZHANG S X, DAI L, XIA Y Q. Adaptive MPC for constrained systems with parameter uncertainty and additive disturbance[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2019, 13(15): 2500-2506.
- [8] MA D L, XIA Y Q, LI T Y, et al. Active disturbance rejection and predictive control strategy for a quadrotor helicopter[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2016, 10(17): 2213-2222.
- [9] ZHOU P, CHAI T Y, ZHAO J H. DOB design for nonminimum-phase delay systems and its application in multivariable MPC control[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2012, 59(8): 525-529.
- [10] YANG J, ZHENG W X. Offset-free nonlinear MPC for mismatched disturbance attenuation with application to a static var compensator[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2014, 61(1): 49-53.
- [11] PANNOCCHIA G, BEMPORAD A. Combined design of disturbance model and observer for offset-free model predictive control[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2007, 52(6): 1048-1053.
- [12] MAEDER U, BORRELLI F, MORARI M. Linear offset-free model predictive control[J]. *Automatica*, 2009, 45(10): 2214-2222.
- [13] MAEDER U, MORARI M. Offset-free reference tracking with model predictive control[J]. *Automatica*, 2010, 46(9): 1469-1476.
- [14] MORARI M, MAEDER U. Nonlinear offset-free model predictive control[J]. *Automatica*, 2012, 48(9): 2059-2067.
- [15] KWON S, KYUN W. A discrete-time design and analysis of perturbation observer for motion control applications[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2003, 11(3): 399-407.
- [16] 王璐. 基于观测器的抗干扰控制策略研究及性能评估[D]. 上海: 上海交通大学, 2015.
WANG L. Observer-based disturbance rejection control methodology and performance evaluation[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2015(in Chinese).

Disturbance rejection model predictive control for building drag-free steady state

HE Xiongfeng^{1,2}, LU Wei^{1,2}, XU Nuo^{1,2}, ZHOU Qixian^{1,2}, WANG Pengcheng^{1,2,*}, ZHANG Yonghe^{1,2}

(1. Innovation Academy for Microsatellites, Chinese Academy of Science, Shanghai 201304, China;

2. Key Laboratory of Satellite Digitization, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201210, China)

Abstract: To improve the anti-interference performance of the controller during the test mass release phase of the space-borne gravitational wave detection mission, disturbance-observer (DOB) based trumpet tube model predictive control (MPC) is proposed for the steady-state establishment of the test mass. On the one hand, the controller's performance in terms of disturbance immunity is enhanced by the DOB, and high precision estimation is achieved by reducing the DOB design problem to the standard H_∞ mixed sensitivity optimization problem using virtual loop technology. On the other hand, the trumpet tube MPC is designed, and the active set method is used to solve the optimization problem, and the high-precision test mass anti-disturbance control is realized under strong interference and strong execution constraints. Finally, the proposed method is verified by simulation on the full degree of freedom simulation platform of spacecraft-double test masses. Step matching interference and sine matching interference at 0.1 Hz are proposed based on the fundamentals of noise and interference. The results show that the DOB can accurately estimate the disturbance, and the method can realize high-precision control of the test mass under interference. The measurement noise is also inhibited.

Keywords: space-borne gravitational wave; model predictive control; disturbance observer; robust control; interference estimation

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0395

考虑攻击时间和视线角度约束的预定时间收敛协同制导方法

常亚南, 王先至, 李国飞*

(西北工业大学 航天学院, 西安 710072)

摘 要: 基于预定时间收敛一致性理论, 设计多飞行器区域封控约束协同拦截制导律。视线 (LOS) 方向设计预定时间收敛协同制导律, 使多个飞行器命中时间误差和命中时间一致性误差收敛到零, 命中时间趋于一致, 满足指定时间同时命中要求; 视线法向结合滑模控制方法设计预定时间收敛滑模面和视线角约束制导律, 使各飞行器视线角误差、视线角速率收敛到零, 实现多个飞行器按各自指定视线角命中目标, 满足期望视线角度要求。视线方向和视线法向的设计使预定时间收敛协同制导律能够同时满足攻击时间和视线角度的双重约束。理论分析表明, 所设计的制导方法可保证多飞行器以期望视线角度同时命中目标。仿真结果验证了所提方法的正确性和有效性。

关键词: 协同制导; 多飞行器; 预定时间收敛; 攻击时间约束; 视线角度约束

中图分类号: V448

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2026)02-0561-09

随着空战环境日益复杂, 设备性能不断优化, 战场环境对防御系统拦截效果提出更高要求。传统的单飞行器拦截方式难以实现对高性能目标的拦截任务。为提升防御系统拦截性能, 国内外相继开展了多飞行器协同作战方法研究。具有制导精度高、拦截面积大等优势的多飞行器协同作战方法成为相关领域研究热点。

在整个协同作战过程中, 协同制导是实现多飞行器协同作战的关键技术。目前已有大量对协同制导方法的研究, 众多研究人员提出了多种形式的协同制导方法。根据不同分类体制, 协同制导方法可分类如下: ①按协同制导架构分为“双层”式和“领-从”式; ②根据所受终端约束条件不同, 可分为时间约束协同、空间约束协同和时空约束协同等^[1]。

协同制导架构方面, 赵世钰等^[2]提出一种双层协同制导架构, 通过飞行器间信息交流实现了协同

制导。文献 [3] 将“领-从”编队控制方式应用到多飞行器协同制导中, 并提出领从式协同制导架构, 根据协同任务要求选择飞行器的运动状态, 并将领导者飞行器状态作为期望参考运动状态。文献 [4-5] 在“领-从”式架构下分别进行编队控制和协同制导研究。

文献 [6-11] 提出时间约束协同制导, 各飞行器通过调整各自飞行轨迹来控制飞行时长, 保证多飞行器在同一时刻命中目标, 实现对目标的饱和攻击。Jeon 等^[6]研究多飞行器在指定时间同时命中目标的问题, 提出预先设定飞行时间的制导律, 利用预估攻击时间和期望攻击时间的误差作为制导系统的反馈项, 结合最优比例导引方法, 解决了时间约束制导问题。文献 [7] 研究二维平面内多飞行器同时命中静止目标问题, 每个飞行器将自身剩余时间估计值与所有飞行器剩余时间估计值的平均

收稿日期: 2024-06-05; 录用日期: 2024-08-17; 网络出版时间: 2024-09-20 10:41

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240919.1615.007

基金项目: 国家自然科学基金 (62373304, 62003021); 中国科协青年人才托举工程 (YESS20230443); 中国高校产学研创新基金 (2021ZYA02009); 陕西秦创原引用高层次创新创业人才项目 (QCYRCXM-2022-136); 陕西省高校科协青年人才托举计划 (XXJS202218); 中央高校基本科研业务费专项资金 (D5000210830)

*通信作者. E-mail: liguofei@126.com

引用格式: 常亚南, 王先至, 李国飞. 考虑攻击时间和视线角度约束的预定时间收敛协同制导方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52 (2): 561-569. CHANG Y N, WANG X Z, LI G F. Prescribed-time convergent cooperative guidance method with impact time and line-of-sight angle constraints [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52 (2): 561-569 (in Chinese).

值误差作为反馈项,设计在时间约束下的协同制导律。文献[8]中多主飞行器的攻击时间控制协同制导律由剩余命中时间一致性给出,使主飞行器在指定时间同时命中目标,每个主飞行器所在群组的从飞行器的协同制导律由距离一致性给出,使从飞行器到目标的距离同步于主飞行器到目标的距离,从而使所有飞行器在指定时间同时命中目标。文献[9]针对三维空间下多飞行器协同打击问题,采用对协调变量的一致性协同控制方法,使主飞行器和从飞行器状态趋于一致,另外,采用分布式观测器,各从飞行器通过观测和跟踪主飞行器状态信息,最终实现命中时间一致。文献[10]基于分布式观测器,对考虑避障问题下具有攻击时间约束的协同制导方法进行了研究。文献[11]利用 Lyapunov 稳定性理论推导了二维和三维攻击时间控制制导律,在非线性运动学情形下,借助 Lyapunov 稳定性理论证明了飞行器状态收敛于期望的平衡点,并分析了所提制导律的奇异性问题。

空间约束协同制导通常指带有角度约束的协同制导。文献[12]考虑终端落角和终端攻击角度约束问题,通过求解线性二次终端控制问题,得到包含终端迎角约束的末制导律,简化后先控制落角,当落角满足要求时,再对攻击角度进行控制,最终同时满足落角和攻击角度约束。分数阶滑模具有分数阶微积分和滑模理论的双重优点,文献[13]选取分数阶滑模,并考虑终端角度约束、动态延迟和外界干扰,设计了分数阶滑模制导律。文献[14-15]结合固定时间收敛一致性理论,提出具有攻击角度约束的制导律,在固定的收敛时间内使攻击角度趋于期望值。此外,文献[16]研究了具有多飞行器空间位置关系约束的协同制导方法。

时空约束协同制导要求制导律同时满足攻击时间约束和空间角度约束。文献[17-19]分别在视线(line of sight, LOS)方向和视线法向对攻击时间和攻击角度进行控制,设计了同时满足攻击时间和末端攻击角度约束的制导律。文献[18]考虑空间和空间约束,分别设计了有限时间、固定时间及预定时间收敛的协同制导律,视线方向基于一致性理论设计的协同制导律保证所有飞行器剩余飞行时间趋于一致,视线法向设计的制导律使飞行器视线角速率收敛,且视线角收敛至期望值。文献[19]基于一种固定时间非奇异终端滑模控制方法,在视线法向设计包含角度约束的制导律,使各飞行器的视线角在固定时间内收敛至期望值,与视线方向具有攻击时间协同的制导律相结合,同时满足空间和空间约束。文献[20-23]在考虑目标机动情况下进行了协同制导律研究。

文献[14-15,19]运用固定时间收敛理论进行制

导律设计,相较于运用有限时间收敛理论的研究,具有收敛速度快和收敛时间与初始条件无关的优势,但其收敛时间上界难以预估,且运用固定时间收敛理论设计的控制器形式复杂。文献[24-26]运用预定时间收敛理论进行制导律设计,使制导系统在预先设定的收敛时间内收敛。

对于多飞行器协同制导问题,以往研究大多基于有限时间收敛或固定时间收敛理论展开,预定时间收敛的协同制导方法仍需进一步探索。考虑同时具有攻击时间和视线角度约束的协同制导问题正成为当下研究热点。

同时考虑攻击时间和角度约束对制导方法设计提出了更高要求。相比于单一约束条件下制导方法设计,双重约束条件增加了制导控制系统状态维数,导致制导方法设计更加复杂。

预定时间收敛理论是一种优势明显的控制理论,可以根据任务需求预先指定收敛时间上界,使系统快速收敛。但预定时间收敛理论与协同制导方法的结合在理论研究和工程实际中尚未成熟,仍需进一步探索。

考虑区域封控约束的多飞行器协同制导方法同时满足攻击时间约束和视线角度约束,可使多飞行器通过通信网络实现剩余攻击时间一致,且在制导末端对目标视线角保持期望值,多飞行器以特定空间关系散布在目标周围,对目标形成封控态势。本文提出考虑攻击时间和视线角度约束的预定时间收敛协同制导律,主要贡献如下:

- 1) 在视线方向设计预定时间收敛的协同制导律,可使各飞行器剩余飞行时间在预定时间内趋于一致。不同于有限时间收敛和固定时间收敛方式,本文方法不需考虑收敛时间与制导律参数和初始条件间的复杂关系。
- 2) 视线法向采用预定时间收敛滑模面,实现视线角速率、视线角在预定时间内分别趋向于零和期望视线角度。
- 3) 所提制导律同时满足攻击时间和视线角度约束,形成多飞行器对目标有效封控态势,且同时命中目标。

1 多飞行器协同拦截模型与预备知识

1.1 多飞行器协同拦截模型

如图1所示,建立二维平面内 n 个飞行器协同拦截目标模型,并推导飞行器与目标相对运动方程:

$$\begin{cases} \dot{r}_i = V_T \cos(\theta_T - q_i) - V_{M_i} \cos(\theta_{M_i} - q_i) \\ r_i \dot{q}_i = V_T \sin(\theta_T - q_i) - V_{M_i} \sin(\theta_{M_i} - q_i) \end{cases} \quad (1)$$

式中: r_i 为飞行器与目标相对距离; \dot{r}_i 为 r_i 对时间的

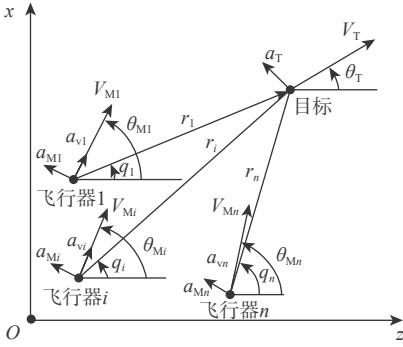


图 1 多飞行器目标相对运动关系

Fig. 1 The relative motion relationship of multi-vehicle and target

导数; q_i 为第 i 个飞行器对目标的视线角; \dot{q}_i 为 q_i 对时间的导数; V_{Mi} 、 V_T 分别为第 $i(i=1, 2, \dots, n)$ 个飞行器和目标的速度; θ_{Mi} 、 θ_T 分别为第 i 个飞行器和目标速度方向与水平线的夹角, 称为弹道倾角。图 1 中, a_{Mi} 、 a_{vi} 分别为第 i 个飞行器的法向加速度、切向加速度; a_T 为目标法向加速度。

对 \dot{r}_i 和 \dot{q}_i 求导, 有

$$\begin{cases} \dot{r}_i = r_i \dot{q}_i^2 - a_{r_i} + w_{r_i} \\ \dot{q}_i = -\frac{2\dot{r}_i \dot{q}_i}{r_i} - \frac{a_{q_i}}{r_i} + \frac{w_{q_i}}{r_i} \end{cases} \quad (2)$$

式中: a_{r_i} 、 $w_{r_i} = a_T \sin(q_i - \theta_T)$ 分别为飞行器和目标加速度沿视线方向的分量; a_{q_i} 和 $w_{q_i} = a_T \cos(q_i - \theta_T)$ 分别为飞行器和目标加速度沿视线法向的分量。 a_{r_i} 和 a_{q_i} 可由 a_{Mi} 和 a_{vi} 经过正交变换得到。

建立相应的协同制导系统状态方程, 令 $x_{1i} = r_i$ 、 $x_{2i} = \dot{r}_i$ 、 $x_{3i} = q_i - q_{fi}$ 、 $x_{4i} = \dot{x}_{3i} = \dot{q}_i$ 及 $u_{r_i} = a_{r_i}$ 、 $u_{q_i} = a_{q_i}$, 其中, q_{fi} 为视线角的期望值。根据式 (1) 和式 (2), 忽略目标机动在视线方向的分量, 保留目标在视线法向的扰动, 可得协同制导系统状态方程:

$$\begin{cases} \dot{x}_{1i} = x_{2i} \\ \dot{x}_{2i} = x_{1i} x_{4i}^2 - u_{r_i} + w_{r_i} \\ \dot{x}_{3i} = x_{4i} \\ \dot{x}_{4i} = -\frac{2x_{2i} x_{4i}}{x_{1i}} - \frac{u_{q_i}}{x_{1i}} + \frac{w_{q_i}}{x_{1i}} \end{cases} \quad (3)$$

根据式 (3), 攻击时间约束制导任务要求设计制导律 u_{r_i} , 使飞行器和目标距离在指定命中时间趋于零, 本文将此约束转化为使飞行器命中时间误差趋于零; 视线角度约束要求设计制导律 u_{q_i} , 使视线角 q_i 趋近于期望值 q_{fi} , 并使视线角速率 \dot{q}_i 趋近于零。

1.2 预备知识

1.2.1 图论

定义有向图: $G = \{V, \varepsilon\}$, 其中, 顶点集合 $V = \{v_1, \dots, v_N\}$, 边集合 $\varepsilon \subseteq V \times V$ 。从顶点集合中任选 2 个节点 v_k 和 v_l 组成的边 $\{v_k, v_l\} \in \varepsilon$, 称其为由节点 v_k 指向节点 v_l 的一条有向边, 此时, 节点 v_l 可以接收

节点 v_k 传递的信息。若任意 $\{v_k, v_l\} \in \varepsilon$, 存在 $\{v_l, v_k\} \in \varepsilon$, 则 G 为无向图。

若图 G 中存在一个节点 v_m , 使图 G 中不存在其他节点到 v_m 的路径, 则图 G 称为领从图, 且节点 v_m 为领导者, 其他所有节点均为跟随者。

对具有 N 个节点的有向图 G , 定义度量矩阵 D 、邻接矩阵 A 和拉普拉斯矩阵 L 。其拉普拉斯矩阵 $L = (l_{kl})_{N \times N}$ 定义为

$$L = D - A \quad (4)$$

式中: $A = [a_{kl}] \in \mathbf{R}^{N \times N}$, 若 $\{v_l, v_k\} \in G$, 则 $a_{kl} = 1$, 否则, $a_{kl} = 0$; $D = [d_{kl}] \in \mathbf{R}^{N \times N}$, $d_{kk} = \sum_{l=1}^N a_{kl}$, $d_{kl} = 0, k \neq l$ 。

1.2.2 稳定性理论

引理 1^[18] 对于系统 $\dot{x} = f(x, u)$, 若存在径向无界的 Lyapunov 函数 $Y(x)$, 且有 $\dot{Y}(x) \leq -\left(\frac{2}{\pi}\right)^{p-1} \frac{1+Y^2(x)}{(1-p)T_c} (\arctan(Y(x)))^p$, 则系统为全局预定时间稳定, 其预定收敛时间上界为 T_c 。其中, 参数 T_c 为预设的收敛时间上界, $0 < p < 1$ 为系统调试参数, 用于调节收敛速度。

引理 2^[18] 对于系统 $\dot{x} = f(x, u)$, 若存在径向无界的 Lyapunov 函数 $Y(x)$, 且有 $\dot{Y}(x) \leq -\frac{1}{\mu\gamma(1-p)T_c} Y^{\mu p - \mu + 1}(x)(Y^\mu(x) + \gamma)^{2-p}$, 则系统为全局预定时间稳定, 其预定收敛时间上界为 T_c 。其中, 参数 T_c 为预设的收敛时间上界, 参数 γ 、 μ 满足 $\gamma > 0, 0 < \mu < 1$ 。

2 预定时间收敛协同制导律设计

2.1 视线方向制导律设计

基于领从式制导架构进行协同制导律设计, 对领导者飞行器给定攻击时间, 部分跟随者飞行器接收领导者剩余攻击时间信息; 给定每个飞行器期望视线角, 在有向图下进行协同制导律设计。

2.1.1 领导者视线方向制导律设计

定义剩余飞行时间变量 t_{go} , 其估计值 \hat{t}_{go} 可表示为

$$\hat{t}_{go} = -\frac{r}{\dot{r}} \quad (5)$$

构建命中时间误差 e 的估计值表达式: $\hat{e} = t + \hat{t}_{go} - t_d$, 其中, t 为当前时刻, t_d 为给定攻击时间。在指定时间 t_d 命中目标等价于命中时间误差 \hat{e} 收敛至零。

对误差估计值 \hat{e} 求导并将式 (1)~式 (3) 代入可得

$$\dot{\hat{e}} = \frac{x_1}{x_2^2} (x_1 x_4^2 - u_r) \quad (6)$$

设计视线方向制导律 u_r 如下:

$$u_r = \frac{x_2^2}{x_1} \left(\frac{2}{\pi}\right)^{p-1} \frac{1+e^2}{(1-p)T_{c1}} (\arctan(\hat{e}))^p + x_1 x_4^2 \quad (7)$$

式中: $0 < p_1 < 1$; $T_{c1} > 0$ 。

2.1.2 跟随者视线方向制导律设计

跟随者 $i(i = 2, 3, 4, \dots, n)$ 剩余飞行时间估计值为

$$\hat{t}_{goi} = -r_i / \dot{r}_i \quad (8)$$

定义命中时间一致性误差 ξ_i :

$$\xi_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}(\hat{t}_{goj} - \hat{t}_{goi}) \quad (9)$$

设计视线方向制导律 u_r 如下:

$$u_r = \frac{x_{2i}^2}{x_{1i}} \left(\frac{2}{\pi}\right)^{p_1-1} \frac{1 + \left[\frac{1}{4} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}(\hat{t}_{goj} - \hat{t}_{goi})^2\right]^2}{(1-p_1)T_{c1} \left|\sum_{j=1}^n a_{ij}(\hat{t}_{goj} - \hat{t}_{goi})\right|} \cdot \left(\arctan\left(\frac{1}{4} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}(\hat{t}_{goj} - \hat{t}_{goi})^2\right)\right)^{p_1} \cdot \text{sign}\left(\sum_{j=1}^n a_{ij}(\hat{t}_{goj} - \hat{t}_{goi})\right) + x_{1i}x_{4i}^2 \quad (10)$$

定理 1 通过视线方向的制导律 u_r , 多飞行器剩余飞行时间在预定时间内趋于一致。

证明 定义 Lyapunov 函数 $W_1 = |\hat{e}|$, 其导数为

$$\begin{aligned} \dot{W}_1 &= \dot{e} \text{sign}(\hat{e}) = \frac{x_1}{x_2^2} (x_1 x_4^2 - u_r) \text{sign}(\hat{e}) = \\ &\left(\frac{2}{\pi}\right)^{p_1-1} \frac{1 + \hat{e}^2}{(1-p_1)T_{c1}} (\arctan(\hat{e}))^{p_1} \text{sign}(\hat{e}) = \\ &\left(\frac{2}{\pi}\right)^{p_1-1} \frac{1 + W_1^2}{(1-p_1)T_{c1}} (\arctan(W_1))^{p_1} \end{aligned} \quad (11)$$

由引理 1 可知, 命中时间误差估计值 \hat{e} 在预定时间内收敛到零, 且预定收敛时间为 T_{c1} 。故领导者命中时间误差在指定时间 T_{c1} 收敛到零, 实现指定时间命中的要求。

定义 Lyapunov 函数 $W'_1 = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}(\hat{t}_{goj} - \hat{t}_{goi})^2$,

其对时间的导数为

$$\begin{aligned} \dot{W}'_1 &= -\sum_{j=1}^n a_{ij}(\hat{t}_{goj} - \hat{t}_{goi}) \dot{t}_{goi} \leq \\ &-\left(\frac{2}{\pi}\right)^{p_1-1} \frac{1 + \left[\frac{1}{4} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}(\hat{t}_{goj} - \hat{t}_{goi})^2\right]^2}{(1-p_1)T_{c1}} \cdot \\ &\left(\arctan\left(\frac{1}{4} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}(\hat{t}_{goj} - \hat{t}_{goi})^2\right)\right)^{p_1} = \\ &-\left(\frac{2}{\pi}\right)^{p_1-1} \frac{1 + W'_1}{(1-p_1)T_{c1}} (\arctan(W'_1))^{p_1} \end{aligned} \quad (12)$$

由引理 1 可知, 命中时间一致性误差 ξ_i 在预定时间内收敛到零, 且预定收敛时间为 T_{c1} , 即各飞行器剩余飞行时间 \hat{t}_{goi} 在预定时间 T_{c1} 内趋向一致, 实

现多飞行器同时命中目标的要求。

2.2 视线法向制导律设计

设计预定时间收敛滑模面:

$$s_i = x_{4i} + \frac{1}{\mu\gamma(1-p_2)T_{c2}} \text{sig}^{\mu p_2 - \mu + 1}(x_{3i})(|x_{3i}|^\mu + \gamma)^{2-p_2} \quad (13)$$

式中: $\gamma > 0$, $0 < \mu < 1$, $0 < p_2 < 1$, $T_{c2} > 0$ 。

根据式 (13) 可知, 当滑模面 $s_i = 0$ 时, 有 $\dot{x}_{3i} = x_{4i} = -\frac{1}{\mu\gamma(1-p_2)T_{c2}} \text{sig}^{\mu p_2 - \mu + 1}(x_{3i})(|x_{3i}|^\mu + \gamma)^{2-p_2}$ 。

设计视线法向制导律 u_{qi} 如下:

$$u_{qi} = x_{1i} \left[-\frac{2x_{2i}x_{4i}}{x_{1i}} + \frac{w_{qi}}{x_{1i}} + F_i + \left(\frac{2}{\pi}\right)^{p_3-1} \frac{1 + s_i^2}{(1-p_3)T_{c3}} (\arctan|s_i|)^{p_3} \text{sign}(s_i) \right] \quad (14)$$

式中: $F_i = \frac{x_{4i}}{\mu\gamma(1-p_2)T_{c2}} |x_{3i}|^{\mu p_2 - \mu} (|x_{3i}|^\mu + \gamma)^{2-p_2} + (2-p_2) \cdot \mu (|x_{3i}|^\mu + \gamma)^{1-p_2} |x_{3i}|^{\mu p_2}$; $0 < p_3 < 1$; $T_{c3} > 0$ 。

定理 2 通过视线法向制导律 u_{qi} , 多飞行器能够按期望视线角命中目标, 满足视线角度约束条件。其中, 视线角与期望视线角的差值及视线角速率为预定时间收敛。

证明 定义 Lyapunov 函数 $W_{2i} = |x_{3i}|$, 其导数为

$$\begin{aligned} \dot{W}_{2i} &= \dot{x}_{3i} \text{sign}(x_{3i}) = \\ &-\frac{\text{sig}^{\mu p_2 - \mu + 1}(x_{3i})}{\mu\gamma(1-p_2)T_{c2}} (|x_{3i}|^\mu + \gamma)^{2-p_2} \text{sign}(x_{3i}) = \\ &-\frac{1}{\mu\gamma(1-p_2)T_{c2}} W_{2i}^{\mu p_2 - \mu + 1} (W_{2i}^\mu + \gamma)^{2-p_2} \end{aligned} \quad (15)$$

由引理 2 可知, 在滑模面 s_i 上, x_{3i} 预定时间内收敛到零, 且预定收敛时间为 T_{c2} 。当滑模面到达零时, 视线角在指定时间 T_{c2} 收敛到期望值, 实现视线角度约束控制。

定义 Lyapunov 函数 $W_{3i} = |s_i|$, 对其求导:

$$\begin{aligned} \dot{W}_{3i} &= \dot{s}_i \text{sign}(s_i) = \\ &\left[\dot{x}_{4i} + \frac{x_{4i}|x_{3i}|^{\mu p_2 - \mu}}{\mu\gamma(1-p_2)T_{c2}} (|x_{3i}|^\mu + \gamma)^{2-p_2} + \right. \\ &\left. (2-p_2)\mu(|x_{3i}|^\mu + \gamma)^{1-p_2} |x_{3i}|^{\mu p_2} \right] \text{sign}(s_i) = \\ &\left(-\frac{2x_{2i}x_{4i}}{x_{1i}} - \frac{u_{qi}}{x_{1i}} + F_i \right) \text{sign}(s_i) = \\ &\left[-\left(\frac{2}{\pi}\right)^{p_3-1} \frac{1 + s_i^2}{(1-p_3)T_{c3}} (\arctan|s_i|)^{p_3} \text{sign}(s_i) \right] \cdot \\ &\text{sign}(s_i) = -\left(\frac{2}{\pi}\right)^{p_3-1} \frac{1 + W_{3i}^2}{(1-p_3)T_{c3}} (\arctan(W_{3i}))^{p_3} \end{aligned} \quad (16)$$

由引理 1 可知, 滑模面 s_i 在预定时间内收敛到零, 且预定收敛时间为 T_{c3} 。滑模面收敛后, 视线角速率在滑模面上预定时间 T_{c3} 内收敛到零。

运用 2.1 节视线方向制导律 u_r 及 2.2 节视线法向制导律 u_q , 多飞行器攻击时间能够在预定时间内收敛到一致, 且视线角在预定时间内趋于期望值, 形成对目标多方位封控态势。所设计协同制导方法能够在同时考虑攻击时间和视线角度双重约束条件下, 使制导系统以预定时间收敛方式迅速收敛。相比于文献 [14-15,19] 中提出的固定时间收敛方式, 本文所提预定时间收敛方式可以预先设定收敛时间上界, 不用考虑收敛时间与制导律参数之间的复杂关系, 制导律参数设计更加灵活, 实现了预定时间收敛理论与协同制导方法设计的有效结合。

3 仿真验证

为验证本文所设计预定时间收敛协同制导律的有效性, 考虑 5 个飞行器, 分别在二维平面内拦截直线运动目标和余弦机动目标 2 种场景下开展仿真验证。

3.1 直线运动目标拦截情景仿真

飞行器和目标初始参数如表 1 所示。飞行器通信拓扑如图 2 所示。指定领导者攻击时间 $t_{d1}=30$ s, θ_T 为目标弹道倾角, 设置飞行器期望末端视线角 q_{d1} 为 $\theta_T - 180^\circ$ 、 $\theta_T - 195^\circ$ 、 $\theta_T - 210^\circ$ 、 $\theta_T - 165^\circ$ 、 $\theta_T - 150^\circ$ 。

表 1 场景 1 飞行器和目标初始参数

Table 1 The initial parameters of vehicle and target in scene 1

飞行器/目标	位置/m	弹道倾角/(°)	速度/(m·s ⁻¹)
飞行器1	(0, 0)	45	300
飞行器2	(-50, 600)	30	300
飞行器3	(-100, 1 000)	45	300
飞行器4	(600, -50)	45	300
飞行器5	(1 200, -100)	45	300
目标	(10 000, 1 000)	150	100

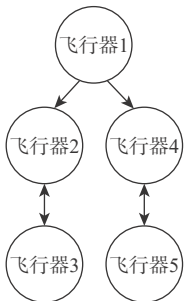


图 2 飞行器通信拓扑

Fig. 2 The communication topology of vehicles

设置制导律参数为: $p_1 = 0.5$, $T_{c1} = 10$ s, $\mu = 0.8$, $\gamma = 1.8$, $p_2 = 0.5$, $T_{c2} = 20$ s, $p_3 = 0.7$, $T_{c3} = 25$ s。

由图 3 飞行器和目标的轨迹可知, 多个飞行器

分别以期望视线角同时命中目标。根据图 4 命中时间误差和一致性误差仿真结果可知, 领导者命中时间误差和跟随者命中时间一致性误差均在预定时间 T_{c1} 内收敛到零, 实现了多飞行器命中时间协同控制。根据图 5 飞行器目标距离, 各飞行器与目标间距离在指定时间趋向于零。根据图 6 和图 7 可知, 视线角速率在预定时间 T_{c3} 内收敛到零, 视线角在预定时间 T_{c2} 内收敛到期望值, 实现了指定视线角控制。整个系统在 $T_c = \max\{T_{c1}, T_{c2}, T_{c3}\}$ 实现攻

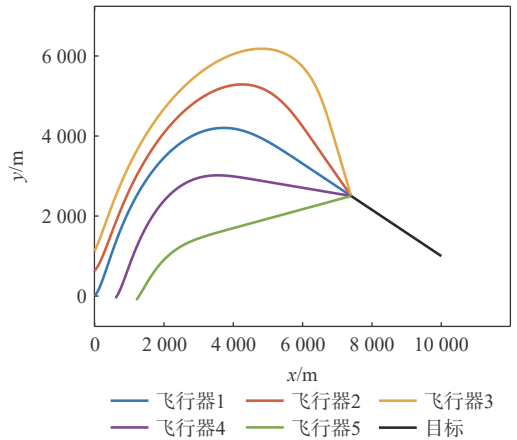


图 3 场景 1 飞行器和目标轨迹

Fig. 3 The trajectory of vehicles and target in scene 1

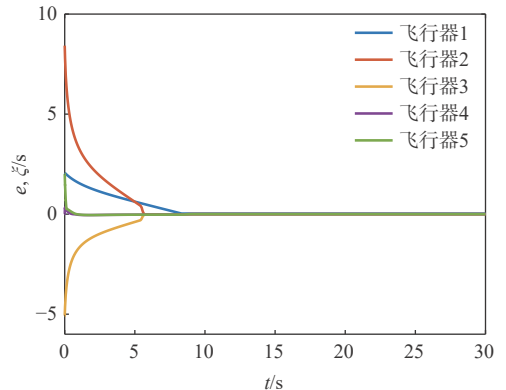


图 4 场景 1 命中时间误差/一致性误差

Fig. 4 The impact time error/consistency error in scene 1

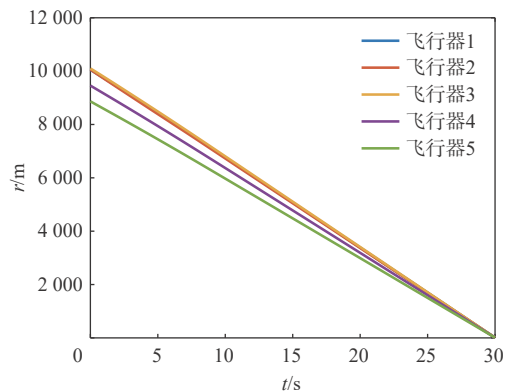


图 5 场景 1 飞行器目标距离

Fig. 5 The distance from vehicles to target in scene 1

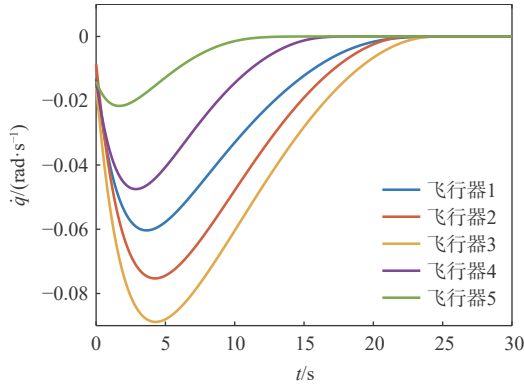


图6 场景1 视线角速率

Fig. 6 Line-of-sight angle rate in scene 1

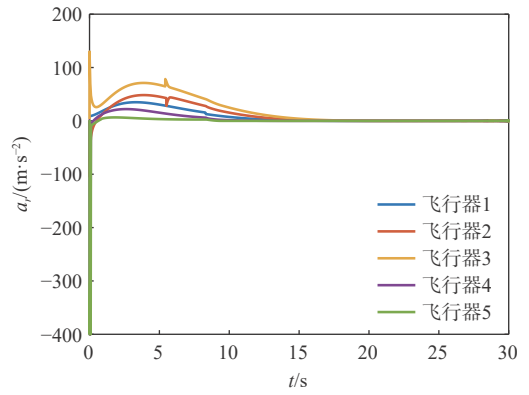


图9 场景1 视线方向加速度

Fig. 9 The acceleration in line-of-sight direction in scene 1

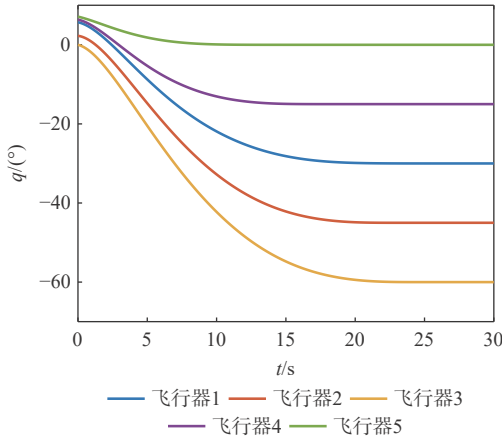


图7 场景1 视线角

Fig. 7 Line-of-sight angle in scene 1

表2 场景2 飞行器和目标初始参数

Table 2 The initial parameters of vehicle and target in scene 2

飞行器/目标	位置/m	弹道倾角/(°)	速度/(m·s ⁻¹)
飞行器1	(0, 0)	45	300
飞行器2	(-50, 600)	30	350
飞行器3	(-100, 1 000)	45	400
飞行器4	(600, -50)	45	300
飞行器5	(1 200, -500)	30	300
目标	(10 000, 5 000)	0	100

同值。飞行器通信拓扑如图2所示。指定攻击时间 $t_{d2}=70$ s, 设置期望末端视线角 q_{d2} 为 θ_T 、 $\theta_T - 195^\circ$ 、 $\theta_T - 210^\circ$ 、 $\theta_T - 165^\circ$ 、 $\theta_T - 150^\circ$ 。

假设已知目标机动 $a_T = 20 \cos(2t)$ 。设置制导律参数为： $p_4 = 0.45$ ， $T_{c4} = 15$ s， $\mu = 0.8$ ， $\gamma = 1.8$ ， $p_5 = 0.6$ ， $T_{c5} = 30$ s， $p_6 = 0.8$ ， $T_{c6} = 30$ s。

由图10所示，5个飞行器在二维平面内对机动目标形成不同方向的封控态势，并在相同时刻命中目标。图11中领导者命中时间误差和跟随者命中时间一致性误差均在预定时间 T_{c4} 内收敛到零，结合图12各飞行器与目标间距离在指定时间 $t_{d2}=70$ s

击时间协同和指定视线角控制。图8和图9给出了各飞行器视线法向和视线方向加速度，2个方向加速度指令过渡平滑，没有出现大幅抖震，且在末端平缓趋近于零。

3.2 余弦机动目标拦截情景仿真

本节针对余弦机动目标逃逸情景，进行多飞行器追击机动目标仿真。飞行器和目标初始参数如表2所示，其中，将飞行器初始速度大小设置为不

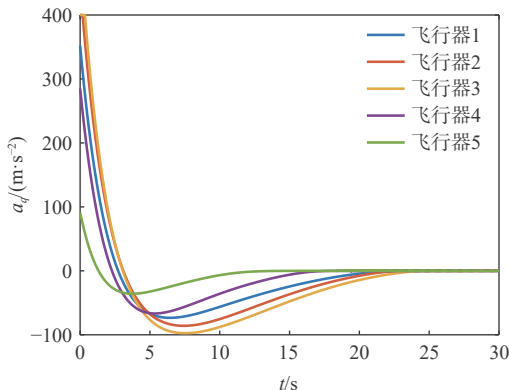


图8 场景1 视线法向加速度

Fig. 8 The acceleration in line-of-sight normal direction in scene 1

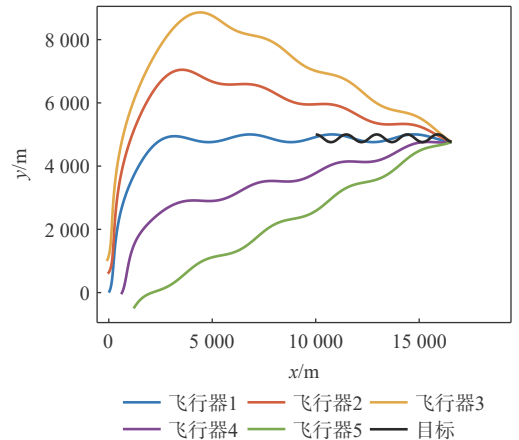


图10 场景2 飞行器和目标轨迹

Fig. 10 The trajectory of vehicles and target in scene 2

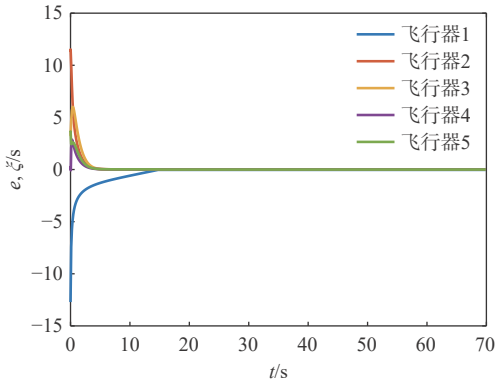


图 11 场景 2 命中时间误差/一致性误差

Fig. 11 The impact time error/consistency error in scene 2

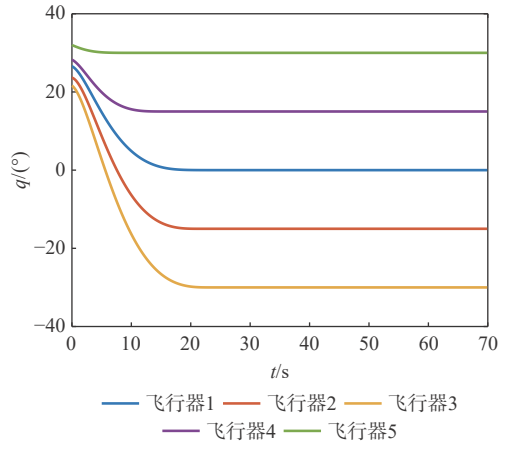


图 14 场景 2 视线角

Fig. 14 Line-of-sight angle in scene 2

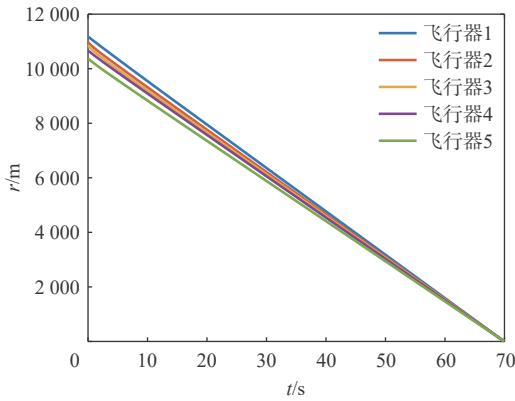


图 12 场景 2 飞行器目标距离

Fig. 12 The distance from vehicles to target in scene 2

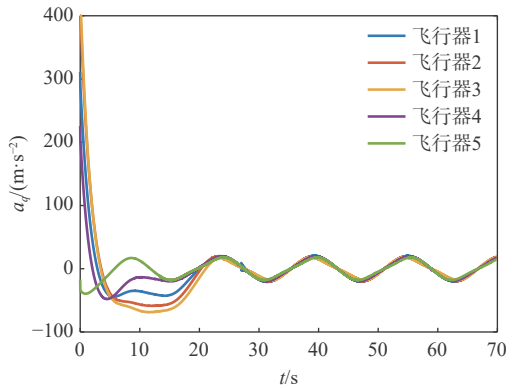


图 15 场景 2 视线法向加速度

Fig. 15 The acceleration in line-of-sight normal direction in scene 2

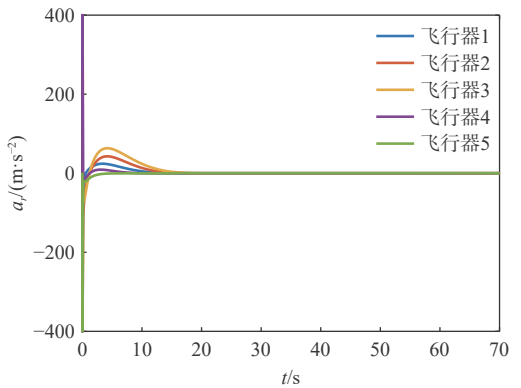


图 16 场景 2 视线方向加速度

Fig. 16 The acceleration in line-of-sight direction in scene 2

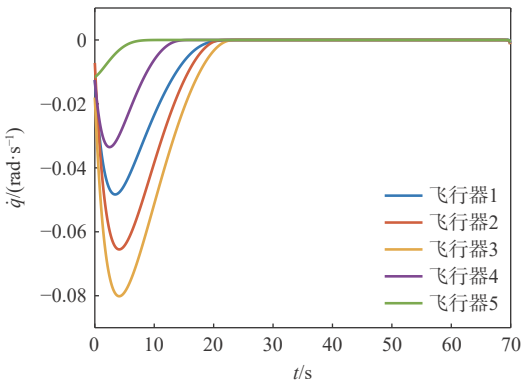


图 13 场景 2 视线角速率

Fig. 13 Line-of-sight angle rate in scene 2

趋向于零, 说明多飞行器实现了命中时间协同控制。图 13 中视线角速率在预定时间 T_{c6} 内收敛到零, 图 14 中视线角在预定时间 T_{c5} 内收敛到期望值, 由此可知, 多飞行器实现了指定视线角控制。整个系统在 $T'_c = \max\{T_{c4}, T_{c5}, T_{c6}\}$ 内实现攻击时间协同和指定视线角控制。此外, 图 15 和图 16 中各飞行器视线法向和视线方向加速度指令过渡平滑, 没有出现大幅抖震, 且在末端均保持在零附近。

在非机动目标和机动目标拦截场景下, 本文所设计考虑攻击时间约束和视线角度约束的预定时间收敛协同制导方法均能使多飞行器攻击时间趋

于一致, 且视线角收敛至期望值, 完成多飞行器对目标封控拦截制导任务。在仿真中, 将飞行器初始速度和位置等状态设置为不同值, 所设计协同制导算法仍能保证拦截效果, 验证了其在不同制导任务背景下的良好适用性能。

4 结论

1) 通过稳定性分析及仿真验证, 本文设计的具

有时间约束和视线角度约束的预定时间收敛协同制导律可以使多飞行器对目标形成封控态势,最终以期望视线角同时命中目标,实现二维平面内的协同制导任务。

2)所提方法实现了严格的预定时间协同精确打击,保证多飞行器在预先设定的、与初始状态无关的固定时间内,以期望的视线角同时命中目标,关键误差变量均呈预定时间收敛。

3)本文方法具备对机动与非机动目标的广泛适用性,所设计协同制导律在面对机动目标和非机动目标时均能有效完成任务,展现了良好的环境适应性与任务鲁棒性。

参考文献 (References)

- [1] 周敏,王一鸣,郭建国,等.多弹协同末制导方法综述[J].航空兵器,2023,30(4):17-25.
ZHOU M, WANG Y M, GUO J G, et al. A survey of multi-missile cooperative terminal guidance[J]. *Aero Weaponry*, 2023, 30(4): 17-25 (in Chinese).
- [2] 赵世钰,周锐.基于协调变量的多导弹协同制导[J].航空学报,2008,29(6):1605-1611.
ZHAO S Y, ZHOU R. Multi-missile cooperative guidance using coordination variables[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2008, 29(6): 1605-1611(in Chinese).
- [3] 张友安,马国欣,王兴平.多导弹时间协同制导:一种领弹-被领弹策略[J].航空学报,2009,30(6):1109-1118.
ZHANG Y A, MA G X, WANG X P. Time-cooperative guidance for multi-missiles: a leader-follower strategy[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2009, 30(6): 1109-1118(in Chinese).
- [4] LI G F, WANG X Z, ZUO Z Y, et al. Fault-tolerant formation control for leader-follower flight vehicles under malicious attacks[EB/OL]. (2024-04-22)[2024-06-01]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10506534>.
- [5] LI G F, ZUO Z Y. Robust leader-follower cooperative guidance under false-data injection attacks[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(4): 4511-4524.
- [6] JEON I S, LEE J I, TAHK M J. Impact-time-control guidance law for anti-ship missiles[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2006, 14(2): 260-266.
- [7] JEON I S, LEE J I, TAHK M J. Homing guidance law for cooperative attack of multiple missiles[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2010, 33(1): 275-280.
- [8] 李国飞,李博皓,吴云洁,等.多群组飞行器攻击时间控制协同制导方法[J].宇航学报,2023,44(1):110-118.
LI G F, LI B H, WU Y J, et al. Cooperative guidance law with impact time control for clusters of flight vehicles[J]. *Journal of Astronautics*, 2023, 44(1): 110-118(in Chinese).
- [9] 李国飞,朱国梁,吕金虎,等.主-从多飞行器三维分布式协同制导方法[J].航空学报,2021,42(11):524926.
LI G F, ZHU G L, LYU J H, et al. Three-dimensional distributed cooperative guidance law for multiple leader-follower flight vehicles[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(11): 524926(in Chinese).
- [10] LI G F, LV J H, ZHU G L, et al. Distributed observer-based cooperative guidance with appointed impact time and collision avoidance[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2021, 358(14): 6976-6993.
- [11] KIM M, JUNG B, HAN B, et al. Lyapunov-based impact time control guidance laws against stationary targets[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(2): 1111-1122.
- [12] PARK B G, KIM T H, TAHK M J. Optimal impact angle control guidance law considering the seeker's field-of-view limits[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering*, 2013, 227(8): 1347-1364.
- [13] 周慧波.基于有限时间和滑模理论的导引律及多导弹协同制导研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2015.
ZHOU H B. Study on guidance law and cooperative guidance for multi-missiles based on finite-time and sliding mode theory[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2015(in Chinese).
- [14] ZHAO J L, ZHOU J. Fixed-time second order sliding mode guidance law for interceptors with impact angle constraints[C]//Proceedings of the 2019 IEEE 3rd Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1010-1014.
- [15] ZHANG M J, MA J J. Adaptive fixed-time cooperative intercept guidance law with line-of-sight angle constraint[C]//Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1992-1998.
- [16] LI G F, WU Y J. Adaptive cooperative guidance with seeker-less followers: a position coordination-based framework[J]. *ISA Transactions*, 2023, 143: 168-176.
- [17] KUMAR S R, RAO S, GHOSE D. Non-singular terminal sliding mode guidance and control with terminal angle constraints for non-maneuvering targets[C]//Proceedings of the 2012 12th International Workshop on Variable Structure Systems. Piscataway: IEEE Press, 2012: 291-296.
- [18] 景亮.多拦截弹时间收敛协同制导律研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2021.
JING L. Reserch on time convergence cooperative guidance law for mutple interceptor[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021 (in Chinese).
- [19] 田野,蔡远利,邓逸凡.一种带时间协同和角度约束的多导弹三维协同制导律[J].控制理论与应用,2022,39(5):788-798.
TIAN Y, CAI Y L, DENG Y F. A 3D cooperative guidance law for multiple missiles with line-of-sight angle constraint[J]. *Control Theory & Applications*, 2022, 39(5): 788-798(in Chinese).
- [20] CHEN Z Y, YU J L, DONG X W, et al. Three-dimensional cooperative guidance strategy and guidance law for intercepting highly maneuvering target[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2021, 34(5): 485-495.
- [21] 王鹏,赵石磊,陈万春.基于可达区在线预测的GPI中制导协同拦截策略[J].北京航空航天大学学报,2024,50(11):3463-3476.
WANG P, ZHAO S L, CHEN W C. Cooperative interception strategy for midcourse guidance of GPI based on online prediction of reachable area[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2024, 50(11): 3463-3476(in Chinese).
- [22] 于江龙,董希旺,李清东,等.拦截机动目标的分布式协同围捕制导方法[J].航空学报,2022,43(9):325817.

- YU J L, DONG X W, LI Q D, et al. Distributed cooperative encirclement hunting guidance method for intercepting maneuvering target[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(9): 325817(in Chinese).
- [23] ZHANG L, WEI C Z, JING L, et al. Fixed-time sliding mode attitude tracking control for a submarine-launched missile with multiple disturbances[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2018, 93(4): 2543-2563.
- [24] LIN Q, ZHOU Y J, JIANG G P, et al. Prescribed-time containment control based on distributed observer for multi-agent systems[J]. *Neurocomputing*, 2021, 431: 69-77.
- [25] 池海红, 丁栖航, 张国良. 预定时间多导弹三维协同制导律[J]. *宇航学报*, 2023, 44(8): 1238-1250.
- CHI H H, DING X H, ZHANG G L. Three-dimensional cooperative guidance law for multiple missiles with predefined-time convergence[J]. *Journal of Astronautics*, 2023, 44(8): 1238-1250(in Chinese).
- [26] SÁNCHEZ-TORRES J D, SANCHEZ E N, LOUKIANOV A G. Predefined-time stability of dynamical systems with sliding modes [C]//Proceedings of the 2015 American Control Conference. Piscataway: IEEE Press, 2015: 5842-5846.

Prescribed-time convergent cooperative guidance method with impact time and line-of-sight angle constraints

CHANG Yanan, WANG Xianzhi, LI Guofei*

(School of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Based on the theory of prescribed-time convergence consensus, a cooperative interception guidance law for multiple flight vehicles under regional confinement constraints is designed. In the line-of-sight (LOS) direction, a prescribed-time cooperative guidance law is designed to ensure that the impact time errors and the consensus errors of impact time converge to zero, thereby causing the impact times to tend toward consistency and satisfying the requirement of simultaneous interception at a designated time. In the vertical direction of the LOS, by integrating sliding mode control, a prescribed-time convergent sliding mode surface and a guidance law with LOS angle constraints are designed to drive the LOS angle errors and LOS angular rates of each flight vehicle to zero. This enables multiple flight vehicles to intercept the target at their respective specified LOS angles, thereby meeting the desired LOS angle requirements. The designs along the LOS direction and vertical to the LOS direction enable the prescribed-time convergence cooperative guidance law to simultaneously satisfy the dual constraints of impact time and LOS angle. Theoretical analysis demonstrates that the proposed guidance method ensures multiple flight vehicles intercept the target simultaneously at the desired LOS angles. Simulation results verify the correctness and effectiveness of the proposed method.

Keywords: cooperative guidance; multiple flight vehicles; prescribed-time convergence; impact time constraint; line-of-sight angle constraint

Received: 2024-06-05; **Accepted:** 2024-08-17; **Published Online:** 2024-09-20 10:41

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240919.1615.007

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (62373304,62003021); Young Elite Scientist Sponsorship Program by CAST (YESS20230443); China Higher Education Institution Industry-University-Research Innovation Fund (2021ZYA02009); Shaanxi Qinchuangyuan High-level Innovation and Entrepreneurship Talent Project (QCYRCXM-2022-136); Young Talent Fund of University Association for Science and Technology in Shaanxi, China (XXJS202218); The Fundamental Research Funds for the Central Universities (D5000210830)

* **Corresponding author.** E-mail: liguofei1@126.com

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0399

超视距空战全域火力场计算及态势威胁 评估和辅助决策应用

曹玥瑶, 薛涛, 何闪闪, 艾剑良, 董一群*

(复旦大学 航空航天系, 上海 200433)

摘要: 针对超视距 (BVR) 空战态势威胁评估问题, 提出一种基于全域火力场的空战态势威胁评估方法, 基于超视距空战载机、设备特征, 开展离线单机全域火力场数值计算和在线多机聚合全域火力场计算, 克服了传统态势威胁评估方法主观性强、不满足实时计算需求等缺陷。考虑导弹导引头探测误差及导弹舵机响应时延, 建立超视距空战仿真环境; 考虑飞行员操纵行为偏差, 划分机动动作关键决策点并引入正态分布的关键决策点控制量散布, 基于蒙特卡罗法, 统计载机空战胜率, 离线计算单机全域火力场; 基于独立概率事件假设在线计算多机聚合全域火力场; 计算全域火力场的梯度特征表征模型, 并针对一对一超视距空战场景, 设计辅助决策系统。实验计算结果有效验证了全域火力场的概念设计和计算方法, 为基于全域火力场的超视距空战态势威胁评估和辅助决策系统设计提供了支撑。

关键词: 超视距空战; 态势威胁评估; 全域火力场; 蒙特卡罗法; 空战辅助决策

中图分类号: V271; V243

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2026)02-0570-11

随着科技的发展, 战斗机机载雷达探测距离、数据链处理传输能力和空空导弹射程大幅提升, 超视距 (beyond visual range, BVR) 空战在技术上日趋成熟; 同时, 由于超视距空战所具备的战术优势, 现代空战在超视距阶段结束的比例大幅提升。超视距空战已成为当前空战的主要模式和各国军方的重点发展方向。

超视距空战以空空导弹为主要设备, 战场态势瞬息万变、对抗性强^[1]。近年来, 随着机载火控技术及机载探测技术的发展, 空空导弹实现了从目标尾后攻击到全向攻击的发展^[2]。空战的制胜关键是先于对手实现环境感知、态势认知、行为决策、控制执行 (observe, orient, decide, act, OODA) 环的闭合, 把握空战的四先原则, 即“先敌发现、先敌发射、先敌脱离、先敌摧毁”^[3]。这对如何实时、准确

地获取战场态势威胁信息, 正确、直观地建立战场态势模型并展开火控决策提出了挑战。

超视距空战态势威胁评估以交战双方载机性能、机载设备性能和双方实时几何态势等为主要研究对象, 定量建立交战双方的态势威胁评估模型, 是超视距空战目标分配及火控决策的基础^[4]。

因此, 综合技术发展和现代空战作战需求, 提出适应未来超视距空战的态势威胁评估及辅助决策方法是本文的主要目的和意义。

超视距空战态势威胁评估方法包括参量法和非参量法 2 类^[5-8]。参量法以贝叶斯方法为主流, 通过建立推理网络以输出空战态势威胁评估模型^[5], 但该方法计算量大, 模型维护成本较高; 非参量法是一种基于专家经验的方法, 其主要思想是通过提取空战态势威胁评估指标, 分别构造优势函数并加

收稿日期: 2024-06-05; 录用日期: 2024-07-05; 网络出版时间: 2024-09-09 16:34

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240909.1328.007

* 通信作者. E-mail: yiqundong@fudan.edu.cn

引用格式: 曹玥瑶, 薛涛, 何闪闪, 等. 超视距空战全域火力场计算及态势威胁评估和辅助决策应用 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52 (2): 570-580. CAO Y Y, XUE T, HE S S, et al. Calculation of beyond visual range air combat all-domain fire field and application of situation threat assessment and assistant decision making [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52 (2): 570-580 (in Chinese).

权求和得到总体空战态势威胁评估模型,主要包括层次分析法、熵法、主成分分析法、灰度关联分析法等^[6-8],该方法易于计算、模型简单、适用性强,是目前工程应用最为广泛的态势威胁评估方法。

国内外学者已针对非参量法展开了大量研究。张洪波等^[9]引入目标进入角对攻击区的影响及载机高度对导弹射程的影响。周思羽等^[10]针对非参量法无法体现交战双方速度、能量对胜率的非线性影响及未考虑进入角和方位角的耦合效应等问题,提出一种从空战设备攻击区的角度构造优势函数的思想。Li等^[11]结合来袭设备的作战能力和反射区,将传统的定性指标进行量化分析,构建了空中目标威胁评估模型。考虑干扰因素对空战态势的影响,程天发等^[12]基于基本威胁模型,考虑气象环境变换对距离威胁和空战能力威胁大小的影响,提高了模型的环境适应性。华家辉等^[13]针对敌方干扰系统对威胁评估的影响,增加干扰能力因子分析,构建了更为真实的空战态势威胁评估模型。针对非参量法的聚合权重系数选取问题,方伟等^[14]提出多人层次分析法和熵法相结合的主客观组合赋权方法。兰轶冰等^[15]提出基于攻击区的定量分析和构造优势函数的方法。杨爱武等^[16]提出基于动态变权重的空战态势威胁评估方法,以克服固定聚合权重无法描述空战过程动态特征的问题。

尽管国内外学者已针对非参量法展开了大量改进研究,但仍无法克服其难以完整提取超视距空战战场态势威胁评估指标、优势函数聚合权重系数的选取主观性强、无法适应战场态势的动态变化、态势威胁评估结果的准确性和合理性受权重参数选取方法的影响,无法完全符合超视距空战的客观规律等问题。

随着智能化算法的快速发展,国内外已有学者基于神经网络、场论等新方法展开了大量改进研究^[17-26],该类方法不涉及权重系数选取问题。针对传统方法无法完整提取态势变化影响因素的问题,翟翔宇^[17]提出使用全连接神经网络进行态势威胁评估,以更真实反映超视距空战的非线性规律。方伟等^[21]提出基于半监督学习方法的生成式对抗网络空战态势威胁评估模型,进一步提高了神经网络的拟合能力。还有学者展开了对基于场论方法的研究。在空战过程中,交战双方所有战斗机都能对周围空间产生影响,表现为具有一定的火力场。常一哲等^[25-26]提出动态威力场的概念,从交战双方战斗机攻击能力、通信能力、探测能力、生存能力、电子干扰能力、协同能力和全向告警能力等方面构建模型,能够克服非参量法动态优势与静态优势相孤

立的缺点,使所建立的模型更符合超视距空战的客观规律。

但上述方法往往只能在特定条件下取得较好效果,无法完全反映超视距空战客观规律。因此,亟须开展针对超视距空战的态势威胁评估方法研究,这对于提升空战胜率,促进中国军事领域航空设备在高动态、强实时、非确定边界的超视距空战任务场景下的性能发展具有重要意义。

全域火力场概念的提出有助于打破这一僵局。谢岚凤等^[2]从未来穿透性制空空战的发展趋势出发,分析未来超视距空战的制胜关键,提出全域火力场的概念。全域火力场包含导弹理论最大攻击距离以内导弹杀伤性能的分布情况信息,将目标中心和载机中心2种全向攻击火控模式进行融合,拓展了传统火力场模型的内涵。同时,引入场论的梯度、散度、旋度3个特征指标,以建立全域火力场的特征表征模型,在此基础上,对基于全域火力场的火控决策场景进行了初步探索。该方法在超视距空战全时空域框架下描述载机的动态、综合杀伤性能,解决了传统态势威胁评估方法中同一目标在不同载机中心火控模式下算得的杀伤概率无法有效聚合的问题,在信息域上强化了机-弹、机-机互联,在时域上延伸了火控作用时间,在空域上拓展了杀伤能力表征。但主要进行了概念设计分析和应用场景的探索,仍需面向全域火力场的数值计算优化及特定空战场景下辅助决策系统应用设计等展开进一步研究。

综上所述,本文在分析现有空战态势威胁评估方法问题的基础上,提出一种超视距空战全域火力场的计算方法,并将其应用于态势威胁评估和辅助决策系统设计。主要创新点在于将全域火力场计算分为离线单机全域火力场计算和在线多机聚合全域火力场计算,克服了传统态势威胁评估方法主观性强、不满足实时计算要求等缺陷。首先,建立高精度超视距空战仿真环境,考虑包含导弹导引头探测误差、舵机响应时延的导弹脱靶量来源和飞行员操纵行为偏差;然后,在此基础上,利用蒙特卡罗法建立离线单机全域火力场的计算方法,并基于独立概率事件公式,进行在线多机聚合全域火力场计算;最后,针对典型空战应用场景进行辅助决策系统验证。

1 高精度超视距空战仿真环境建立

本文的技术路线如图1所示。建立空战仿真环境的目的是模拟空战中交战双方的完整对抗过程及战斗结果。本节包括空空导弹和目标飞机建

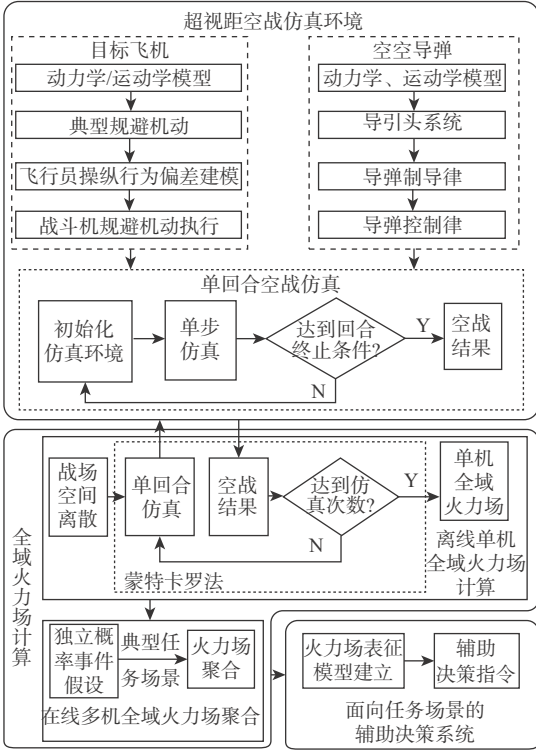


图1 技术路线

Fig. 1 Technology roadmap

模,同时,由于需要在所建立的超视距空战仿真环境中解算载机杀伤概率,因此,需要对空空导弹、目标飞机误差来源进行建模。

考虑一对一超视距空战场景是超视距空战的基本单元,是编队级空战的基础,对一对一超视距空战场景下的交战双方展开态势威胁评估和定量、定性分析更为直观,因此,针对一对一超视距空战场景展开离线单机全域火力场计算。超视距空战的双方交战对抗过程主要包括接敌段、规避段和回转段,如图2所示。可以看出,接敌段对应我机加速到指定速度/爬升到指定高度,雷达锁定敌机,占据优势位置;规避段对应我机判断是否有敌弹来袭,执行规避动作,规避敌弹;回转段对应我机确认敌弹对我机不构成威胁后,调整航向回转,重新锁定敌机。交战双方分别为红方和蓝方。0~1时刻

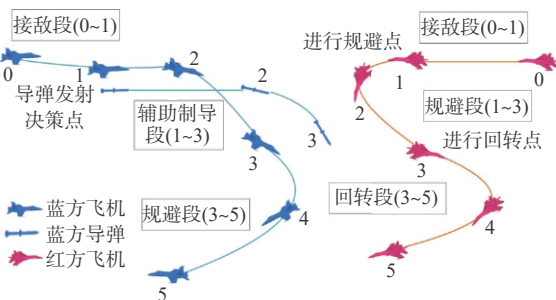


图2 空战流程示意图

Fig. 2 Schematic of air combat process

为双方飞机的接敌段,蓝方飞机在1时刻发射导弹后,持续追踪红方飞机一段时间,为导弹提供辅助制导信息,直到导弹进入自主制导段后脱离;红方飞机在1~3时刻完成对蓝方导弹的机动规避,在3~5时刻回转机头,重新锁定蓝方飞机。

为建立超视距空战仿真环境,需要对空战过程所涉及的2个主要元素(空空导弹和目标飞机)进行建模。为简化问题的复杂程度,忽略迎角和侧滑角影响,建立空空导弹、目标飞机3自由度运动学模型:

$$\begin{cases} \dot{\theta}_i = \frac{g}{v_i}(n_{ix} - \cos\theta_i) = \frac{g}{v_i}(n_{in} \cos\phi_i - \cos\theta_i) \\ \dot{\phi}_i = \frac{g}{v_i} \cdot \frac{n_{iy}}{\cos\theta_i} = \frac{g}{v_i} \cdot \frac{n_{in} \sin\phi_i}{\cos\theta_i} \\ \dot{v}_i = g(n_{ix} - \sin\theta_i) \\ \dot{x}_i = v_i \cos\theta_i \cos\varphi_i \\ \dot{y}_i = v_i \cos\theta_i \sin\varphi_i \\ \dot{z}_i = v_i \sin\theta_i \end{cases} \quad (1)$$

式中: $i = M, T$, 分别表示空空导弹、目标飞机; v 为飞行速度; θ, ϕ, φ 分别为俯仰角、滚转角、偏航角; n_x 为切向过载; n_y, n_z 分别为法向过载 n_n 在 y, z 轴2个方向的分量; g 为重力加速度。在建立空空导弹模型时,以 n_{My}, n_{Mz} 为控制量。在建立目标飞机模型时,以 n_{Ty}, n_{Tz}, ϕ_T 为控制量。

1.1 空空导弹

空空导弹模型由惯导系统、导引头系统、导引控制系统及飞行控制系统组成。

在进入末制导段前,导弹依靠与载机的通信数据链及惯导系统获取目标信息;进入末制导段后,导弹依靠自身主动雷达导引头获取目标信息,经由导弹导引控制系统解算所需过载,输入导弹飞行控制系统(考虑舵机响应时延)迭代得到导弹当前时刻的状态信息。

1.1.1 导引控制系统模型

导引控制系统模型通过选择合适的导引律来计算导弹的指令过载,空空导弹一般采用比例导引律。

建立空空导弹和目标飞机的相对运动模型。如图3所示,以空空导弹质心 O' 为原点建立惯性坐标系 $O'x_g y_g z_g$, r 为空空导弹和目标飞机距离,空空

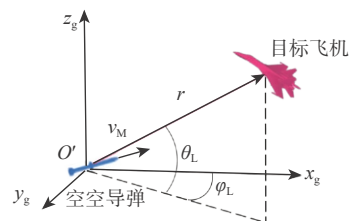


图3 空空导弹和目标飞机相对位置示意图

Fig. 3 Schematic of the relative position of the missile and the target

导弹和目标飞机视线的俯仰角 θ_L 为 $O'T$ 与 $O'x_g y_g$ 平面之间的夹角; 空空导弹和目标飞机视线的偏航角 φ_L 为 $O'T$ 在 $O'x_g y_g$ 平面的投影与 $O'x_g$ 轴之间的夹角。

考虑探测系统误差, 空空导弹所获取的目标飞机信息为目标飞机状态信息真实值加上探测误差:

$$\begin{cases} r_x = r_{xreal} + \Delta r_x \\ r_y = r_{yreal} + \Delta r_y \\ r_z = r_{zreal} + \Delta r_z \end{cases} \quad (2)$$

式中: r_x 、 r_y 、 r_z 为空空导弹和目标飞机相对位置的探测信息; r_{xreal} 、 r_{yreal} 、 r_{zreal} 为空空导弹和目标飞机相对位置的真实信息; Δr_x 、 Δr_y 、 Δr_z 为对应探测误差。

则空空导弹和目标飞机视线的俯仰角速度 $\dot{\theta}_L$ 和偏航角速度 $\dot{\varphi}_L$ 分别为

$$\begin{cases} \dot{\theta}_L = (r\dot{r}_z - r_z\dot{r}) / r \sqrt{r_x^2 + r_y^2} \\ \dot{\varphi}_L = (r_x\dot{r}_y - r_y\dot{r}_x) / r \sqrt{r_x^2 + r_y^2} \end{cases} \quad (3)$$

基于比例导引法可以得到导弹俯仰和偏航 2 个通道的指令过载:

$$\begin{cases} n_{My} = (v_M K \dot{\varphi}_L \cos \theta_M) / g \\ n_{Mz} = v_M K \dot{\theta}_L / g + \cos \theta_M \end{cases} \quad (4)$$

式中: K 为比例导引系数。考虑导弹结构稳定性, 导弹的法向过载需限制在一定区间内。

1.1.2 导引头系统模型

导引头系统用于在主动雷达制导段为导弹提供目标态势信息, 导弹能够截获目标或目标脱锁的条件如表 1 所示。其中, D_{max} 为导引头最大捕获距离, ω 为导引头视场角, $\Delta\omega$ 为探测角误差, φ_{TM} 为真实视线角, τ_1 为导引头跟踪时间, τ_{sd} 为导弹锁定目标所需的最小时间, τ_2 为导引头累计脱离时间, τ_{ts} 为目标脱锁所需的最小持续脱离时间。

表 1 截获目标或脱锁条件

Table 1 Intercepts target or unlocks conditions

满足条件	表达式
导引头打开条件	$r \leq D_{max}$
导引头视场条件	$\omega \geq \varphi_{TM} + \Delta\omega$
导引头连续锁定时间条件	$\tau_1 \geq \tau_{sd}$
导弹导引头脱锁时间条件	$\tau_2 \geq \tau_{ts}$

1.1.3 导弹建模误差来源

为提高真实性, 建立的超视距空战仿真环境考虑了导弹舵机响应时延、导引头测角误差、导引头测距误差, 参数设置如表 2 所示。

表 2 导弹误差参数设置

Table 2 Missile error parameter settings

舵机响应时延/s	导引头测角误差/(°)	导引头测距误差/m
1	0~5	0~10

1.2 目标飞机

对目标飞机进行建模, 并基于目标飞机动力学、运动学模型, 考虑飞行员操纵行为偏差, 设计机动控制器。

1.2.1 控制器设计

选取定直平飞和置尾下高 2 种典型机动作为目标飞机所采取的机动, 设计控制器输入为 4 维, 分别对应法向过载、滚转角、方向舵舵偏及油门杆量; 输出为 12 维, 分别对应飞机速度、迎角、侧滑角、滚转角、俯仰角、偏航角、滚转角速度、俯仰角速度、偏航角速度及 3 轴坐标。

定直平飞是指飞机在法向对称面做匀速平飞运动, 俯仰角和俯仰角变化率均为零, 飞机法向过载为 $-1g$, 无需设计机动控制器。

置尾下高机动是指目标飞机以最大稳定盘旋角速度转弯至置尾(目标飞机与空空导弹航向偏差小于 5°), 接着向下俯冲, 再以加力状态平飞逃逸的机动, 如图 4 所示。控制器可分为转弯、下高和平飞 3 段设计。在转弯段, 控制器输入期望滚转角及保持平飞的法向过载, 并实时计算空空导弹和目标飞机的航向偏差以退出转弯段; 在下高段, 飞行器下高的标准法向过载为 $-3g$; 在平飞段, 控制目标飞机改平。置尾下高控制器结果示意如图 5 所示。

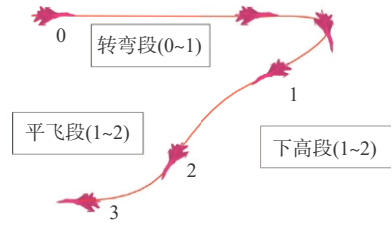


图 4 置尾下高示意图

Fig. 4 Schematic of the tail down high

1.2.2 目标飞机建模误差来源

考虑实际空战过程中, 飞行员执行战术机动动作的过程中易出现偏差, 为计算载机杀伤概率等信息, 需要考虑飞行员操纵行为偏差建模。

因此, 基于 1.2.1 节建立的标准机动动作控制器, 对机动动作进行关键决策点划分, 引入正态分布的关键决策点控制量散布, 经由实飞数据和数据分析, 得到考虑飞行员操纵行为偏差的机动动作控制器, 机动动作关键点划分及对应控制量标准值和散步范围如下:

1) 对于定直平飞机动, 在机动决策关键点 0 处, 滚转角标准值为 0° , 散布范围为 $\pm 10^\circ$; 法向过载标准值为 $-1g$, 散布范围为 $\pm 1g$ 。

2) 对于置尾下高机动, 在机动决策关键点 0 处, 滚转角标准值为 45° , 散布范围为 $\pm 20^\circ$, 法向过

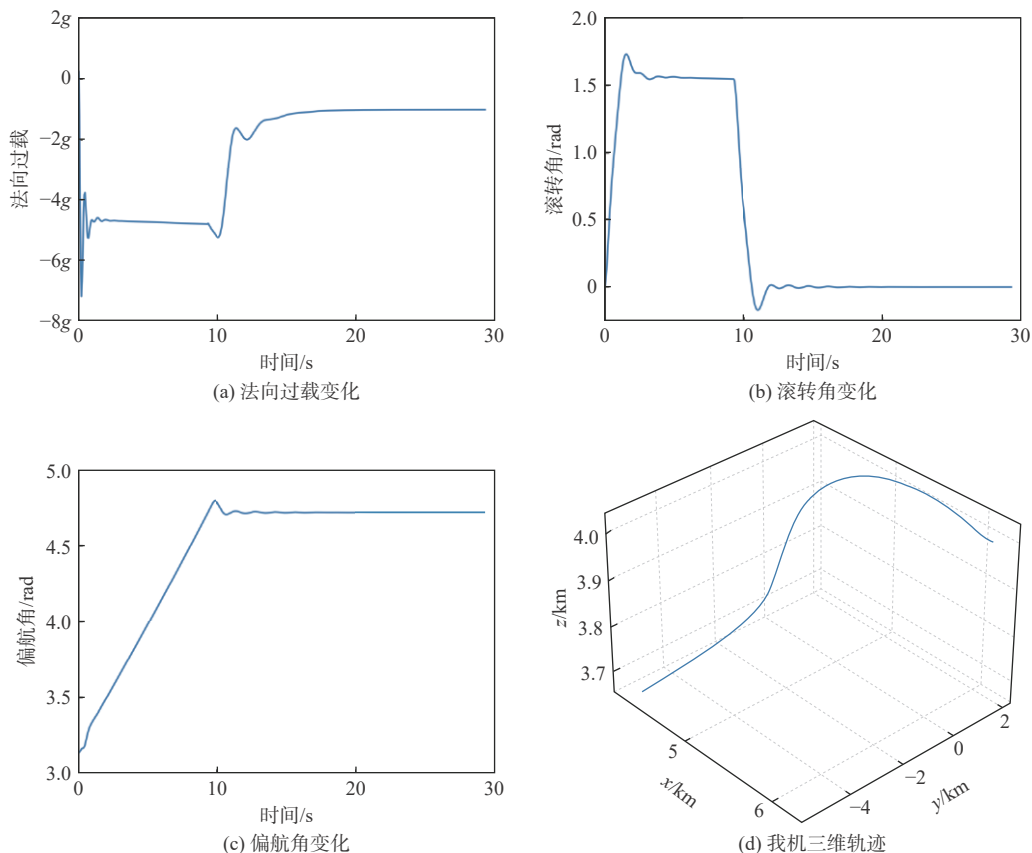


图5 置尾下高控制器曲线

Fig. 5 Curves of tail down high controller

载标准值为 $-5g$, 散布范围为 $\pm 2g$, 平飞段初始俯仰角标准值为 0° , 散布范围为 $\pm 10^\circ$ 。

2 全域火力场计算方法

空空导弹包含载机中心和目标中心2种火控模式^[27]。载机中心火控模式表示空空导弹可以对以载机为中心的战场空间任一方位展开进攻; 目标中心火控模式表示空空导弹可以从以目标飞机为中心的战场空间任一方位进入并对其进行攻击。

全域火力场将2种火控模式相融合, 包含全局杀伤能力信息和时变杀伤能力信息^[2], 贯穿中远距空战的全时空域, 可以完整反映超视距空战作战过程中的客观规律。图6为全域火力场的概念图。

考虑弹载计算资源的限制, 在线火力场计算无法实现。因此, 将全域火力场计算分为离线单机全域火力场计算和在线多机聚合全域火力场计算。

2.1 基于蒙特卡罗法的离线单机全域火力场计算方法

蒙特卡罗法能够处理复杂、高维空间问题, 因此, 使用蒙特卡罗法进行离线单机全域火力场计算。基于第1节的分析, 针对一对一超视距空战场景展开离线单机全域火力场的计算。

以载机中心火控模式为例。对于4 km高度平面内, 半径为100 km, 以载机为中心的圆形战场空

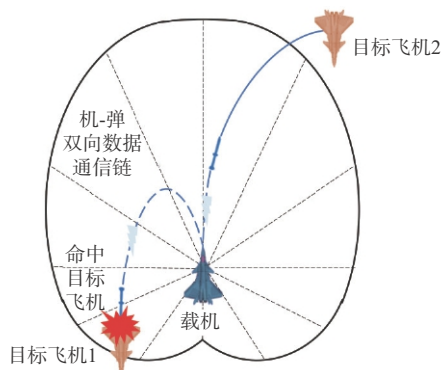


图6 全域火力场概念图

Fig. 6 Schematic of the all-domain fire field

间, 针对空空导弹和目标飞机距离 r 及空空导弹和目标飞机视线的偏航角 φ_L 进行离散网格划分, 空空导弹和目标飞机距离 r 离散步长为5 km, 空空导弹和目标飞机视线的偏航角 φ_L 离散步长为 30° 。则仿真环境中某一离散网格所对应的目标飞机初始位置坐标为

$$\begin{cases} x_T = r \cos \varphi_L \\ y_T = r \sin \varphi_L \end{cases} \quad (5)$$

如图7所示, 设置目标飞机初始朝向背向载机, 目标飞机速度保持基准速度300 m/s。对单个离散网格内的目标, 分别采用定直平飞和置尾下高

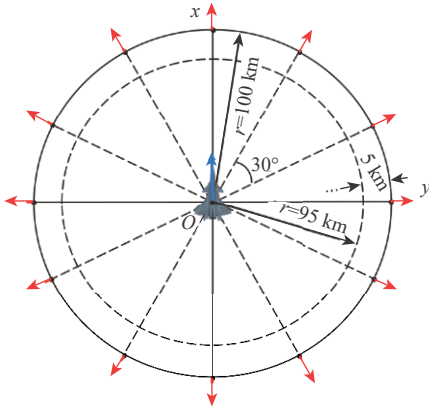


图 7 仿真环境初始状态设置

Fig. 7 Initial state setting of simulation environment

2 种机动进行 N 次仿真计算, 统计载机成功命中次数 n , 即可得到载机对该点的杀伤概率为 n/N 。

以空空导弹最大工作时间、空空导弹杀伤半径、空空导弹和目标飞机最小接近速度、空空导弹和目标飞机最小飞行速度、空空导弹和目标飞机最小飞行高度及空空导弹脱锁条件为约束, 单次空战回合的终止条件如下。目标飞机规避失败条件包含 3 种: ①若空空导弹和目标飞机相对距离 $r < 10$ m, 目标飞机被命中; ②若目标飞机速度 $v_T < 100$ m/s, 目标飞机失效; ③若目标飞机飞行高度 $h_T < 200$ m, 目标飞机坠地。目标飞机规避成功条件包含 5 种: ①空空导弹飞行时间 $t > 120$ s, 空空导弹失效; ②空空导弹速度 $v_M < 100$ m/s, 空空导弹失效; ③空空导弹高度 $h_M < 200$ m, 空空导弹撞地; ④空空导弹和目标飞机接近速度 $\dot{r} > 0$ m/s, 目标飞机成功逃脱; ⑤空空导弹导引头脱锁。

遍历离散网格, 计算载机对该点的杀伤概率, 即可得到载机对整个战场空间的离散杀伤概率分布, 经过插值计算, 即可得到载机中心火控模式下的全域火力场。为保证插值结果的平滑性、消除拐角, 使用双调和样条插值法对离线单机全域火力场进行连续化插值。

离线单机全域火力场计算方法的整体流程如图 8 所示。

2.2 在线多机聚合全域火力场计算方法

离线单机全域火力场计算完毕后, 在线条件下, 针对特定目标飞机, 可以基于独立概率事件假设计算目标飞机在战场空间的累计截获概率, 在线计算得到多机聚合全域火力场。

2.2.1 单机射前有目标火力场计算方法

当载机的雷达探测系统探测并跟踪到目标后, 单机全域火力场更新为单机射前有确定目标火力场。

假设载机位于 $(0, 0)$ km, 初始航向指向地轴坐标系 x 轴正方向, 目标位于 $(110, 150)$ km, 初始航向指向地轴坐标系 x 轴负方向, 以 5 km 的离散步长对矩

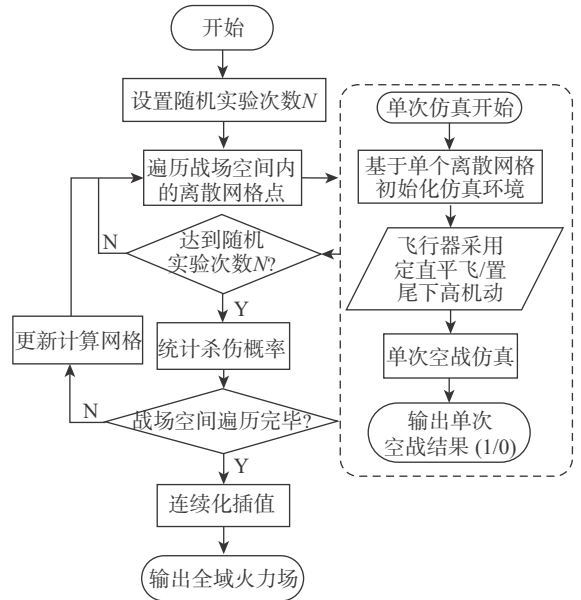


图 8 离线单机全域火力场计算流程

Fig. 8 Calculation process for offline single aircraft all-domain fire field

形战场空间(长、宽均为 300 km)进行离散化。载机对战场空间内离散网格点的杀伤概率计算方法如下。

假设如下事件及发生概率: 事件 A , 目标飞机在当前位置被载机成功命中的概率为 $P(A)$; 事件 B , 目标飞机在当前位置成功规避空空导弹的概率为 $P(B)$; 事件 C , 目标飞机在当前位置被成功命中的概率为 $P(C)$ 。则目标飞机在当前位置被载机成功命中的概率为

$$P(C) = P(A) - P(B) \tag{6}$$

式中: $P(A)$ 对应载机中心全域火力场的载机杀伤概率; $P(B)$ 对应目标中心全域火力场的目标规避概率。

2.2.2 双机协同编队火力场计算方法

如图 9 所示。双机协同编队是现代空战的重要研究内容。图中, v_T 、 v_1 、 v_2 分别为目标飞机、载机 1、载机 2 的速度; $(\Delta x$ 、 $\Delta y)$ 为 2 载机相对位置; D_1 、 D_2 分别为载机 1、载机 2 的空空导弹和目标飞机距离。双机协同编队火力场可利用全概率公式

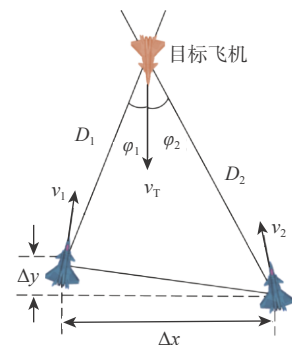


图 9 双机协同编队示意图

Fig. 9 Schematic of two-plane coordinated formation

对载机中心全域火力场进行聚合计算得到,有效克服了传统态势威胁评估方法所得到的不同载机杀伤能力无法有效合成的问题。

假设载机 1 位于 (0, 0) km, 初始航向指向地轴坐标系 x 轴正方向, 载机 2 位于 (125, 0) km, 初始航向指向地轴坐标系 x 轴正方向。以 5 km 的离散步长对矩形战场空间(长 300 km、宽 200 km)进行离散化。对战场空间内离散网格点的杀伤概率进行计算。

假设如下事件及发生概率: 事件 A , 目标飞机在当前位置被载机 1 命中的概率为 $P'(A)$; 事件 B , 目标飞机在当前位置被载机 2 命中的概率为 $P'(B)$; 事件 C , 目标飞机在当前位置被成功命中的概率为 $P'(C)$ 。则目标飞机在当前位置被双机协同编队成功命中的概率为

$$P'(C) = 1 - (1 - P'(A))(1 - P'(B)) \quad (7)$$

式中: $P'(A)$ 对应载机 1 的载机中心全域火力场杀伤概率; $P'(B)$ 对应载机 2 的载机中心全域火力场杀伤概率。

3 全域火力场仿真计算结果与分析

3.1 离线单机全域火力场仿真

根据 2.1 节介绍的离线单机全域火力场的计算流程, 依次解算载机中心和目标中心 2 种火控模式

下的单机全域火力场。使用等杀伤概率包线图和热力图的形式展示计算结果。对于热力图形式的计算结果, 热力值为 1(白色)表明载机对该点目标飞机的命中概率为 1, 热力值为 0(黑色)表明载机对该点目标飞机的命中概率为 0。

3.1.1 载机中心全域火力场

在载机中心的火控模式下, 载机初始朝向指向地轴坐标系 x 轴正向, 目标飞机直接背向载机, 采取定直平飞和置尾下高 2 种机动方式, 对应的等杀伤概率包线图和单机全域火力场热力图如图 10 所示。其中, 等杀伤概率包线图由载机杀伤概率 k 分别为 0.99、0.8、0.5、0.3 的离散包线点插值得到。

3.1.2 目标中心全域火力场

在目标中心的火控模式下, 目标飞机初始朝向指向地轴坐标系 x 轴正向, 载机径向指向目标, 目标飞机采取定直平飞和置尾下高 2 种机动方式, 对应的等杀伤概率包线图和单机全域火力场热力图如图 11 所示。其中, 等杀伤概率包线图由载机杀伤概率 k 分别为 0.9、0.8、0.6、0.2 的离散包线点插值得到。

3.2 多机聚合全域火力场仿真

3.2.1 单机射前目标火力场计算结果

基于 2.2.1 节介绍, 对战场空间内的离散网格

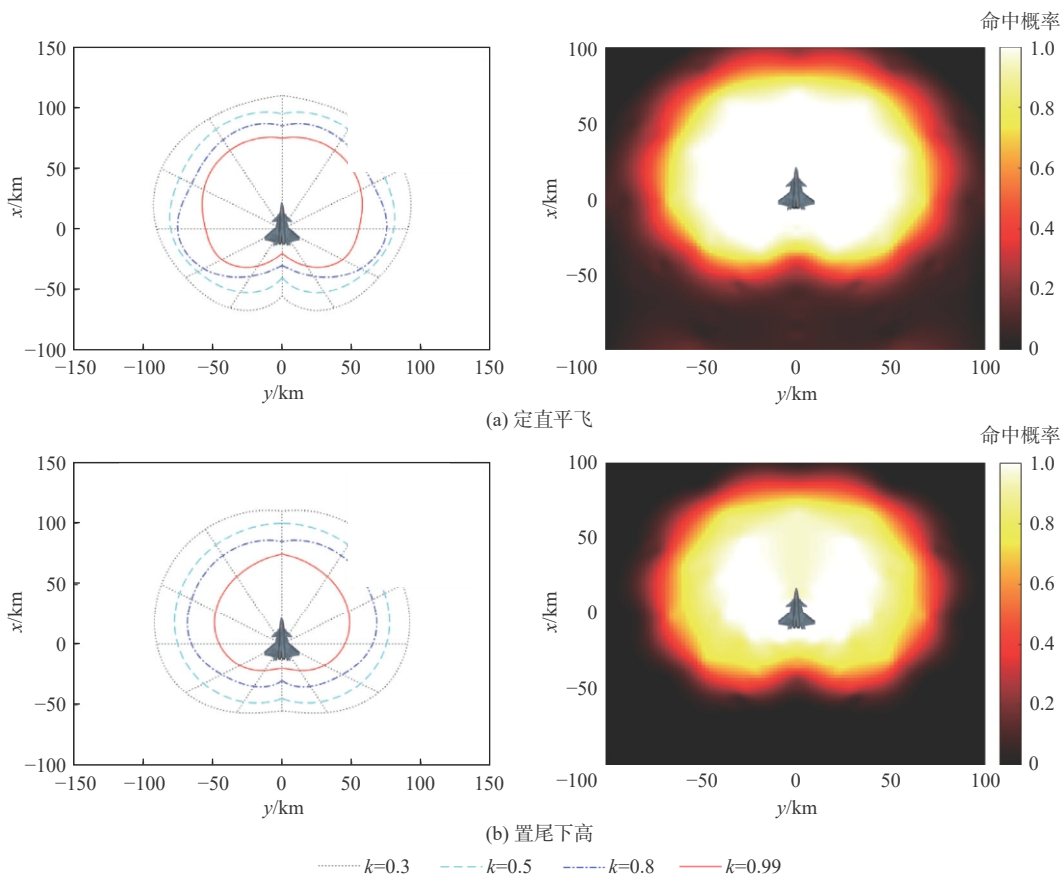


图 10 载机中心火控模式下的等杀伤概率包线图及热力图

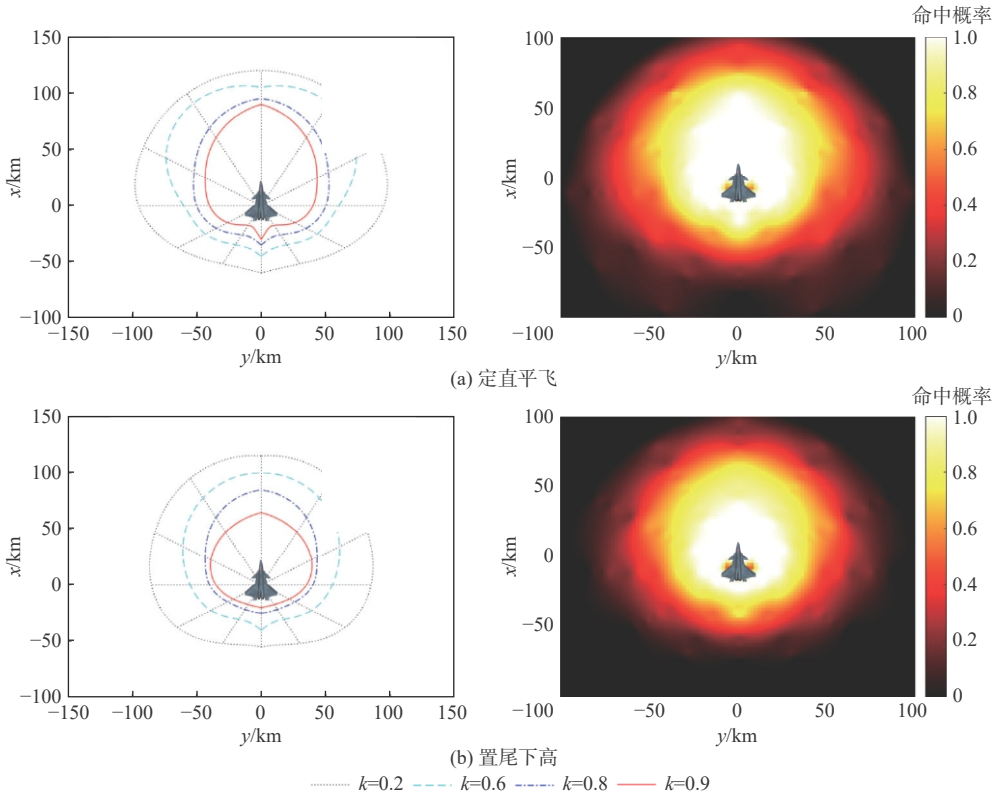


图 11 目标中心火控模式下的等杀伤概率包线图及热力图

Fig. 11 Equivalent probability of destruction envelope diagram and heat map under the fire control mode of target centre

进行遍历计算即可得到离散的单机射前有目标火力场。进行连续化插值, 即可得到单机射前有目标火力场热力图, 如图 12 所示。

更新为图 14。

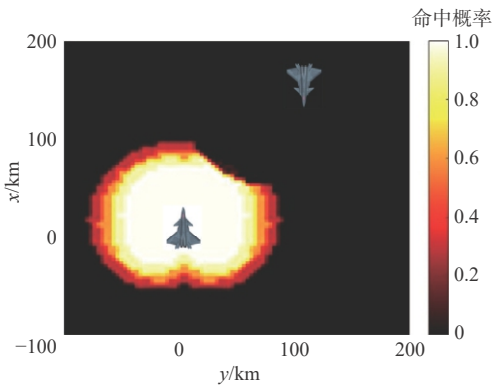


图 12 单机射前有目标火力场热力图

Fig. 12 Schematic of heat map of the fire field with target before single aircraft shooting

仿真结果表明, 战场离散步长为 5 km 的情况下, 单次聚合计算平均耗时为 0.91 s, 因此, 方法具有良好的实时性, 能够满足态势显示更新频率要求。

3.2.2 双机协同编队火力场计算结果

基于 2.2.2 节介绍, 对战场空间内的离散网格进行遍历计算即可得到离散的双机协同编队火力场。进行连续化插值, 即可得到双机协同编队火力场热力图, 如图 13 所示。当位置 (250, 110) km 处发现确定目标, 则双机协同编队射前有目标火力场

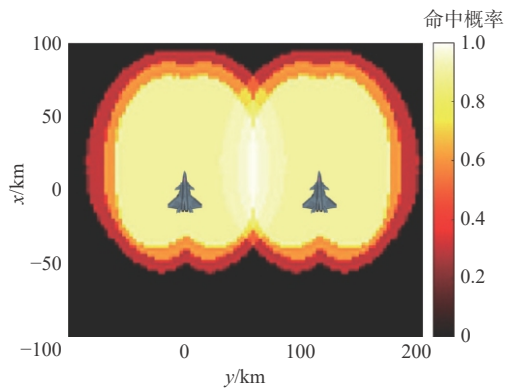


图 13 双机协同编队射前无目标火力场热力图

Fig. 13 Heat map of dual-aircraft collaboration without target

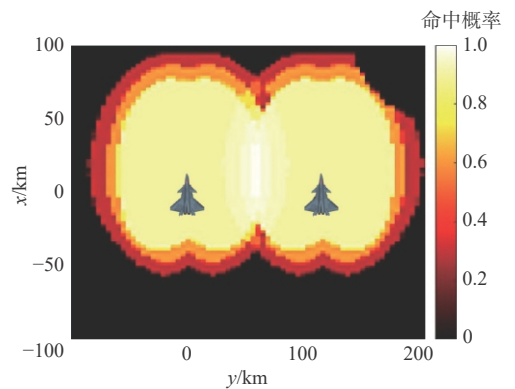


图 14 双机协同编队射前有目标火力场热力图

Fig. 14 Heat map of dual-aircraft collaboration with target

仿真结果表明,战场离散步长为 5 km 的情况下,单次聚合计算平均耗时为 0.75 s,因此,方法具有良好的实时性,能够满足态势显示更新频率要求。

4 面向任务场景的辅助决策系统

基于本文提出的火力场模型,以一对一超视距空战场景为例,展开辅助决策系统设计。

建立火力场特征表征。梯度作为场的固有属性,可以表征战场范围内载机杀伤能力的空间变化情况,在火力场的特征表征上具有重要意义。在实际空战辅助决策系统应用中,常用正值表示己方飞机的火力场杀伤概率信息,用负值表示敌方飞机的火力场杀伤概率信息,则空战战场中任一点火力势的正负和大小可以量化表征交战双方哪方占据优势及优势大小。

建立火力场模型的梯度特征表征,针对一对一超视距空战场景,假设己方飞机火力场为 F ,敌机火力场为 E ,则双方火力场在战场空间某点 Q 处的梯度分别为

$$\begin{cases} \text{grad}(F) = \frac{\partial F_Q}{\partial x} + \frac{\partial F_Q}{\partial y} \\ \text{grad}(E) = -\left(\frac{\partial E_Q}{\partial x} + \frac{\partial E_Q}{\partial y}\right) \end{cases} \quad (8)$$

在一对一超视距空战场景下,单机射前有目标火力场的梯度特征分布计算结果如图 15 所示。图中,箭头表示该点处火力场的梯度方向,箭头长短表示梯度大小。可知,火力场的中心与最外围梯度值较小,方向上由载机所在位置向整个战场空间发散。在杀伤概率为 0.9 和 0.5 的等杀伤概率包线之间梯度值较大,杀伤能力下降显著,且在目标出现区域的梯度变化大于无目标区域。根据不同的任务场景需求,可以考虑沿着敌方火力势减小最快的方向运动,以尽可能降低敌机对我机的威胁;或沿着己方火力势增大最快的方向运动,以尽可能提升

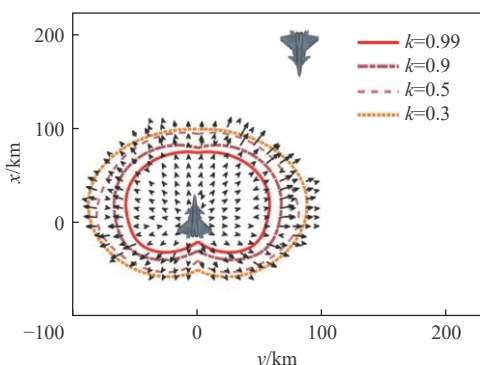


图 15 单机射前有目标火力场梯度分布

Fig. 15 Gradient distribution of the fire field with target before single aircraft shooting

我机对敌机的打击效能。基于火力场的辅助决策示意图如图 16 所示。

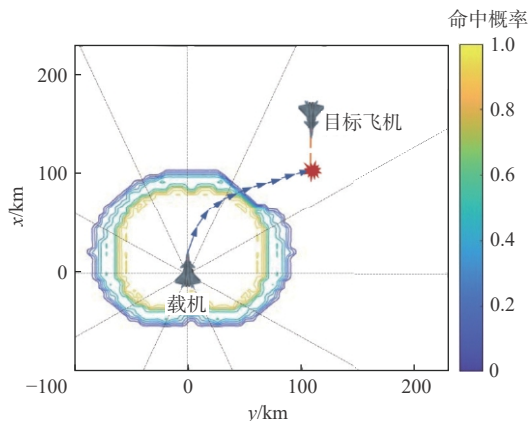


图 16 面向单机射前有目标场景的辅助决策示意图

Fig. 16 Schematic of assisted decision-making for the scene with target before single aircraft shooting

在空战过程中,载机发现目标后,可以通过火力场的聚合计算得到在线聚合全域火力场,基于聚合全域火力场的梯度特征表征信息提供法向过载沿 y 轴方向的分量这一辅助决策信息,以引导目标飞机改变朝向,实现攻击占位和火控决策的辅助决策。同时,载机中心火控模式下计算得到的火力场与飞行员认知行为一致,可以直观展示我机杀伤性能的变化情况,因此,基于火力场的态势威胁评估及辅助决策系统设计方法有助于提高超视距空战辅助决策系统的可解释性,提高空战效能,具备较好的应用潜力。

5 结论

面向未来空战的发展趋势,分析了传统态势威胁评估方法的瓶颈问题,聚焦具有能够从全局视角反映超视距空战载机杀伤能力优势的全域火力场概念,提出一种全域火力场计算方法。

1) 建立考虑导弹舵机响应时延、导引头测角误差、测距误差及飞行员操纵行为偏差的超视距空战仿真环境,提高了方法仿真精度和真实性。

2) 提出将全域火力场计算分为基于蒙特卡罗法的离线单机全域火力场计算和在线聚合全域火力场计算,在线算力需求小、实时性强,计算结果有效验证了全域火力场的概念内涵,具有较好的工程应用价值。

3) 所提全域火力场计算方法可以用于超视距空战态势威胁评估,能够得到全时空域视角下的载机杀伤性能,增强了多机编队的态势理解能力,提高了超视距空战态势威胁评估的准确性和实时性。

4) 基于全域火力场展开了辅助决策系统设计,

验证了基于全域火力场的超视距空战辅助决策系统设计的可行性和有效性,对于超视距空战的智能赋能、提高空战效能具有重要意义。

参考文献 (References)

- [1] 杨伟. 关于未来战斗机发展的若干讨论[J]. 航空学报, 2020, 41(6): 524377.
YANG W. Development of future fighters[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(6): 524377(in Chinese).
- [2] 谢岚凤, 陈军, 焦璐, 等. 未来空战全域火力场研究[J]. 航空学报, 2024, 45(5): 529699.
XIE L F, CHEN J, JIAO L, et al. All-domain fire field in future air combat[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2024, 45(5): 529699(in Chinese).
- [3] 樊会涛. 空战胜“四先”原则[J]. 航空兵器, 2013, 20(1): 3-7.
FAN H T. Four “first” principles to win in air combat[J]. Aero Weaponry, 2013, 20(1): 3-7(in Chinese).
- [4] 肖亮, 黄俊, 徐钟书. 基于空域划分的超视距空战态势威胁评估[J]. 北京航空航天大学学报, 2013, 39(10): 1309-1313.
XIAO L, HUANG J, XU Z S. Modeling air combat situation assessment based on combat area division[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2013, 39(10): 1309-1313 (in Chinese).
- [5] 张涛, 郭基联, 张淑丽, 等. 基于半监督朴素贝叶斯的空战态势评估[C]//2018 中国自动化大会. 西安: 中国自动化学会, 2018: 323-329.
ZHANG T, GUO J L, ZHANG S L, et al. Situation assessment for air combat based on semi-supervised-learning naive Bayes[C]//Proceedings of the CAC2018. Xi'an: Chinese Association of Automation, 2018: 323-329(in Chinese).
- [6] KUMAR S, TRIPATHI B K. Modelling of threat evaluation for dynamic targets using Bayesian network approach[J]. Procedia Technology, 2016, 24: 1268-1275.
- [7] XU X M, YANG R N, FU Y. Situation assessment for air combat based on novel semi-supervised naive Bayes[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2018, 29(4): 768-779.
- [8] 佟海鹏, 刘晓静, 马延明. 基于灰关联分析的目标分级排序模型[J]. 火力与指挥控制, 2010, 35(12): 93-96.
TONG H P, LIU X J, MA Y M. Classified sequencing model of target based on grey relation analysis[J]. Fire Control & Command Control, 2010, 35(12): 93-96(in Chinese).
- [9] 张洪波, 李国英, 丁全心, 等. 超视距空战下的态势评估技术研究[J]. 电光与控制, 2010, 17(4): 9-13.
ZHANG H B, LI G Y, DING Q X, et al. Research on situation assessment in BVR air combat[J]. Electronics Optics & Control, 2010, 17(4): 9-13(in Chinese).
- [10] 周思羽, 吴文海, 曲志刚, 等. 基于非参量法的空战态势评估分析[J]. 航空计算技术, 2011, 41(4): 13-16.
ZHOU S Y, WU W H, QU Z G, et al. Analysis of air combat situation assessment based on nonparametric methods[J]. Aeronautical Computing Technique, 2011, 41(4): 13-16(in Chinese).
- [11] LI H, LIU B L, SONG R Q. Air attack target threat assessment based on combination weighting[J]. International Journal of Advanced Network, Monitoring and Controls, 2022, 7(2): 92-99.
- [12] 程天发, 葛泉波, 陈哨东, 等. 基于改进空战威胁评估模型的权重计算方法比较[J]. 火力与指挥控制, 2016, 41(1): 32-36.
CHENG T F, GE Q B, CHEN S D, et al. Comparison on weights calculation methods based on improved air combat threat assessment model[J]. Fire Control & Command Control, 2016, 41(1): 32-36(in Chinese).
- [13] 华家辉, 孙鑫, 陈晓东, 等. 基于集群分析的空中作战目标威胁评估技术研究[J]. 战术导弹技术, 2023(2): 96-104.
HUA J H, SUN X, CHEN X D, et al. Research on air objective threat assessment technology based on cluster analysis[J]. Tactical Missile Technology, 2023(2): 96-104(in Chinese).
- [14] 方伟, 方君, 徐涛, 等. 超视距空战仿真中的态势评估方法[J]. 计算机仿真, 2019, 36(10): 29-33.
FANG W, FANG J, XU T, et al. Method of situation assessment in beyond visual range air combat simulation[J]. Computer Simulation, 2019, 36(10): 29-33(in Chinese).
- [15] 兰轶冰, 王维嘉, 宋科璞. 基于导弹攻击区的空战战术决策方法研究[J]. 电光与控制, 2020, 27(10): 8-11.
LAN Y B, WANG W J, SONG K P. Air combat tactical decision-making based on missile attack envelop[J]. Electronics Optics & Control, 2020, 27(10): 8-11(in Chinese).
- [16] 杨爱武, 李战武, 李宝, 等. 基于动态变权重的空战态势评估[J]. 兵工学报, 2021, 42(7): 1553-1563.
YANG A W, LI Z W, LI B, et al. Air combat situation assessment based on dynamic variable weight[J]. Acta Armamentarii, 2021, 42(7): 1553-1563(in Chinese).
- [17] 翟翔宇. 基于全连接神经网络的空战目标威胁评估方法研究[D]. 太原: 中北大学, 2020.
ZHAI X Y. Research on threat assessment method of air combat target based on fully connected neural network[D]. Taiyuan: North University of China, 2020(in Chinese).
- [18] 朱丰, 胡晓峰, 吴琳, 等. 基于深度学习的战场态势高级理解模拟方法[J]. 火力与指挥控制, 2018, 43(8): 25-30.
ZHU F, HU X F, WU L, et al. Simulation method of battlefields situation senior comprehension based on deep learning[J]. Fire Control & Command Control, 2018, 43(8): 25-30(in Chinese).
- [19] XU X M, YANG R N, YU Y. Threat assessment in air combat based on ELM neural network[C]//Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Computer Applications. Piscataway: IEEE Press, 2019: 114-120.
- [20] TAN K W, YAN W J, ZHANG L M, et al. Semi-supervised specific emitter identification based on bispectrum feature extraction CGAN in multiple communication scenarios[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(1): 292-310.
- [21] 方伟, 张婷婷, 谭凯文, 等. 基于差分窗口生成式对抗网络的空战态势评估[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(8): 2738-2746.
FANG W, ZHANG T T, TAN K W, et al. Air combat situation assessment based on differential window generative adversarial network[J]. Systems Engineering and Electronics, 2024, 46(8): 2738-2746(in Chinese).
- [22] 李银通, 韩统, 孙楚, 等. 基于逆强化学习的空战态势评估函数优化方法[J]. 火力与指挥控制, 2019, 44(8): 101-106.
LI Y T, HAN T, SUN C, et al. An optimization method of air combat situation assessment function based on inverse reinforcement learning[J]. Fire Control & Command Control, 2019, 44(8): 101-106

(in Chinese).

- [23] 胡涛, 王栋, 姜龙亭, 等. 空战智能态势评估技术与展望[J]. 军事文摘, 2020(3): 18-22.

HU T, WANG D, JIANG L T, et al. Research and prospect of intelligent situation assessment technology in air combat[J]. *Military Digest*, 2020(3): 18-22(in Chinese).

- [24] 张宏鹏, 黄长强, 轩永波, 等. 基于深度神经网络的无人作战飞机自主空战机动决策[J]. *兵工学报*, 2020, 41(8): 1613-1622.

ZHANG H P, HUANG C Q, XUAN Y B, et al. Maneuver decision of autonomous air combat of unmanned combat aerial vehicle based on deep neural network[J]. *Acta Armamentarii*, 2020, 41(8): 1613-1622(in Chinese).

- [25] 常一哲, 李战武, 孙源源, 等. 基于威力场的超视距协同空战态势评估方法[J]. *火力与指挥控制*, 2015, 40(10): 40-45.

CHANG Y Z, LI Z W, SUN Y Y, et al. Situation assessment method for cooperative air combat based on combat power field[J]. *Fire Control & Command Control*, 2015, 40(10): 40-45(in Chinese).

- [26] 李战武, 常一哲, 杨海燕, 等. 基于动态威力场的协同空战态势评估方法研究[J]. *系统仿真学报*, 2015, 27(7): 1584-1590.

LI Z W, CHANG Y Z, YANG H Y, et al. Situation assessment method for cooperative air combat based on dynamic combat power field[J]. *Journal of System Simulation*, 2015, 27(7): 1584-1590(in Chinese).

- [27] 高劲松, 赵华超, 田省民. 空空导弹的两种全向攻击方式的关系[J]. *电光与控制*, 2018, 25(12): 16-20.

GAO J S, ZHAO H C, TIAN X M. On relationship between two modes of AAM's all-aspect attack[J]. *Electronics Optics & Control*, 2018, 25(12): 16-20(in Chinese).

Calculation of beyond visual range air combat all-domain fire field and application of situation threat assessment and assistant decision making

CAO Yueyao, XUE Tao, HE Shanshan, AI Jianliang, DONG Yiqun*

(Department of Aeronautics and Astronautics, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: This paper proposes a calculation method for the all-domain fire field for the threat assessment of beyond visual range (BVR) air combat situations. To overcome the drawbacks of conventional situation threat assessment techniques, such as high subjectivity and an inability to meet real-time computing requirements, the all-domain fire field calculation is split into offline single aircraft fire field calculation and online aggregation calculation, taking into account the limitations of missile-based computing resources. Firstly, a BVR air combat simulation environment was established, taking into account the detection error of missile seekers and the delay of servo response. Secondly, based on the Monte Carlo method, considering the deviation of pilot behavior, key decision points for maneuver are divided and control variables with normal distribution are introduced to calculate the success rate. Furthermore, based on the independent probability event formula, the single aircraft fire field is aggregated. Finally, calculate the gradient feature representation model of the entire fire field, and design a decision aiding system for one-on-one beyond visual range air combat scenarios. This work can confirm the all-domain firing field's conceptual design and provide further evidence for the study of decision-assistance system design and threat assessment techniques for BVR air combat situations.

Keywords: beyond visual range air combat; situation threat assessment; all-domain fire field; Monte Carlo method; air combat assistant decision making

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0402

基于神经网络控制器的无人机安全降落算法

易绍鹏¹, 董伟^{2,*}, 王炜琳¹, 王春彦^{1,3}, 易爱清⁴, 王佳楠¹

(1. 北京理工大学 宇航学院, 北京 100081; 2. 北京理工大学 自主智能无人系统全国重点实验室, 北京 100081;

3. 北京理工大学 前沿技术研究院, 济南 250300; 4. 武汉高德红外股份有限公司, 武汉 430205)

摘要: 通过结合控制障碍函数与神经网络控制器, 提出一种无人机安全降落控制策略。对控制障碍函数和无人机动力学模型进行了介绍, 为后续的算法设计提供了理论基础。通过水平集方法构造控制障碍函数, 并将其与神经网络控制器相结合, 提出一种在避障和安全降落过程中均能有效保障无人机安全的控制策略。对所提算法进行仿真实验, 验证了所提控制策略在避障和安全降落方面的有效性, 展示了无人机在机动能力受限及姿态约束下的安全避障能力。对所提算法的效果进行总结, 并对未来研究的方向进行了展望。

关键词: 无人机安全降落; 水平集方法; 控制障碍函数; 动力学约束; 神经网络控制器

中图分类号: V19; TB114.2

文献标志码: A **文章编号:** 1001-5965(2026)02-0581-08

近年来, 随着无人机技术的快速发展, 无人机在多个领域的应用得到了广泛扩展, 从初期的娱乐用途演变为现今的专业工具, 包括但不限于摄影拍摄^[1-3]、比赛竞速^[4-6]、集群探索^[7-9]和物流运输^[10-11]等。此外, 无人机在民用和军事领域中的分类、应用及设计挑战方面也得到了大量研究, 展现出其在不同环境和地点自主飞行并执行多种任务的潜力^[12-13]。然而, 随着无人机在这些领域的广泛应用, 安全降落便成为一个不可回避的关键问题。这一问题不仅关系到无人机本身的安全和效率, 也直接影响到所服务领域的运行和发展^[14-16]。

在无人机降落技术的研究和发展中, 提出了多种控制方法以解决无人机在不同环境下的安全降落问题。传统的PID控制方法由于其简单性和有效性被广泛应用于控制无人机的下降速度和实现定点降落。然而, PID方法面临手动参数调整的挑战, 尤其是在初始降落条件变化或移动平台持续移动的情况下。文献[17]提出一种改进的模型预测

控制器, 作为一种先进的控制策略, 通过预测未来状态和控制输入, 大幅改进无人机的飞行性能, 但其计算资源需求相对较高, 且模型建立复杂。尽管几何控制器可以利用无人机动力学的几何性质, 但建立精确的模型仍然非常困难。

随后, 神经网络和模糊逻辑系统被广泛用于近似未知和连续函数。文献[18]提出一种卷积神经网络控制器, 可以安全地引导无人机穿越城市街道, 但在非结构化户外环境中收集足够的数据非常困难。文献[19]提出一种深度强化学习的方法, 将任务拆分为一系列有序的子任务, 每个子任务都有其子目标, 通过完成所有子目标来实现最终的飞行目标, 但将模拟环境泛化到真实环境中仍然比较困难。对于深度神经网络进行强化学习所带来的延迟问题, 文献[20]提出一种自适应多级量化强化学习模型, 并结合Q学习, 大幅降低了计算量所带来的延迟。综上所述, 对于降落过程的非线性问题, 神经网络的引入提高了无人机降落技术的自适应

收稿日期: 2024-06-05; 录用日期: 2024-08-17; 网络出版时间: 2024-09-09 17:22

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240909.1326.006

基金项目: 国家自然科学基金(62403052, 62373055, 62273043); 博士后创新人才支持计划(BX20230461); 中国博士后科学基金面上资助(2023M740249)

*通信作者. E-mail: dong@bit.edu.cn

引用格式: 易绍鹏, 董伟, 王炜琳, 等. 基于神经网络控制器的无人机安全降落算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52(2): 581-588.
YI S P, DONG W, WANG W L, et al. Neural network controller-based safe landing algorithm for UAVs[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52(2): 581-588 (in Chinese).

性和鲁棒性,但训练数据的需求、仿真场景的泛化及实时性能的限制仍是主要挑战^[21-22]。

在探索使用神经网络控制无人机精准降落的过程中,研究者们做出了多项尝试,包括提高训练数据的质量、简化网络结构等,旨在提升无人机降落的准确性和效率。通过采用深度强化学习策略和部分可观测的马尔可夫决策过程,研究者试图让无人机自主学习降落动作,以应对动态和不确定的环境。此外,通过使用更简单的网络结构和改进的训练方法,一些研究旨在加快训练速度,并减少计算资源需求。尽管这些努力取得了一定进展,扩展了神经网络在无人机控制上的应用范围,但神经网络输出的可靠性问题仍是一个重大挑战,直接影响无人机降落技术的实用性和安全性^[23-26]。因此,未来研究的重点应放在探索新方法和技术上,以克服现有方法的局限性,并进一步提高神经网络在无人机自动降落应用中的性能和可靠性。

受上述研究启发,本文提出一种基于神经网络控制器的无人机安全降落算法。该算法通过将控制障碍函数与神经网络控制器相结合来保证无人机降落过程中的安全性。前者通过限制无人机状态的前向不变集来保障无人机降落过程中的避障及姿态安全性,后者通过学习一个小巧的神经网络对于不同条件下的降落控制指令来提升不同场景下的降落效果。

1 问题描述

本节对控制障碍函数及无人机动力学模型进行介绍,为下文与基于神经网络的控制器结合设计提供基础。

1.1 控制障碍函数

指数控制障碍函数可以用来方便地处理高阶系统(包括双积分器系统)的安全约束问题。考虑一个安全集合及其边界定义:

$$\begin{cases} S := \alpha(t) \in D \mid h(\alpha(t)) > 0 \\ \partial S := \alpha(t) \in D \mid h(\alpha(t)) = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $h: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}$ 为系统状态 $\alpha(t)$ 的一个连续可微函数。如果系统状态位于安全集 S 内,即 $h(\alpha(t)) \geq 0$,则系统是安全的。

考虑一个二阶积分器系统:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{p}} = \mathbf{v} \\ \dot{\mathbf{v}} = \mathbf{u} \end{cases} \quad (2)$$

式中: \mathbf{p} 为系统的位置状态变量; \mathbf{v} 为系统的速度状态变量; \mathbf{u} 为系统的加速度状态变量。

为避免上述二阶积分器系统遇到障碍物,定义

2个连续可微函数 $h_1(\mathbf{p})$ 、 $h_2(\mathbf{p}, \mathbf{v})$ 及对应的安全集 S_1 和 S_2 。

本文的障碍函数由水平集方法构建。根据文献[11]中的高阶控制障碍函数,函数 $h_2(\mathbf{p}, \mathbf{v})$ 基于 $h_1(\mathbf{p})$ 定义为

$$h_2(\mathbf{p}, \mathbf{v}) = \dot{h}_1(\mathbf{p}) + q_1 h_1(\mathbf{p}) \quad (3)$$

式中: $\dot{h}_1(\mathbf{p})$ 为 $h_1(\mathbf{p})$ 关于时间的导数; $q_1 > 0$,为正常数。 $\dot{h}_1(\mathbf{p})$ 不涉及控制输入 \mathbf{u} 。为确保集合 S_1 和 S_2 的前向不变性,应满足不等式:

$$\begin{cases} \dot{h}_1(\mathbf{p}) + q_1 h_1(\mathbf{p}) \geq 0 \\ \dot{h}_2(\mathbf{p}, \mathbf{v}) + q_2 h_2(\mathbf{p}, \mathbf{v}) \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\dot{h}_2(\mathbf{p}, \mathbf{v})$ 为 $h_2(\mathbf{p}, \mathbf{v})$ 的时间导数; $q_2 > 0$,为正常数。 $\dot{h}_2(\mathbf{p}, \mathbf{v})$ 涉及控制输入 \mathbf{u} 。为了简化符号,函数 $h_1(\mathbf{p})$ 和 $h_2(\mathbf{p}, \mathbf{v})$ 中的独立变量被省略,即 $h_1(\mathbf{p})$ 和 $h_2(\mathbf{p}, \mathbf{v})$ 分别写为 h_1 和 h_2 。

1.2 无人机坐标系定义及姿态转换

无人机在执行预定任务时,往往会按照指定航迹飞行,为正确地控制无人机按照期望轨迹飞行,准确建立无人机本体与航迹之间的空间关系是十分必要的。通常考虑建立地面坐标系作为全局坐标系,以及机体坐标系作为局部坐标系,两者关系如图1所示。

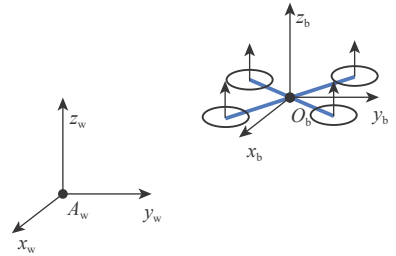


图1 无人机坐标系定义示意图

Fig. 1 Diagram of UAV coordinate system definition

图1中,坐标系 $A_w x_w y_w z_w$ 代表全局坐标系,通常使用无人机起飞时的机架方向作为 $A_w x_w$ 轴的正方向, $A_w z_w$ 轴通常垂直地面向上, $A_w y_w$ 轴的方向符合右手定则。无人机的机体坐标系 $O_b x_b y_b z_b$ 通常与机架结构相关,而常见的无人机机架结构分为“+”型和“X”型,如图2所示。

本文采用与图2的“X”型布局,其中,红色三

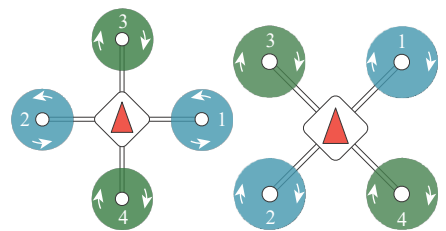


图2 无人机旋翼布局示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the drone rotor layout for UAV

角形表示飞控的安装方向。一般机体坐标系的坐标原点 O_b 位于无人机重心, 机体坐标系的 $O_b x_b$ 轴位于旋翼 1 和旋翼 3 连线的垂直平分面上, 以飞控安装方向作为正方向。 $O_b z_b$ 轴通常垂直于 4 个旋翼所在平面, 并以旋翼升力产生的方向为正方向。与全局坐标系类似, $O_b y_b$ 轴的正方向由右手定则确定。

完成上述地面坐标系与机体坐标系的定义后, 为描述无人机的姿态与位置, 需要进一步描述地面坐标系与机体坐标系的相对关系。首先, 关于无人机位置在地面坐标系中的表达, 由于机体坐标系原点与无人机重心重合, 因此, 机体坐标系原点在在地面坐标系中的位置即无人机在地面坐标系中的位置。其次, 关于无人机姿态在地面坐标系中的表达, 无人机姿态角的本质是机体坐标系与地面坐标系之间的夹角, 机体坐标系与地面坐标系夹角的定义如下:

- 1) 俯仰角 θ : 机体坐标系 $O_b x_b$ 轴与地面坐标系 $A_w x_w y_w$ 平面之间的夹角;
- 2) 偏航角 ϕ : 机体坐标系 $O_b x_b$ 轴在地面坐标系 $A_w x_w y_w$ 平面上的投影与 $A_w x_w$ 轴之间的夹角。
- 3) 滚转角 γ : 机体坐标系 $O_b y_b$ 轴与无人机机体坐标系 $O_b x_b$ 轴所在铅垂面之间的夹角。

1.3 旋翼无人机飞行控制刚体模型

首先, 考虑无人机刚体运动学模型。将旋翼无人机的重心在地面坐标系的位置记为 $p_w \in \mathbf{R}^3$ 。

$$\dot{p}_w = v_w \tag{5}$$

式中: $v_w \in \mathbf{R}^3$ 为无人机在地面坐标系的速度。

其次, 考虑无人机姿态运动学, 令无人机机体的旋转角速度为 $\omega_b \in \mathbf{R}^3$, 则无人机在地面坐标系中的姿态角速度 $\dot{\theta}$ 与无人机自身的旋转角速度关系如下:

$$\dot{\theta} = W \omega_b \tag{6}$$

其中,

$$\begin{cases} \dot{\theta} = \begin{bmatrix} \dot{\gamma} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\phi} \end{bmatrix} \\ W = \begin{bmatrix} 1 & \tan\theta \sin\gamma & \tan\theta \cos\gamma \\ 0 & \cos\gamma & -\sin\gamma \\ 0 & \sin\gamma / \cos\theta & \cos\gamma / \cos\theta \end{bmatrix} \end{cases} \tag{7}$$

由式 (7) 可知, 当俯仰角为 $\pi/2$ 时, 会出现奇异性问题, 因此, 对无人机的姿态控制进行约束十分重要。

然后, 考虑无人机刚体动力学模型。假设旋翼无人机为刚体, 旋翼及其产生的力始终垂直于旋翼所在平面, 且无人机在飞行过程中仅受拉力和重力的作用。旋翼无人机在地面坐标系下的加速度可以表示为

$$\dot{v}_w = \frac{f}{m} \mathbf{R}_b^w \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - g \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \tag{8}$$

式中: $f \in \mathbf{R}^{\geq 0}$, 为该旋翼无人机所有旋翼产生的总拉力; m 为无人机质量; $g \in \mathbf{R}^+$, 为无人机所处空间的重力加速度。

无人机的姿态动力学可表示为

$$\mathbf{J} \dot{\omega}_b + \omega_b \times (\mathbf{J} \omega_b) = \mathbf{M}_g + \mathbf{M}_r \tag{9}$$

式中: $\mathbf{J} \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$ 为旋翼无人机的转动惯量, 假设无人机为刚体且重量分布对称, 所以无人机仅在沿机体坐标系的坐标轴上有转动惯量 $\mathbf{J} = \text{diag}(\mathbf{J}_{xx}, \mathbf{J}_{yy}, \mathbf{J}_{zz})$, 其中, $\text{diag}(\cdot)$ 为对角函数, \mathbf{J}_{xx} 、 \mathbf{J}_{yy} 、 \mathbf{J}_{zz} 分别为绕机体 x 坐标轴、 y 坐标轴和 z 坐标轴的转动惯量。 \mathbf{M}_g 和 \mathbf{M}_r 分别为陀螺力矩和螺旋桨拉力在机体轴上产生的力矩, \mathbf{M}_g 的计算公式如下:

$$\mathbf{M}_g = \sum_{k=1}^4 \mathbf{J}_{RP} \left(\omega_b \times \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \right) (-1)^{k+1} \omega_k \tag{10}$$

式中: $\mathbf{J}_{RP} \in \mathbf{R}^+$, 为整个电机转子和螺旋桨的转动惯量; ω_k , 为第 k 个电机的转速大小, 电机序号如图 2 所示。

联立式 (5)、式 (6)、式 (9) 和式 (10), 得到最终的旋翼无人机的运动学及动力学方程为

$$\begin{cases} \dot{p}_w = v_w \\ \dot{\theta} = W \omega_b \\ \dot{v}_w = \frac{f}{m} \mathbf{R}_b^w \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - g \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \\ \mathbf{J} \dot{\omega}_b + \omega_b \times (\mathbf{J} \omega_b) = \mathbf{M}_g + \mathbf{M}_r \end{cases} \tag{11}$$

至此, 旋翼无人机的运动学及动力学模型建立完毕。随着无人机技术的逐步发展, 基于上述模型建立的无人机控制方法正被广泛应用于无人机控制。这些无人机内环控制器的发展将无人机外环控制从无人机控制中解耦出来, 因此, 可以在符合无人机姿态动力学约束的前提下, 将无人机的运动过程视为质点模型, 对无人机外环控制进行设计。

2 安全降落控制器设计

2.1 神经网络控制器设计

本节提出一个全连接神经网络架构, 专为高精度的降落控制任务设计。该网络通过综合考虑飞行动态和环境因素, 实现了对飞行器降落阶段的精确控制。网络采用欧几里得损失函数, 优化预测输出与目标标签之间的差异, 从而确保控制命令的准确性和实时性。

该神经网络以一个 12 维特征向量作为输入, 包含无人机在地面坐标系下的位置和速度信息及降落平台在地面坐标系下的位置和速度信息。网

络通过2个连续的全连接层对输入特征进行深入分析,其中,第1层包含64个神经元,第2层则包含32个神经元,2层均采用ReLU函数进行激活,以增强模型的非线性处理能力。网络的输出由一个具有3个神经元的全连接层构成,直接生成飞行器的三维控制命令。欧几里得损失函数的回归输出层负责评估预测控制命令与实际控制命令之间的误差,为优化网络权重并减少控制误差提供依据。所提神经网络连接结构示意图如图3所示。

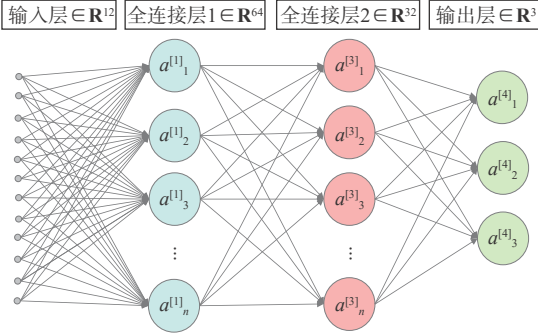


图3 神经网络连接结构示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the neural network connection structure

2.2 基于水平集方法的控制障碍函数

构建障碍函数对于保证双积分器系统的安全性至关重要。对于复杂的障碍物,构建障碍函数的挑战主要在于如何找到一个合适的函数 $h_1(\mathbf{p}_i)$,使 $h_1(\mathbf{p}_i) < 0$,能够覆盖障碍物区域。通过使用指数控制障碍函数来保证 $h_1(\mathbf{p}_i) \geq 0$,就可以保证行程安全。受图像分割领域中水平集方法的启发,本节首先提出一个表面演化函数,然后发展出基于水平集的控制障碍函数。

为全面描述空间障碍物的位置及其对应的安全属性,需要构建一个能够刻画空间障碍物所在区域安全程度的障碍函数,以确保无人机在降落过程中的安全性。该障碍函数被设计为一个四维表面,其中,3个维度表示障碍物在三维空间中的位置坐标,第4个维度对应该位置的障碍函数值。通过对该四维表面函数的演化迭代,最终可以得到能够表征障碍物的障碍函数,为无人机降落提供安全约束。因此,考虑一个四维表面 $\phi(\mathbf{x})$,其中, \mathbf{x} 表示体素中的位置,该表面的水平集被初始化为

$$\{\mathbf{x} | \phi(\mathbf{x}) = c\} \quad (12)$$

式中: $c \in \mathbf{R}$, 为常数。为了后续与CBF技术的结合,获取 $\phi(\mathbf{x})$ 的零水平集非常重要, $\phi(\mathbf{x})$ 的零水平集可以表示为

$$\{\mathbf{x} | \phi(\mathbf{x}) = 0\} \quad (13)$$

考虑曲线和表面的演化,表面随时间 t 参数

化,使

$$\phi(\mathbf{x}(t), t) = 0 \quad (14)$$

从式(14)出发,可以得到表面的时间导数为

$$\frac{\partial \phi(\mathbf{x}(t), t)}{\partial t} = 0 \quad (15)$$

由式(15)可以得到

$$\frac{\partial \phi}{\partial \mathbf{x}} \cdot \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial t} + \frac{\partial \phi}{\partial t} = 0 \quad (16)$$

为了更清晰地表达,式(16)可以整理为

$$\nabla \phi \mathbf{X}_t + \phi_t = 0 \quad (17)$$

式中: $\nabla \phi = \partial \phi / \partial \mathbf{x}$; $\phi_t = \partial \phi / \partial t$; \mathbf{X}_t 表示曲面 ϕ 的零水平集的演化过程,可以得到 $\mathbf{X}_t = \mathbf{F} \nabla \phi / \|\nabla \phi\|$ 。通过设计函数 \mathbf{F} 可以调整曲面 ϕ 的演化。在本文中,函数 \mathbf{F} 定义为

$$\mathbf{F} = \frac{1}{\|\nabla \phi\| + \delta} \left(\gamma_1 \frac{\max(\phi) - \phi}{\|\max(\phi) - \min(\phi)\| + \delta} - \gamma_2 \frac{1}{1 + \sqrt{\nabla \phi_x^2 + \nabla \phi_y^2}} \right) \quad (18)$$

令函数 $\psi = \frac{\max(\phi) - \phi}{\|\max(\phi) - \min(\phi)\| + \delta}$, 则式(18)可

写为

$$\mathbf{F} = \frac{\gamma_1 \psi \mathcal{G} - \gamma_2 \frac{1}{1 + \sqrt{\nabla \phi_x^2 + \nabla \phi_y^2}}}{\|\nabla \phi\| + \delta} \quad (19)$$

式中: \mathcal{G} 为参数设置合理的高斯算子,通过将高斯算子与函数 ψ 进行卷积,实现对于三维物体边缘的平滑效果,减少三维格栅化地图演化迭代过程中出现的异常值; δ 为防止分母为零的小量; $\gamma_1 > 0$ 和 $\gamma_2 > 0$ 为正常数。将函数 \mathbf{F} 代入式(19),可以容易地获得表面 $\phi(\mathbf{x})$ 的演化函数。

通过上述演化函数,并经过足够的演化迭代,可以获得最终的表面函数 $\phi_f(\mathbf{x})$,其中, $\phi_f(\mathbf{x}) < 0$,覆盖了障碍物区域。设置 $h_1(\mathbf{p}) = \phi_f(g(\mathbf{p}))$,其中, $g(\mathbf{p})$ 为从连续位置到体素位置的映射函数,得到基于水平集方法的障碍函数。

2.3 基于水平集的神经网络安全降落控制器

本节将神经网络控制器和基于水平集的控制障碍函数结合,以得到基于神经网络的无人机安全降落控制器。对式(3)求导可得

$$\dot{h}_2(\mathbf{p}, \mathbf{v}) = \frac{\partial h_2(\mathbf{p}, \mathbf{v})}{\partial \mathbf{p}} \dot{\mathbf{p}} + \frac{\partial h_2(\mathbf{p}, \mathbf{v})}{\partial \mathbf{v}} \dot{\mathbf{v}} \quad (20)$$

用 ϕ_f 替换 $h_1(\mathbf{p}_i)$,并结合式(4),可得

$$\frac{\partial h_2}{\partial \mathbf{p}} \dot{\mathbf{p}} + \frac{\partial h_2}{\partial \mathbf{v}} \dot{\mathbf{v}} + q_2 \left(\frac{d\phi_f}{d\mathbf{p}} \mathbf{v} + q_1 \phi_f \right) \geq 0 \quad (21)$$

其中: $\frac{\partial h_2}{\partial \mathbf{v}} = \frac{d\phi_f}{d\mathbf{p}}$; $\frac{\partial h_2}{\partial \mathbf{p}} = d \frac{d\phi_f}{d\mathbf{p}} / d\mathbf{p} \mathbf{v} + q_1 \frac{d\phi_f}{d\mathbf{p}}$ 。

考虑从实际传感器获得的数据是离散的, 本文通过差分近似偏导数。因此, 表面 ϕ_i 在 x 、 y 和 z 方向的差分分别用 I_x 、 I_y 和 I_z 表示。 I_x 在 x 方向的差分用 I_{xx} 表示, I_y 在 y 方向的差分用 I_{yy} 表示, I_z 在 z 方向的差分用 I_{zz} 表示。 I_x 在 y 方向的差分用 I_{xy} 表示, I_x 在 z 方向的差分用 I_{xz} 表示, I_y 在 z 方向的差分用 I_{yz} 表示。经过上述处理, 式 (21) 可以写成差分形式。

$$\begin{aligned}
 & I_{xx}v_x^2 + I_{yy}v_y^2 + I_{zz}v_z^2 + 2I_{xy}v_xv_y + 2I_{xz}v_xv_z + \\
 & 2I_{yz}v_yv_z + (q_1 + q_2)(I_xv_x + I_yv_y + I_zv_z) + \\
 & I_xu_x + I_yu_y + I_zu_z + q_1q_2I \geq 0 \tag{22}
 \end{aligned}$$

从式 (22) 可以看出, 对位置的障碍物约束已转换为对输入的约束。然后, 通过为无人机在线求解一个二次规划问题, 以获得具有安全保障的神经网络控制器。无人机降落过程的二次规划过程可以表述为

$$\begin{cases} \mathbf{u} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{u} \in \mathbb{R}^2} \frac{1}{2} \|\mathbf{u} - \mathbf{u}^*\|^2 \\ \text{s.t.} & \mathbf{A}\mathbf{u} \leq \mathbf{b} \end{cases} \tag{23}$$

式中: \mathbf{u} 为保障无人机安全性的控制输入; \mathbf{u}^* 为神经网络给出的期望控制输入。 \mathbf{A} 和 \mathbf{b} 的表达式为

$$\begin{cases} \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \sin(\phi_d) & -\cos(\phi_d) & -\tan(\gamma_d) \\ -\sin(\phi_d) & \cos(\phi_d) & -\tan(\gamma_d) \\ \cos(\phi_d) & \sin(\phi_d) & -\tan(\theta_d) \\ -\cos(\phi_d) & -\sin(\phi_d) & -\tan(\theta_d) \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ \mathbf{b} = \begin{bmatrix} \tan(\gamma_d)G \\ \tan(\gamma_d)G \\ \tan(\theta_d)G \\ \tan(\theta_d)G \\ \mathbf{u}_{\max x} \\ \mathbf{u}_{\max y} \\ \mathbf{u}_{\max z} \end{bmatrix} \end{cases} \tag{24}$$

至此, 基于水平集方法的神经网络安全降落控制器设计完毕。

3 算法仿真

3.1 静止平台降落仿真

模拟无人机降落于静止平台并实施避障策略的场景, 如图 4 所示。在无人机降落仿真场景中, 为评估所提安全控制算法在复杂环境下的有效性, 需要在无人机与降落平台之间设置障碍区域。采用球体障碍物进行模拟, 球心坐标为 [100,100,100] m, 球形半径为 20 m。需要说明的是, 由于进行了体素化处理, 为了更加直观地展示轨迹, 以点云代替障碍体素物体。虽然球体障碍物并不能完全等同于实际情况下的障碍, 但在一定程度上可以代表禁飞区域、信号拒止区域等复杂障碍情形。另外, 尽管

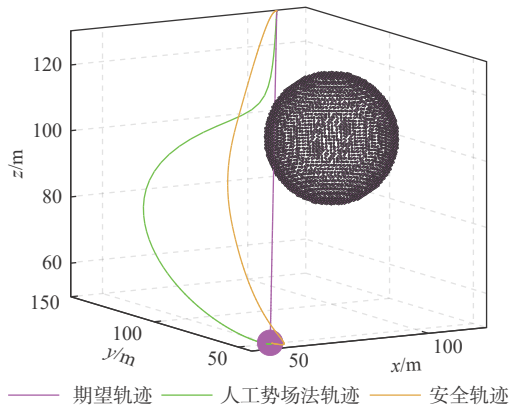


图 4 静止平台无人机安全降落仿真

Fig. 4 Simulation of safe drone landing for static platform UAV

选用的是球体障碍物, 但所使用的体素化处理方法对于处理其他类型复杂障碍物也具有一定的泛化能力。通过在无人机与降落平台之间设置此类障碍区域, 可以更好地模拟实际降落过程中可能遇到的障碍情况, 并评估所提算法在复杂环境下的性能表现。

考虑无人机的实际降落场景, 无人机的初始位置设置在移动平台的上方, 两者之间保持一定的高度差和水平距离, 以模拟实际降落过程中的相对位置关系。为评估安全降落算法在障碍环境下的性能, 需要在无人机和移动平台之间布置障碍物, 模拟实际降落环境中可能遇到的障碍情况。同时, 考虑到无人机降落过程中通常不会进行高速机动飞行, 移动平台的速度设置为较低值, 以便在此速度范围内较好地评估算法性能。

无人机初始位置设定为 [110,150,130] m, 初始速度和加速度均为 [0,0,0]。相对地, 平台的起始位置设置为 [50,50,50] m, 其速度和加速度也初始化为 [0,0,0]。采用 2 个参数 $q_1 = 2$ 和 $q_2 = 2$, 用于调整安全控制的保守性。

无人机的偏航角设置为 0° , 而无人机的俯仰角 θ_d 和滚转角 γ_d 均限幅为 $\pm 30^\circ$ 。无人机在地面坐标系的控制指令 u_x 限幅为 10 m/s², 无人机在地面坐标系的控制指令 u_y 限幅为 5 m/s²。

仿真过程中的控制指令数据及姿态数据如图 5 和图 6 所示。

由图 5 可以看出, 相较于人工势场法, 本文所提出的安全控制算法限制无人机在地面坐标系下的控制指令 u_y 限幅为 5 m/s², 证明了该算法对于机动能力限制的有效性。

由图 6 可以看出, 相较于人工势场法, 本文提出的安全控制算法限制无人机在地面坐标系下的俯仰角 θ_d 和滚转角 γ_d 均为 -30° , 证明了该算法对于

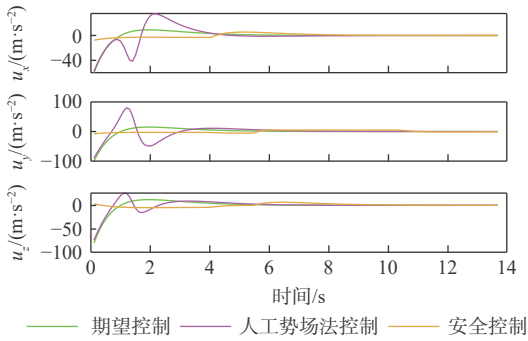


图5 静止平台无人机安全降落控制指令

Fig. 5 Control commands for safe drone landing for static platform UAV

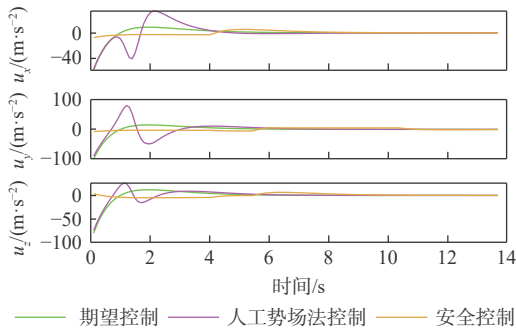


图6 静止平台无人机安全降落姿态约束

Fig. 6 Attitude constraints for safe drone landing for static platform UAV

无人机飞行姿态限制的有效性。

3.2 移动平台降落仿真

仿真模拟无人机降落于移动平台并保障无人机降落安全性的场景。仿真初始设定与3.1节保持一致,仅移动平台的移动速度初始化为 $[5,0,0]$ m/s。无人机降落轨迹如图7所示。

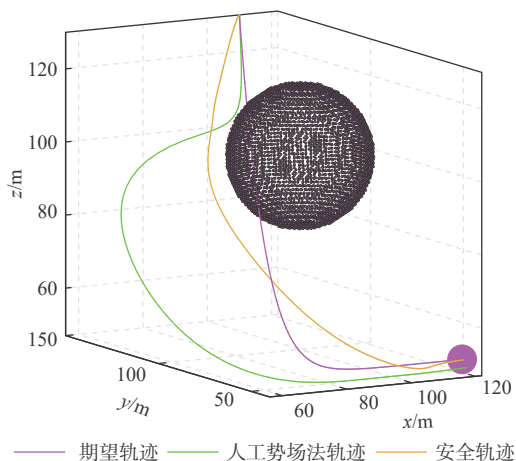


图7 移动平台无人机安全降落仿真

Fig. 7 Simulation of safe drone landing for moving platform UAV

需要注意的是,由于人工势场法自始至终会对无人机飞行控制产生斥力,因此,无人机在控制收敛后仍无法成功准确降落至平台。

仿真过程中的控制指令数据及姿态约束数据如图8和图9所示。

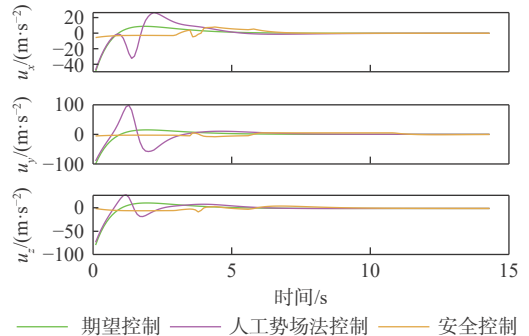


图8 移动平台无人机安全降落控制指令

Fig. 8 Control commands for safe drone landing for moving platform UAV

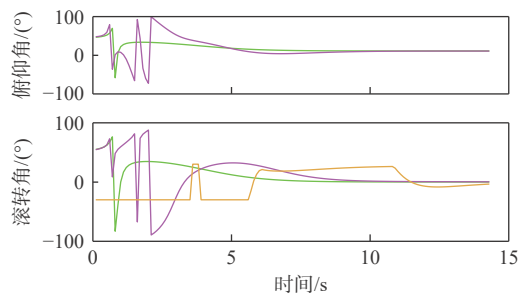


图9 移动平台无人机安全降落姿态约束

Fig. 9 Attitude constraints for safe drone landing for moving platform UAV

由图8可以看出,对于移动降落平台,本文提出的安全控制算法限制无人机在地面坐标系下的控制指令 u_y 限幅为 5 m/s^2 ,证明了该算法对于机动能力限制的有效性。

由图9可以看到,无人机在地面坐标系下的俯仰角 θ_d 和滚转角 γ_d 均限幅为 $\pm 30^\circ$,证明了该算法对于无人机飞行姿态限制的有效性。

通过对比可知,本文提出的基于神经网络的安全控制算法对于移动降落平台的精准降落具有一定程度的鲁棒性,且能够保障无人机在机动能力受限及姿态约束受限情况下的安全避障能力。仿真实验进一步证明了所提算法的有效性。

4 结论

1) 在静止平台降落仿真中,通过设置球体障碍物,并对其进行体素化处理,以模拟复杂环境,验证了所提安全控制算法在处理复杂障碍物方面的有效性和泛化能力。

2) 在移动平台降落仿真中,即使平台移动速度为 5 m/s ,所提算法仍显示出对复杂动态环境的适应性和鲁棒性,能够在保证安全避障的同时,实现精

准降落。

3) 此外, 所提安全控制算法能够有效限制无人机的控制指令大小和姿态, 具体为控制指令限幅在 $\pm 5 \text{ m/s}^2$, 俯仰角和滚转角均限幅为 $\pm 30^\circ$, 证明了所提安全控制算法对无人机机动能力和飞行姿态的有效约束。

4) 综合算法在静止和移动平台场景中的表现, 相较于人工势场法, 所提安全控制算法在控制指令收敛和飞行姿态约束方面表现更优, 能够有效避免由于人工势场法斥力大范围存在而导致的无法准确降落问题。

综上所述, 本文提出的基于神经网络的安全控制算法不仅提高了降落精度, 还增强了对复杂环境的适应能力, 展现出良好的实际应用潜力。

参考文献 (References)

- [1] PUEYO P, DENDARIETA J, MONTIJANO E, et al. CineMPC: a fully autonomous drone cinematography system incorporating zoom, focus, pose, and scene composition[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2024, 40: 1740-1757.
- [2] KUANG Q, JIN X, ZHAO Q P, et al. Deep multimodality learning for UAV video aesthetic quality assessment[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2019, 22(10): 2623-2634.
- [3] SONG S H, YEON G Y, SHON H W, et al. Design and control of soft unmanned aerial vehicle "S-CLOUD" [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2021, 26(1): 267-275.
- [4] SPICA R, CRISTOFALO E, WANG Z J, et al. A real-time game theoretic planner for autonomous two-player drone racing[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2020, 36(5): 1389-1403.
- [5] LOQUERCIO A, KAUFMANN E, RANFTL R, et al. Deep drone racing: from simulation to reality with domain randomization[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2020, 36(1): 1-14.
- [6] DI J, CHEN S F, LI P F, et al. A cooperative-competitive strategy for autonomous multidrone racing[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2024, 71(7): 7485-7494.
- [7] CHUNG S J, PARANJPE A A, DAMES P, et al. A survey on aerial swarm robotics[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(4): 837-855.
- [8] CHEN Y J, CHANG D K, ZHANG C. Autonomous tracking using a swarm of UAVs: A constrained multi-agent reinforcement learning approach[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(11): 13702-13717.
- [9] DONG X W, LI Y F, LU C, et al. Time-varying formation tracking for UAV swarm systems with switching directed topologies[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, 30(12): 3674-3685.
- [10] DU P F, SHI Y Q, CAO H T, et al. AI-enabled trajectory optimization of logistics UAVs with wind impacts in smart cities[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2024, 70(1): 3885-3897.
- [11] PAN Y, CHEN Q W, ZHANG N, et al. Extending delivery range and decelerating battery aging of logistics UAVs using public buses[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2023, 22(9): 5280-5295.
- [12] BHATT K, POURMAND A, SIKKA N. Targeted applications of unmanned aerial vehicles (drones) in telemedicine[J]. *Telemedicine Journal and e-Health*, 2018, 24(11): 833-838.
- [13] DEMIRHAN M, PREMACHANDRA C. Development of an automated camera-based drone landing system[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 202111-202121.
- [14] YANG D S, PANG Y H, ZHOU B W, et al. Fault diagnosis for energy internet using correlation processing-based convolutional neural networks[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, 49(8): 1739-1748.
- [15] LIU Y J, MA L, LIU L, et al. Adaptive neural network learning controller design for a class of nonlinear systems with time-varying state constraints[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, 31(1): 66-75.
- [16] LIU L, LIU Y J, LI D P, et al. Barrier Lyapunov function-based adaptive fuzzy FTC for switched systems and its applications to resistance-inductance-capacitance circuit system[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2020, 50(8): 3491-3502.
- [17] OKULSKI M, ŁAWRYŃCZUK M. How much energy do we need to fly with greater agility? energy consumption and performance of an attitude stabilization controller in a quadcopter drone: a modified MPC vs. PID[J]. *Energies*, 2022, 15(4): 1380.
- [18] LOQUERCIO A, MAQUEDA A I, DEL-BLANCO C R, et al. DroNet: learning to fly by driving[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, 3(2): 1088-1095.
- [19] POLVARA R, PATACCHIOLA M, HANHEIDE M, et al. Sim-to-real quadrotor landing via sequential deep Q-networks and domain randomization[J]. *Robotics*, 2020, 9(1): 8.
- [20] ABO MOSALI N, SHAMSUDIN S S, MOSTAFA S A, et al. An adaptive multi-level quantization-based reinforcement learning model for enhancing UAV landing on moving targets[J]. *Sustainability*, 2022, 14(14): 8825.
- [21] XIE J Y, PENG X D, WANG H J, et al. UAV autonomous tracking and landing based on deep reinforcement learning strategy[J]. *Sensors*, 2020, 20(19): 5630.
- [22] XIAO W, BELTA C. High-order control barrier functions[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2022, 67(7): 3655-3662.
- [23] XIA K W, HUANG Y T, ZOU Y, et al. Reinforcement learning control for moving target landing of VTOL UAVs with motion constraints[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2024, 71(7): 7735-7744.
- [24] KHAN A, HEBERT M. Learning safe recovery trajectories with deep neural networks for unmanned aerial vehicles[C]//Proceedings of the 2018 IEEE Aerospace Conference. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-9.
- [25] GUPTA K, KAAKAI F, PESQUET-POPESCU B, et al. Safe design of stable neural networks for fault detection in small UAVs[C]//Proceedings of the SAFECOMP 2022 Workshops. Cham: Springer, 2022: 263-275.
- [26] CAI X, ZHU X Z, YAO W. FTESO-adaptive neural network based safety control for a quadrotor UAV under multiple disturbances: algorithm and experiments[J]. *Industrial Robot: the International Journal of Robotics Research and Application*, 2024, 51(1): 20-33.

Neural network controller-based safe landing algorithm for UAVs

YI Shaopeng¹, DONG Wei^{2,*}, WANG Weilin¹, WANG Chunyan^{1,3}, YI Aiqing⁴, WANG Jianan¹

(1. School of Aerospace Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

2. National Key Lab of Autonomous Intelligent Unmanned Systems, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

3. Advanced Technology Research Institute, Beijing Institute of Technology, Jinan 250300, China;

4. Wuhan Guide Infrared Co., Ltd., Wuhan 430205, China)

Abstract: This article proposes a safe landing control strategy for unmanned aerial vehicle (UAVs) by integrating control barrier functions with neural network controllers. Initially, control barrier functions and UAV's dynamical models are introduced, providing a theoretical foundation for subsequent algorithm design. Then, a control approach is proposed that uses the level set method to design control barrier functions and combine them with neural network controllers to successfully ensure UAV safety during obstacle avoidance and safe landing. Simulation experiments then validate the effectiveness of the proposed control strategy in obstacle avoidance and safe landing, demonstrating the UAV's safe obstacle avoidance capabilities under limited maneuverability and attitude constraints. The success of the suggested algorithm is finally summed up, and potential research avenues are examined.

Keywords: UAV safe landing; level set method; control barrier function; dynamic constraints; neural network controller

Received: 2024-06-05; **Accepted:** 2024-08-17; **Published Online:** 2024-09-09 17:22

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240909.1326.006

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (62403052,62373055,62273043); Postdoctoral Innovative Talent Support Program (BX20230461); General Funding Program of China Postdoctoral Science Foundation (2023M740249)

* **Corresponding author.** E-mail: dong@bit.edu.cn

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0403

基于自适应神经网络的四旋翼无人机 固定时间指令滤波控制

聂黎¹, 李臣亮², 刘旺魁³, 沈海东^{1,*}, 刘燕斌¹, 陈金宝¹

(1. 南京航空航天大学 航天学院, 南京 211106; 2. 南京航空航天大学 自动化学院, 南京 211106;

3. 北京空天技术研究所, 北京 100074)

摘 要: 针对四旋翼无人机在外部扰动和模型不确定性下的姿态跟踪问题, 设计了一种基于自适应径向基函数 (RBF) 神经网络的固定时间指令滤波控制方法。设计了一种基于双曲正切函数的固定时间指令滤波器, 避免了虚拟控制律推导过程中存在的“微分爆炸”问题, 消除了传统滤波器由于引入分数阶而产生的奇异现象; 利用 RBF 神经网络对模型不确定性进行逼近, 并根据跟踪偏差设计了神经网络权值的自适应调节律, 改善了在线逼近效果; 此外, 结合反步法和干扰观测器, 设计了四旋翼无人机固定时间控制律, 通过干扰观测器对外界扰动进行估计和补偿, 实现了对目标姿态的快速、准确跟踪。基于 Lyapunov 理论严格证明了该方法的固定时间稳定性, 并通过数值仿真验证了所提方法的有效性。

关键词: 自适应径向基函数神经网络; 固定时间控制; 指令滤波; 反步法; 四旋翼无人机

中图分类号: V279; V249.1

文献标志码: A **文章编号:** 1001-5965(2026)02-0589-10

四旋翼无人机作为多旋翼飞行器的一种, 凭借着结构简单、垂直起降、自主悬停等优点, 在航拍、测绘、安防、巡检等场景中得到了广泛应用^[1]。然而, 四旋翼无人机是一个非线性系统, 其动力学特性表现出强耦合、欠驱动等特点, 给飞行控制系统设计带来了巨大挑战。此外, 由于其体积小、重量轻, 对复杂内外干扰较为敏感, 控制性能容易受到严重影响^[2]。因此, 高性能四旋翼无人机飞行控制系统设计已成为国内外研究的热点。

由于四旋翼无人机的强非线性和强耦合特点, 传统 PID 控制难以取得较好的控制效果。王栋等^[3]提出一种鲁棒控制设计, 解决了倾转式三旋翼无人机发生故障时的容错控制问题。薛晶勇^[4]通过设计一种指数型时变增益反步滑模控制方法, 成功消

除了匹配确定干扰的影响。与传统研究不同, 刘晨阳等^[5]将乘性耦合纳入多源不确定性问题的考虑范围, 设计了一种自适应神经网络控制算法。在上述非线性控制方法中, 反步法将高阶系统分解成多个一阶子系统, 并为每个子系统设计虚拟控制律, 展现出模式化设计流程的显著优势。然而, 传统反步法在设计过程存在“微分爆炸”的问题。Swaroop 等^[6]提出动态面控制, 在反步设计的每一步中引入一阶低通滤波器, 用简单代数计算代替微分计算, 从而避免“微分爆炸”问题。然而, 动态面控制方法未对滤波误差进行补偿, 导致系统的控制性能下降。针对该问题, Nai 等^[7]提出包含滤波误差补偿的指令滤波器方法。

上述基于 Lyapunov 理论设计的非线性控制律

收稿日期: 2024-06-05; 录用日期: 2024-06-21; 网络出版时间: 2024-09-10 09:15

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240909.1152.003

基金项目: 国家自然科学基金(52402475, 52272369); 中国航天科技集团有限公司第八研究院产学研合作基金(SAST2023-007); 中央高校基本科研业务费专项资金(NS2024053)

*通信作者. E-mail: shenhaidong@nuaa.edu.cn

引用格式: 聂黎, 李臣亮, 刘旺魁, 等. 基于自适应神经网络的四旋翼无人机固定时间指令滤波控制 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52(2): 589-598. NIE L, LI C L, LIU W K, et al. Adaptive neural network based on fixed-time command-filtered control for quadrotor unmanned aerial vehicles [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52(2): 589-598 (in Chinese).

只能保证系统的渐近稳定性,无法满足快速性要求。因此,开展四旋翼无人机快速收敛控制设计具有重要的实际意义。赵海斌等^[8]基于模糊控制理论,研究了一种有限时间制导律。张远等^[9]针对一类存在复合干扰的可连续变形飞行器,提出一种基于指令滤波的有限时间反步控制方法。然而,该类方法的收敛时间上限与系统状态初值密切相关。为解决这一难题,Polyakov^[10]针对非线性系统提出了固定时间稳定性理论,即可以不依赖初始值而独立设置调节时间上限。在此基础上,侯书超等^[11]提出固定时间指令滤波的方法,系统收敛时间只通过设置参数确定。然而,分数阶的引入会导致奇异问题,严重影响控制策略的可靠性。因此,需要进一步研究非奇异的指令滤波方法,以提高滤波效果的准确性。

此外,四旋翼无人机自身的模型不确定性和外界的复杂干扰会对控制性能产生影响,严重时甚至可能导致系统失稳,因此,有必要对其进行补偿。夏笠城等^[12]提出一种利用双频扩张状态观测器的反步控制方法,以应对实际系统中快速变化的扰动和量测噪声。鄢化彪等^[13]提出一种改进型姿态自抗扰控制方法,并用于四旋翼姿态跟踪,不仅具备优良的抗干扰能力,还有效减小了抖振。Zhang等^[14]研究了一种基于径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的自适应补偿控制设计,用于估计系统所受的干扰和参数不确定性。上述神经网络和模糊逻辑系统律主要基于梯度下降算法与 σ -修正法进行参数估计,无法保证其收敛性。因此,需要进一步探索复合自适应神经网络,以实现估计误差和误差收敛时间的双重收敛,从而提高系统的抗扰动性能。

综上所述,本文的研究目标是针对四旋翼无人机系统,设计一种基于自适应RBF神经网络的固定时间指令滤波控制律,以实现四旋翼无人机的姿态跟踪。本文的主要贡献如下:

1) 提出了具有光滑双曲正切函数的一阶指令滤波器,用于估计虚拟控制器的导数,避免了常规固定时间控制^[15]推导中存在的奇异问题,减弱了抖振现象,并对滤波误差进行了补偿,实现了指令滤波误差在固定时间内收敛。

2) 采用RBF神经网络对模型不确定性进行逼近,根据跟踪误差设计了神经网络权值的自适应调节率,并结合干扰观测器对外部扰动进行估计和补偿。

3) 通过反步法设计了一种新的固定时间控制器,保证四旋翼无人机能够在固定时间内完成姿态

跟踪任务,且调节时间上限与系统状态初值无关。

1 问题描述

1.1 四旋翼无人机模型

将X字形排列转子的四旋翼无人机简化为如图1所示的结构。其中, $X_c(O_c x_c y_c z_c)$ 表示 O_c 为地球上某一点的惯性坐标系, $X_b(O_b x_b y_b z_b)$ 定义了 O_b 为飞行器重心的体轴坐标系。 $T = \sum F_i (i = 1, 2, 3, 4)$ 为由转子产生的合力。

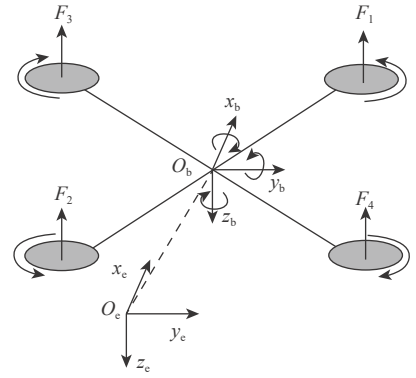


图1 四旋翼无人机的参考坐标系

Fig. 1 Reference coordinate system for quadrotor unmanned aerial vehicles

根据牛顿-欧拉方程,具有未知扰动的四旋翼飞行器的非线性姿态动力学与运动学模型可以表示为^[16]

$$\begin{cases} \dot{\phi} = \omega_x + \omega_y \tan \theta \sin \phi + \omega_z \tan \theta \cos \phi \\ \dot{\theta} = \omega_y \cos \phi - \omega_z \sin \phi \\ \dot{\psi} = \omega_y \sin \phi / \cos \theta + \omega_z \cos \phi / \cos \theta \\ \dot{\omega}_x = \omega_y \omega_z (J_{yy} - J_{zz}) / J_{xx} + \tau_x / J_{xx} + d_x \\ \dot{\omega}_y = \omega_z \omega_x (J_{zz} - J_{xx}) / J_{yy} + \tau_y / J_{yy} + d_y \\ \dot{\omega}_z = \omega_x \omega_y (J_{xx} - J_{yy}) / J_{zz} + \tau_z / J_{zz} + d_z \end{cases} \quad (1)$$

写成向量形式为

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{\theta}} = \mathbf{B}\boldsymbol{\sigma} \\ \dot{\boldsymbol{\sigma}} = -\mathbf{J}^{-1}\boldsymbol{\sigma} \times \mathbf{J}\boldsymbol{\sigma} + \mathbf{J}^{-1}\boldsymbol{\Gamma} + \mathbf{F}_2(\bar{\mathbf{x}}_2) + \mathbf{d} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{J} = \text{diag}\{J_{xx}, J_{yy}, J_{zz}\}$ 为四旋翼无人机的惯性矩阵; $\boldsymbol{\theta} = [\phi, \theta, \psi]^T$ 为欧拉角向量,包括滚动角、俯仰角和偏航角; $\boldsymbol{\sigma} = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$ 为在 X_b 中定义的姿态角速率向量; $\mathbf{d} = [d_x, d_y, d_z]^T$ 为外部未知干扰向量; $\mathbf{F}_2(\bar{\mathbf{x}}_2) = [F_{2x}, F_{2y}, F_{2z}]^T$ 表示模型不确定性; $\boldsymbol{\Gamma} = [\tau_x, \tau_y, \tau_z]^T$ 为作用于四旋翼无人机上的转矩; \mathbf{B} 为姿态运动学矩阵,如下:

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & \sin \phi \tan \theta & \cos \phi \tan \theta \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 0 & \sin \phi / \cos \theta & \cos \phi / \cos \theta \end{bmatrix} \quad (3)$$

定义 $\mathbf{x}_1 = \boldsymbol{\theta}$, $\mathbf{x}_2 = \boldsymbol{\sigma}$, $\mathbf{u} = \boldsymbol{\Gamma}$, 则式(2)可改写为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = Bx_2 \\ \dot{x}_2 = -J^{-1}x_2 \times Jx_2 + J^{-1}u + F_2(\bar{x}_2) + d \\ y = x_1 \end{cases} \quad (4)$$

本文的主要控制目标为: 针对四旋翼无人机系统 (式 (4)), 设计一种基于自适应神经网络的固定时间指令滤波控制器, 保证在未知外部干扰下的闭环系统固定时间稳定, 且姿态跟踪误差在固定时间内收敛到原点附近的邻域内。

1.2 假设与引理

为方便后续推导控制器设计和稳定性分析, 给出如下假设和引理。

假设 1^[17] 假设外部扰动有界, 满足 $\|d\| \leq R_1$, 其中, R_1 为正常数。

假设 2^[18] 滚转角 ϕ 和俯仰角 θ 的变化范围为 $(-\pi/2, \pi/2)$ 。

假设 3^[19] 对于四旋翼无人机系统, 假设所有状态都是可测的, 且期望的姿态角 y_r 及其导数 \dot{y}_r, \ddot{y}_r 是有界的。

引理 4^[20] RBF 神经网络常用于逼近未知连续函数 $f(F_m): R^n \rightarrow R$, 其形式可写为

$$f(F_m) = \hat{W}^T h(F_m) + \varepsilon \quad (5)$$

式中: $F_m \in R^n$ 为输入变量; n 为变量个数; $\hat{W} \in R^j$ 为最优权重向量 W^* 的估计; j 为神经元个数; $h(F_m) \in R^j$ 为基函数; ε 为逼近误差。

定义 RBF 设计网络的最优权值向量为

$$W^* = \arg \min_{\hat{W} \in \Omega_f} \left[\sup_{F_m \in \Omega_{F_m}} |\hat{f}(F_m, \hat{W}) - f(F_m)| \right] \quad (6)$$

式中: $\Omega_f = \{\hat{W}: \|\hat{W}\| \leq \bar{W}\}$ 为有效集; \bar{W} 为常数; Ω_{F_m} 为状态的可接受集。代入最优权重得

$$f(F_m) = W^{*T} h(F_m) + \varepsilon^* \quad (7)$$

式中: ε^* 为满足 $|\varepsilon^*| \leq \bar{\varepsilon}$ 的最佳逼近误差; $\bar{\varepsilon}$ 为常数。

引理 5^[21] 对于给定的常数 $\Xi > 0$ 和 $x \in R$, 满足

$$0 \leq |x| - x \cdot \tanh(x/\Xi) \leq \zeta \Xi \quad (8)$$

式中: $\zeta = \sup_{t>0} (1/(1+e^t)) = 0.2785$ 。

引理 6^[22] 对于 $\lambda_1 > 0, \lambda_2 > 0, \lambda_3 > 0, \psi_1 \geq 0, \psi_2 \geq 0, \psi_3 \geq 0$, 有如下不等式成立:

$$\psi_1^{\lambda_1} \psi_2^{\lambda_2} \leq \lambda_3 \psi_1^{\lambda_1 + \lambda_2} + \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2} \left(\frac{\lambda_1}{\lambda_3(\lambda_1 + \lambda_2)} \right)^{\lambda_1/\lambda_2} \psi_2^{\lambda_1 + \lambda_2} \psi_3^{\frac{\lambda_1 + \lambda_2}{\lambda_2}} \quad (9)$$

引理 7^[23] 对于 $\phi_1, \phi_2 \in R$, 满足

$$\phi_1 \phi_2 \leq o^m |\phi_1|^m / m + |\phi_2|^n / (no^n) \quad (10)$$

式中: $o > 0; m > 1; n > 1; (m-1)(n-1) = 1$ 。

引理 8^[24] 对于给定的非线性系统, 如果存在一个光滑正定函数 $V(x) > 0$ 满足 $\dot{V}(x) \leq -(\mu_1 V^\alpha(x) +$

$\mu_2 V^\beta(x))^\gamma + \varrho$, 其中, 实数 $\mu_1 > 0; \mu_2 > 0; \alpha > 0; \beta > 0; \alpha\gamma \in (0, 1); \beta\gamma \in (1, \infty); \varrho > 0$ 。当 $x = 0$ 时, 满足:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t)), x(0) = 0 \\ f(0) = 0 \end{cases} \quad (11)$$

则系统在固定时间实际稳定。当 $0 < \varpi < 1$ 时, 不等式满足:

$$\lim_{t \rightarrow T_s} x|V(x) \leq \min \left\{ \mu_1^{-\frac{1}{\alpha}} \varrho^{\frac{1}{\alpha\gamma}} / (1 - \varpi^\gamma)^{\frac{1}{\alpha\gamma}}, \mu_2^{-\frac{1}{\beta}} \varrho^{\frac{1}{\beta\gamma}} / (1 - \varpi^\gamma)^{\frac{1}{\beta\gamma}} \right\} \quad (12)$$

其稳定时间 T_s 满足:

$$T_s \leq \varpi^\gamma (1 - \alpha\gamma) / \mu_1^\gamma + \varpi^\gamma (\beta\gamma - 1) / \mu_2^\gamma \quad (13)$$

引理 9^[25] 对任意实数 $b_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 下列不等式成立:

$$\begin{cases} \left(\sum_{i=1}^n |b_i| \right)^\delta \leq \sum_{i=1}^n |b_i|^\delta \\ \left(\sum_{i=1}^n |b_i| \right)^2 \leq n \sum_{i=1}^n |b_i|^2 \end{cases} \quad (14)$$

式中: $0 < \delta < 1$ 。

2 固定时间指令滤波自适应神经网络控制器设计

针对四旋翼无人机系统, 基于反步控制的方法设计了固定时间指令滤波复合自适应神经网络姿态跟踪控制器, 其结构框图如图 2 所示。

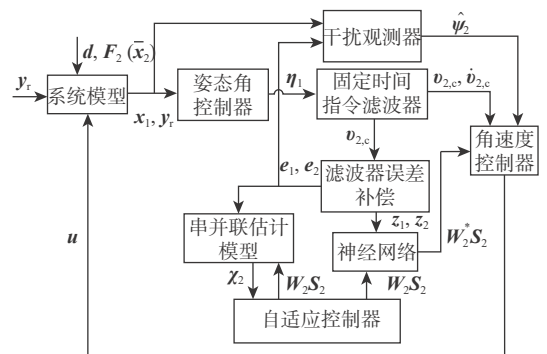


图 2 基于 RBF 神经网络的固定时间反步控制结构框图
Fig. 2 Block diagram of the structure of fixed-time backstepping control based on RBF neural network

四旋翼无人机姿态跟踪控制器包含姿态角跟踪控制和角速度控制 2 部分。其中, 姿态角控制回路通过设计虚拟控制角速度, 实现对期望姿态角的跟踪; 将虚拟控制量输入到固定时间指令滤波器, 得到导数信息, 将其作为角速度控制回路的输入, 通过反步法求解得到所需控制力矩, 并结合 RBF 神经网络及干扰观测器完成对内外部扰动的估计、补偿。

2.1 固定时间指令滤波器

采用如下双曲正切函数的固定时间指令滤波器:

$$\mathbf{N}\dot{\hat{\xi}}(t) = -\hbar \cdot \tanh\left(\frac{\hat{\xi}(t) - \xi(t)}{\Xi_{\hat{\xi}(t)}}\right) - \alpha(\hat{\xi}(t) - \xi(t))^3 \quad (15)$$

式中: $\mathbf{N} > 0$; $\hbar > 0$; $\alpha > 0$; $\Xi_{\hat{\xi}(t)} > 0$; $\hat{\xi}(t)$ 表示状态; $\xi(t)$ 是连续的。

引理 10^[26] 考虑满足 $\xi(t), \hat{\xi}(t) \in \Omega$ (紧集 Ω) 的函数 $\xi(t)$, 且式 (15) 的初始状态有界。可得

1) 对于任意常数 K , 满足:

$$\begin{cases} |\hat{\xi}(t) - \xi(t)| \leq K \\ t \geq T_0 \end{cases} \quad (16)$$

式中: T_0 定义为

$$T_0 = \varpi X / \left(2\sqrt{2}\hbar\right) + \varpi / (4\alpha/X - 1) \quad (17)$$

其中, $0 < \varpi < 1$; $4\alpha/X - 1 > 0$ 。

2) $|\hat{\xi}(t)|$ 是有界的, 且满足:

$$|\hat{\xi}(t)| \leq \sqrt{2} \sqrt{t/\mu_1} \quad (18)$$

式中: $\mu_1 = 4\alpha/X - 9\alpha o^3/X > 0$; $o > 0$; $t = \hbar^2/2X^2 + 1/2 + \hbar^2 d_1^2/2X^2 + 3\alpha\bar{\xi}^4/4Xo^4 + \alpha\bar{\xi}^4/12X + K^2/2 + \hbar\zeta\Xi_{\hat{\xi}(t)}/X$; $K > 0$ $\hbar\zeta > 0$ $|\xi(t)| \leq \bar{\xi}$ 。

2.2 自适应神经网络控制器设计

步骤 1 定义姿态角及姿态角速度的跟踪误差为

$$\begin{cases} \mathbf{s}_1 = \mathbf{y} - \mathbf{y}_r \\ \mathbf{s}_2 = \mathbf{x}_2 - \mathbf{v}_{2,c} \end{cases} \quad (19)$$

式中: $\mathbf{y}_r = [\phi_r, \theta_r, \psi_r]^T$ 为期望姿态角; $\mathbf{v}_{2,c}$ 为滤波器对虚拟控制律的跟踪结果输出。

对式 (19) 求导, 并代入式 (4) 可得

$$\dot{\mathbf{s}}_1 = \mathbf{B}(\mathbf{s}_2 + \mathbf{v}_{2,c}) - \dot{\mathbf{y}}_r \quad (20)$$

为了避免对期望值进行烦琐的求导, 引入固定时间指令滤波器式 (15), 并定义滤波跟踪误差为

$$\mathbf{o}_1 = \mathbf{v}_{2,c} - \boldsymbol{\eta}_1 \quad (21)$$

式中: $\boldsymbol{\eta}_1$ 为中间控制信号。

将式 (21) 代入式 (20) 可得

$$\dot{\mathbf{s}}_1 = \mathbf{B}(\mathbf{s}_2 + \boldsymbol{\eta}_1 + \mathbf{o}_1) - \dot{\mathbf{y}}_r \quad (22)$$

将滤波器补偿 \mathbf{z}_1 设计为

$$\dot{\mathbf{z}}_1 = \mathbf{B}(\mathbf{z}_2 + \mathbf{o}_1) - \pi_1 \mathbf{z}_1^3 - l_1 \tanh(\mathbf{z}_1/\Xi_{z_1}) \quad (23)$$

式中: π_1 、 l_1 和 Ξ_{z_1} 均为正常数。

定义补偿误差 $\mathbf{e}_1 = \mathbf{s}_1 - \mathbf{z}_1$, $\mathbf{e}_2 = \mathbf{s}_2 - \mathbf{z}_2$, 求导并代入式 (22)、式 (23) 得

$$\dot{\mathbf{e}}_1 = \mathbf{B}(\mathbf{e}_2 + \boldsymbol{\eta}_1) - \dot{\mathbf{y}}_r + \pi_1 \mathbf{z}_1^3 + l_1 \tanh(\mathbf{z}_1/\Xi_{z_1}) \quad (24)$$

选择 Lyapunov 函数:

$$V_1(t) = \frac{1}{2} \mathbf{e}_1^2 \quad (25)$$

对式 (25) 求导, 并代入式 (24) 可得

$$\dot{V}_1(t) = \mathbf{e}_1 (\mathbf{B}\boldsymbol{\eta}_1 - \dot{\mathbf{y}}_r + \pi_1 \mathbf{z}_1^3 + l_1 \tanh(\mathbf{z}_1/\Xi_{z_1})) + \mathbf{B}\mathbf{e}_1 \mathbf{e}_2 \quad (26)$$

设计中间控制信号 $\boldsymbol{\eta}_1$ 为

$$\boldsymbol{\eta}_1 = \mathbf{B}^{-1}(-k_{12}\mathbf{e}_1^3 + \dot{\mathbf{y}}_r - k_{11} \tanh(\mathbf{e}_1/\Xi_{e_1}) - \pi_1 \mathbf{z}_1^3 - l_1 \tanh(\mathbf{z}_1/\Xi_{z_1})) \quad (27)$$

式中: k_{11} 、 k_{12} 和 Ξ_{e_1} 为正常数。

步骤 2 根据式 (19) 求得

$$\dot{\mathbf{s}}_2 = \dot{\mathbf{x}}_2 - \dot{\mathbf{v}}_{2,c} \quad (28)$$

式中: $\dot{\mathbf{v}}_{2,c}$ 为滤波器输出, 用来跟踪中间控制信号 $\boldsymbol{\eta}_1$ 的导数, 避免解析求导计算。

记未知非线性项 $\pi_2 \mathbf{z}_2^3 + l_2 \tanh(\mathbf{z}_2/\Xi_{z_2}) + \mathbf{z}_1 + \mathbf{F}_2(\bar{\mathbf{x}}_2)$, 引入 RBF 神经网络 $\mathbf{W}_2^T \mathbf{S}_2$ 对其进行估计, 即 $\mathbf{z}_1 + \mathbf{F}_2(\bar{\mathbf{x}}_2) + \pi_2 \mathbf{z}_2^3 + l_2 \tanh(\mathbf{z}_2/\Xi_{z_2}) =$

$$\mathbf{W}_2^T \mathbf{S}_2 + \boldsymbol{\varepsilon}_2 = \sum_{j=1}^{m_2} \boldsymbol{\theta}_{2j}^* s_{2j} + \boldsymbol{\varepsilon}_2 \quad (29)$$

式中: $\mathbf{W}_2^* = [\boldsymbol{\theta}_{21}^*, \dots, \boldsymbol{\theta}_{2m_2}^*]$, m_2 为隐藏层神经元个数; l_2 、 π_2 和 Ξ_{z_2} 均为正常数; $\boldsymbol{\varepsilon}_2$ 为神经网络估计误差。

将式 (29) 代入式 (28) 得

$$\dot{\mathbf{s}}_2 = \dot{\mathbf{x}}_2 - \pi_2 \mathbf{z}_2^3 - \mathbf{z}_1 - \dot{\mathbf{v}}_{2,c} - l_2 \tanh(\mathbf{z}_2/\Xi_{z_2}) - \mathbf{F}_2(\bar{\mathbf{x}}_2) + \sum_{j=1}^{m_2} \boldsymbol{\theta}_{2j} s_{2j} + \sum_{j=1}^{m_2} \tilde{\boldsymbol{\theta}}_{2j} s_{2j} + \boldsymbol{\varepsilon}_2 \quad (30)$$

式中: $\tilde{\boldsymbol{\theta}}_{2j} = \boldsymbol{\theta}_{2j}^* - \boldsymbol{\theta}_{2j}$ 。

将滤波器补偿 \mathbf{z}_2 设计为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{z}}_2 = -\pi_2 \mathbf{z}_2^3 - \mathbf{z}_1 - l_2 \tanh(\mathbf{z}_2/\Xi_{z_2}) \\ \mathbf{z}_2(0) = 0 \end{cases} \quad (31)$$

设计一种新颖的用于逼近 \mathbf{d} 的自适应干扰观测器 (adaptive neural disturbance observer, ANDO), 具体如下所示:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{h}}_2 = -q_2(\mathbf{h}_2 - \lambda_2 \mathbf{x}_2) - \vartheta_2(\mathbf{h}_2 - \lambda_2 \mathbf{x}_2)^3 + \mathbf{e}_2 + \lambda_2 \left(\mathbf{W}_2^T \mathbf{S}_2 - \pi_2 \mathbf{z}_2^3 - \mathbf{z}_2 - l_2 \tanh\left(\frac{\mathbf{z}_2}{\Xi_{z_2}}\right) \right) \\ \dot{\hat{\boldsymbol{\psi}}}_2 = \mathbf{h}_2 - \lambda_2 \mathbf{x}_2 \end{cases} \quad (32)$$

式中: \mathbf{h}_2 为状态; $q_2 > 0$; $\vartheta_2 > 0$; $\lambda_2 > 0$ 。

定义 $\tilde{\boldsymbol{\psi}}_2 = \mathbf{d} - \hat{\boldsymbol{\psi}}_2$, 有

$$\dot{\tilde{\boldsymbol{\psi}}}_2 = q_2 \hat{\boldsymbol{\psi}}_2 + \vartheta_2 \hat{\boldsymbol{\psi}}_2^3 - \mathbf{e}_2 + \lambda_2 \tilde{\mathbf{W}}_2^T \mathbf{S}_2 + \lambda_2 \mathbf{d} + \dot{\boldsymbol{\psi}}_2 \quad (33)$$

根据补偿误差定义 $\mathbf{e}_2 = \mathbf{s}_2 - \mathbf{z}_2$, 求导并代入式 (30)、式 (31)、式 (4) 得

$$\dot{\mathbf{e}}_2 = -\mathbf{J}^{-1} \mathbf{x}_2 \times \mathbf{J} \mathbf{x}_2 + \mathbf{J}^{-1} \mathbf{u} + \mathbf{d} - \dot{\mathbf{v}}_{2,c} + \sum_{j=1}^{m_2} \boldsymbol{\theta}_{2j} s_{2j} + \sum_{j=1}^{m_2} \tilde{\boldsymbol{\theta}}_{2j} s_{2j} + \boldsymbol{\varepsilon}_2 \quad (34)$$

为改进 RBF 神经网络的 $\sum_{j=1}^{m_2} \theta_{2j} s_{2j}$ 逼近效果, 设计一种自适应律, 用于在线更新神经网络权重系数。定义 $\chi_2 = \mathbf{x}_2 - \hat{\mathbf{x}}_2$, 通过估计模型设计 $\dot{\hat{\mathbf{x}}}_2$ 为

$$\dot{\hat{\mathbf{x}}}_2 = -\mathbf{J}^{-1} \mathbf{x}_2 \times \mathbf{J} \mathbf{x}_2 + \mathbf{J}^{-1} \mathbf{u} + \kappa_{22} \chi_2^3 - \tau_2 \mathbf{z}_2^3 - \mathbf{z}_1 + \sum_{j=1}^{m_2} \theta_{2j} s_{2j} + \kappa_{21} \tanh(\chi_2 / \Xi_{\chi_2}) + \chi_2 - l_2 \tanh(\mathbf{z}_2 / \Xi_{\mathbf{z}_2}) \quad (35)$$

式中: κ_{21} , κ_{22} 和 Ξ_{χ_2} 为正常数。

得到

$$\dot{\chi}_2 = \mathbf{d} + \sum_{j=1}^{m_1} \tilde{\theta}_{2j} s_{2j} - \kappa_{21} \tanh(\chi_2 / \Xi_{\chi_2}) - \chi_2 - \kappa_{22} \chi_2^3 \quad (36)$$

选择 Lyapunov 函数:

$$V_2(t) = V_1(t) + \frac{1}{2} e_2^2 + \frac{1}{2\beta_2} \sum_{j=1}^{m_1} \tilde{\theta}_{2j}^2 + \frac{1}{2} \chi_2^2 + \frac{1}{2} \tilde{\psi}_2^2 \quad (37)$$

式中: $\sum_{j=1}^{m_1} \tilde{\theta}_{2j}^2 = \tilde{\mathbf{W}}_2^T \mathbf{W}_2$ 和 β_2 为正常数。

对式 (35) 求导, 并代入式 (32)、式 (34) 得

$$\begin{aligned} \dot{V}_2(t) = & \dot{V}_1(t) - \frac{1}{\beta_2} \sum_{j=1}^{m_2} \tilde{\theta}_{2j} \dot{\theta}_{2j} + e_2 \left(\sum_{j=1}^{m_2} \theta_{2j} s_{2j} + \sum_{j=1}^{m_2} \tilde{\theta}_{2j} s_{2j} - \dot{\mathbf{v}}_{2,c} + \frac{1}{2} e_2 - \mathbf{J}^{-1} \mathbf{x}_2 \times \mathbf{J} \mathbf{x}_2 + \mathbf{J}^{-1} \mathbf{u} + \tilde{\psi}_2 \right) + \chi_2 \left(-\kappa_{22} \chi_2^3 + \sum_{j=1}^{m_2} \tilde{\theta}_{2j} s_{2j} - \kappa_{21} \tanh(\chi_2 / \Xi_{\chi_2}) \right) + \frac{1}{2} \varepsilon_2^{*2} + \tilde{\psi}_2 \dot{\psi}_2 + \frac{1}{2} A_2^2 \end{aligned} \quad (38)$$

式中: ε_2^* 为式 (7) 中的最佳逼近误差。

由引理 5, 式 (38) 可改写为

$$\begin{aligned} \dot{V}_2(t) = & \dot{V}_1(t) + e_2 \left(\sum_{j=1}^{m_2} \theta_{2j} s_{2j} + e_2 - \dot{\mathbf{v}}_{2,c} + \frac{1}{2} e_2 - \mathbf{J}^{-1} \mathbf{x}_2 \times \mathbf{J} \mathbf{x}_2 + \mathbf{J}^{-1} \mathbf{u} + \tilde{\psi}_2 \right) - \kappa_{21} (\chi_2^2)^{\frac{1}{2}} + \frac{1}{\beta_2} \sum_{j=1}^{m_2} \tilde{\theta}_{2j} (\beta_2 (e_2 s_{2j} + \chi_2 s_{2j}) - \tilde{\theta}_{2j}) - \kappa_{22} (\chi_2^2)^2 + \kappa_{21} s \Xi_{\chi_2} + \frac{1}{2} \varepsilon_2^{*2} + \tilde{\psi}_2 \dot{\psi}_2 \end{aligned} \quad (39)$$

将输入信号 \mathbf{u} 构造为

$$\mathbf{u} = -\mathbf{J} \kappa_{22} e_2^3 + \mathbf{J} \dot{\mathbf{v}}_{2,c} - \mathbf{J} \kappa_{21} \tanh(e_2 / \Xi_{e_2}) + \mathbf{x}_2 \times \mathbf{J} \mathbf{x}_2 - \mathbf{J} e_1 - 1.5 \mathbf{J} e_2 - \mathbf{J} \sum_{j=1}^{m_2} \theta_{2j} s_{2j} - \mathbf{J} \hat{\psi}_2 \quad (40)$$

式中: κ_{21} 、 κ_{22} 和 Ξ_{e_2} 为正常数。并取自适应律 $\dot{\theta}_{2j}$ 如下:

$$\dot{\theta}_{2j} = \beta_2 (e_2 + \chi_2) s_{2j} - \tau_2 \theta_{2j} - p_2 \theta_{2j}^3 \quad (41)$$

式中: τ_2 、 p_2 均为正常数。

2.3 稳定性分析

定理 1 对于包含外部扰动的四旋翼无人机系统 (式 (4)), 指令滤波器设计为 (式 (15)), 通过反步法设计的固定时间跟踪控制器 (式 (27)) 和 (式 (40)), 所有闭环跟踪误差在固定时间内是有界和收敛的。

证明

步骤 1 将式 (27) 代入式 (26), 利用引理 5, 有

$$\dot{V}_1 \leq -k_{11} (e_1^2)^{\frac{1}{2}} - k_{12} (e_1^2)^2 + \mathbf{B} e_1 e_2 + k_{11} \zeta \Xi_{e_1} \quad (42)$$

可以写为

$$\dot{V}_1 \leq -h_{11} \left(\frac{e_1^2}{2} \right)^{1/2} - h_{12} \left(\frac{e_1^2}{2} \right)^2 + \mathbf{B} e_1 e_2 + \rho_1 \quad (43)$$

式中: $h_{11} = 2^{1/2} k_{11}$; $h_{12} = 2^2 k_{12}$; $\rho_1 = k_{11} \zeta \Xi_{e_1}$ 。

步骤 2 将式 (40)、式 (41) 代入式 (39), 利用引理 5, 有

$$\begin{aligned} \dot{V}_2(t) \leq & \dot{V}_1(t) - k_{21} (e_2^2)^{\frac{1}{2}} - k_{22} (e_2^2)^2 - \mathbf{B} e_1 e_2 - \kappa_{21} (\chi_2^2)^{\frac{1}{2}} - \kappa_{22} (\chi_2^2)^2 + \frac{\tau_2}{\beta_2} \sum_{j=1}^{m_2} \tilde{\theta}_{2j} \theta_{2j} + \frac{p_2}{\beta_2} \sum_{j=1}^{m_2} \tilde{\theta}_{2j} \theta_{2j}^3 + q_2 \tilde{\psi}_2 \hat{\psi}_2 + \vartheta_2 \tilde{\psi}_2 \hat{\psi}_2^3 + \tilde{\psi}_2 \dot{\psi}_2 + \lambda_2 \tilde{\psi}_2 \tilde{\mathbf{W}}_2^T \mathbf{S}_2 + \tilde{\psi}_2 \lambda_2 \mathbf{d} + \kappa_{21} s \Xi_{\chi_2} + k_{21} s \Xi_{e_2} + \frac{1}{2} \varepsilon_2^{*2} \end{aligned} \quad (44)$$

通过杨氏不等式, 可得

$$\begin{cases} \lambda_2 \tilde{\psi}_2 \tilde{\mathbf{W}}_2^T \mathbf{S}_2 \leq \left(\frac{\lambda_2 \tilde{\psi}_2^2}{2} \right)^2 + \frac{1}{2} \left(\frac{\tilde{\mathbf{W}}_2^T \tilde{\mathbf{W}}_2}{2\beta_2} \right)^2 + \frac{\lambda_2^2}{4} + \frac{\beta_2^2 m_2^2}{2} \\ \tilde{\psi}_2 \lambda_2 \mathbf{d} \leq \frac{1}{2} \lambda_2^2 |\varepsilon_2^*|^2 + g \boldsymbol{\theta}_{02}^2 + \frac{1}{4} + \left(\frac{\tilde{\psi}_2^2}{2} \right)^2 \\ \tilde{\psi}_2 \dot{\psi}_2 \leq \frac{1}{2} |\mathbf{B}_2|^2 + \frac{1}{4} + \left(\frac{\tilde{\psi}_2^2}{2} \right)^2 \end{cases} \quad (45)$$

将式 (45) 代入式 (44) 可以得到

$$\begin{aligned} \dot{V}_2(t) \leq & \dot{V}_1(t) - k_{21} (e_2^2)^{\frac{1}{2}} - k_{22} (e_2^2)^2 + \mathbf{B} e_1 e_2 - \kappa_{21} (\chi_2^2)^{\frac{1}{2}} - \kappa_{22} (\chi_2^2)^2 + \frac{\tau_2}{\beta_2} \sum_{j=1}^{m_2} \tilde{\theta}_{2j} \theta_{2j} + \frac{p_2}{\beta_2} \sum_{j=1}^{m_2} \tilde{\theta}_{2j} \theta_{2j}^3 + q_2 \tilde{\psi}_2 \hat{\psi}_2 + \vartheta_2 \tilde{\psi}_2 \hat{\psi}_2^3 + \lambda_2^2 \left(\frac{\tilde{\psi}_2^2}{2} \right)^2 + 2 \left(\frac{\tilde{\psi}_2^2}{2} \right)^2 + \frac{1}{2} \left(\frac{\tilde{\mathbf{W}}_2^T \tilde{\mathbf{W}}_2}{2\beta_2} \right)^2 + \frac{1}{2} A_2^2 + \frac{\lambda_2^2}{4} + \frac{\beta_2^2 m_2^2}{2} + \frac{1}{2} \lambda_2^2 |\varepsilon_2^*|^2 + g \boldsymbol{\theta}_{02}^2 + \frac{1}{2} |\mathbf{B}_2|^2 + \frac{1}{2} + \kappa_{21} s \Xi_{\chi_2} + k_{21} s \Xi_{e_2} + \frac{1}{2} \varepsilon_2^{*2} \end{aligned} \quad (46)$$

通过杨氏不等式和引理 6, 可得

$$\sum_{j=1}^{m_2} \tau_2 \tilde{\theta}_{2j} \theta_{2j} / \beta_2 \leq \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{m_2} (\tau_2 \theta_{2j}^{*2} - \tau_2 \tilde{\theta}_{2j}^2) / \beta_2 \quad (47)$$

$$\left(\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{m_2}\tau_2\tilde{\theta}_{2j}^2/\beta_2\right)^{1/2}\leq\frac{1}{4}+\frac{1}{2}\sum_{j=1}^{m_2}\tau_2\tilde{\theta}_{2j}^2/\beta_2\quad(48)$$

将式(47)、式(48)代入式(46),有

$$\begin{aligned} \dot{V}_2(t)\leq & \dot{V}_1(t)-k_{21}(e_2^2)^{\frac{1}{2}}-k_{22}(e_2^2)^2-\kappa_{21}(\chi_2^2)^{\frac{1}{2}}+ \\ & \mathbf{B}e_1e_2+\frac{1}{2}\varepsilon_2^{*2}-\kappa_{22}(\chi_2^2)^2+2(\tilde{\psi}_2^2/2)^2- \\ & (q_2\tilde{\psi}_2^2/2)^{\frac{1}{2}}+\vartheta_2\tilde{\Lambda}_2\tilde{\Lambda}_2^3+k_{21}S\Xi_{e_2}+\lambda_2^2(\tilde{\psi}_2^2/2)^2+ \\ & \sum_{j=1}^{m_2}\frac{\tau_2\theta_{2j}^{*2}}{2\beta_2}+\frac{p_2}{\beta_2}\sum_{j=1}^{m_2}\tilde{\theta}_{2j}\theta_{2j}^3-\left(\sum_{j=1}^{m_2}\frac{\tau_2\tilde{\theta}_{2j}^2}{2\beta_2}\right)^{1/2}+ \\ & \kappa_{21}S\Xi_{\chi_2}+\frac{1}{2}\left(\frac{\tilde{\mathbf{W}}_2^T\tilde{\mathbf{W}}_2}{2\beta_2}\right)^2+\frac{q_2d^2}{2}+\frac{1}{2}A_2^2+\frac{\lambda_2^2}{4}+ \\ & \frac{\beta_2^2m_2^2}{2}+\frac{1}{2}\lambda_2^2|e_2^*+g\boldsymbol{\theta}_{02}|^2+\frac{1}{2}|B_{21}|^2+1 \end{aligned}\quad(49)$$

由于如下等式成立:

$$\tilde{\theta}_{2j}\theta_{2j}^3=\theta_{2j}^{*3}\tilde{\theta}_{2j}-3\theta_{2j}^{*2}\tilde{\theta}_{2j}^2+3\theta_{2j}^*\tilde{\theta}_{2j}^3-\tilde{\theta}_{2j}^4\quad(50)$$

通过引理7,有

$$\sum_{j=1}^{m_2}\frac{3p_2\theta_{2j}^*\tilde{\theta}_{2j}^3}{\beta_2}\leq\sum_{j=1}^{m_2}\frac{9p_2o^{4/3}\tilde{\theta}_{2j}^4}{4\beta_2}+\sum_{j=1}^{m_2}\frac{3p_2\theta_{2j}^{*4}}{4\beta_2o^4}\quad(51)$$

$$\sum_{j=1}^{m_2}\frac{p_2\tilde{\theta}_{2j}\theta_{2j}^3}{\beta_2}\leq\sum_{j=1}^{m_2}\frac{3p_2\theta_{2j}^{*2}\tilde{\theta}_{2j}^2}{\beta_2}+\sum_{j=1}^{m_2}\frac{p_2\theta_{2j}^{*4}}{12\beta_2}\quad(52)$$

将式(50)~式(52)代入式(49),可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_2(t)\leq & -h_{11}(e_1^2/2)^{\frac{1}{2}}-h_{12}(e_1^2/2)^2-k_{21}(e_2^2)^{\frac{1}{2}}- \\ & k_{22}(e_2^2)^2+\mathbf{B}e_1e_2-\kappa_{21}(\chi_2^2)^{\frac{1}{2}}-\kappa_{22}(\chi_2^2)^2- \\ & (4p_2\beta_2-9p_2\beta_2o^{4/3})\left(\sum_{j=1}^{m_2}\tilde{\theta}_{2j}^4/4\beta_2\right)- \\ & \left(\frac{\tau_2}{2\beta_2}\sum_{j=1}^{m_2}\tilde{\theta}_{2j}^2\right)^{1/2}-\frac{1}{2}\left(\frac{\tilde{\psi}_2^2}{2}\right)^{\frac{1}{2}}+\rho_2- \\ & \left(4\vartheta_2-9\vartheta_2\epsilon^{\frac{4}{3}}-\lambda_2^2-2\right)\left(\frac{\tilde{\psi}_2^2}{2}\right)^2+\frac{1}{2}\left(\frac{\tilde{\mathbf{W}}_2^T\tilde{\mathbf{W}}_2}{2\beta_2}\right)^2 \end{aligned}\quad(53)$$

式中： $\rho_2=\rho_1+\frac{1}{4}+k_{21}S\Xi_{e_2}+\frac{1}{2}\varepsilon_2^{*2}+\sum_{j=1}^{m_2}\frac{3p_2\theta_{2j}^{*4}}{4\beta_2o^4}+\sum_{j=1}^{m_2}\frac{p_2\theta_{2j}^{*4}}{12\beta_2}+\frac{\tau_2}{2\beta_2}\sum_{j=1}^{m_2}\theta_{2j}^{*2}+\kappa_{21}S\Xi_{\chi_2}$, $\rho=k_{11}S\Xi_{e_1}$ 。

由于如下不等式成立:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^{m_2}\tilde{\theta}_{2j}^2=\tilde{\mathbf{W}}_n^T\tilde{\mathbf{W}}_n \\ \sum_{j=1}^{m_2}\tilde{\theta}_{2j}^4=\sum_{j=1}^{m_2}(\tilde{\theta}_{2j}^2)^2\geq\left(\sum_{j=1}^{m_2}\frac{\tilde{\theta}_{2j}^2}{\sqrt{m_2}}\right)^2=\frac{(\tilde{\mathbf{W}}_n^T\tilde{\mathbf{W}}_n)^2}{m_2} \end{cases}\quad(54)$$

则式(53)可以写为

$$\begin{aligned} \dot{V}_2(t)\leq & -\sum_{j=1}^2h_{j1}\left(\frac{e_j^2}{2}\right)^{\frac{1}{2}}-\sum_{j=1}^2h_{j2}\left(\frac{e_j^2}{2}\right)^2- \\ & \vartheta_{21}\left(\frac{1}{2\beta_2}\tilde{\mathbf{W}}_2^T\tilde{\mathbf{W}}_2\right)^{\frac{1}{2}}-\vartheta_{22}\left(\frac{1}{2\beta_2}\tilde{\mathbf{W}}_2^T\tilde{\mathbf{W}}_2\right)^2-m_{21}\left(\frac{\chi_2^2}{2}\right)^{\frac{1}{2}}- \\ & m_{22}\left(\frac{\chi_2^2}{2}\right)^2-\vartheta_{23}\left(\frac{\tilde{\psi}_2^2}{2}\right)^{\frac{1}{2}}-\vartheta_{24}\left(\frac{\tilde{\psi}_2^2}{2}\right)^2+\mathbf{B}e_1e_2+\rho_2 \end{aligned}\quad(55)$$

式中： $h_{11}=2^{\frac{1}{2}}k_{11}$; $h_{12}=2^2k_{12}$; $\vartheta_{21}=\tau_2^{\frac{1}{2}}$; $\vartheta_{22}=\left(4p_2\beta_2-9p_2\beta_2o^{\frac{4}{3}}\right)/m_2>0$; $m_{21}=2^{\frac{1}{2}}\kappa_{21}$; $m_{22}=2^2\kappa_{22}$ 。

因此,应用引理9,可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_2(t)\leq & -\mu_1\left\{\left(\sum_{j=1}^2\frac{e_j^2}{2}\right)^{\frac{1}{2}}+\left(\frac{\chi_2^2}{2}\right)^{\frac{1}{2}}+\left(\frac{1}{2\beta_2}\tilde{\mathbf{W}}_2^T\tilde{\mathbf{W}}_2\right)^{\frac{1}{2}}\right\}- \\ & \hat{\mu}_2\left\{\left(\sum_{j=1}^2\frac{e_j^2}{2}\right)^2+\left(\frac{\chi_2^2}{2}\right)^2+\left(\frac{1}{2\beta_2}\tilde{\mathbf{W}}_2^T\tilde{\mathbf{W}}_2\right)^2\right\}+ \\ & \mathbf{B}e_1e_2+\rho_2\leq-\left(\mu_1V_2^{\frac{1}{2}}(t)+\mu_2V_2^2(t)\right)^1+\mathbf{B}e_1e_2+\rho_2 \end{aligned}\quad(56)$$

式中： $\mu_1=\min\{\bar{\mu}_1,m_{21},\vartheta_{21}\}$; $\bar{\mu}_1=\min(h_{11},h_{21})$; $\mu_2=\hat{\mu}_2/5$; $\hat{\mu}_2=\min\{\bar{\mu}_2/2,m_{22},\vartheta_{22}\}$; $\bar{\mu}_2=\min(h_{12},h_{22})$ 。

根据引理8,所有误差信号在固定时间内收敛。同时,调节时间的上界 T_s 由式(13)计算。定理1由此得到证明。

3 仿真与结果分析

选取无人机的性能参数为:质量 $m=1.4$ kg,惯性矩阵 $\mathbf{J}=\text{diag}\{0.021\ 1,0.021\ 9,0.036\ 6\}$ N·m,重力加速度 $g=9.8$ m/s²。参考姿态选择为 $\mathbf{y}_r=[3\sin t, 3\sin t, 3\sin t]^T$,姿态角的初值 $\boldsymbol{\theta}=[10^\circ, 8^\circ, 6^\circ]^T$ 。

3.1 标称情况下四旋翼无人机固定时间控制仿真

假设不存在外界扰动和模型不确定的情况,即 $\mathbf{d}=\mathbf{F}_2(\bar{\mathbf{x}}_2)=[0,0,0]^T$,针对四旋翼无人机系统(式(4))的姿态跟踪问题,采用基于双曲正切函数的固定时间指令滤波器(式(15))和固定时间反步控制器(式(27))和(式(40))进行数值仿真验证。

滤波器参数($X, \hbar, \alpha, \Xi_{\xi(t)}$)及控制器参数(k_{21}, k_{22}, Ξ_e)选取准则如下:

1) 滤波器参数部分: X 越小,滤波器误差收敛速度越快,振荡越小,但会使虚拟控制信号的导数估计值更大; $\Xi_{\xi(t)}$ 与 X 对滤波效果影响相似; \hbar 越大,滤波器误差收敛速度越快,当 $\hbar \geq 10$ 时,继续增加 \hbar 对其影响不明显,但使虚拟控制信号导数估计值明显增大;不同 α 值对滤波器误差收敛速度的影响均较小。

2) 控制器参数部分: k_{21} 取值越大, 闭环系统跟踪误差收敛速度越快, 对控制输入要求也更高, 因此, 应在合理范围内选择较大的 k_{21} ; k_{22} 取值大小对系统输出变化影响不明显; Ξ_e 取值越小, 闭环系统跟踪误差收敛速度越快, 故取合理范围内的较小值。

综上, 本文选取设计参数为: $X = 1, \hbar = 10, \alpha = 3, \Xi_{\hat{e}(0)} = 1, k_{11} = k_{21} = k_{12} = 5, k_{22} = 0.5, \Xi_{e_1} = \Xi_{e_2} = 0.1, \Xi_{z_1} = \Xi_{z_2} = 0.1$ 。

为验证本文所提控制方法的优越性, 与传统基于分数阶的固定时间控制方法进行对比。

传统固定时间滤波器采用如下形式^[27]:

$$\begin{aligned} \dot{Y}_{i,1} &= Y_{i,2} - R_{i,1} \left(\text{sig}(\sigma_{i,0})^{\frac{1}{2}} + \mu_i \text{sig}(\sigma_{i,0})^{\frac{3}{2}} \right) \\ \dot{Y}_{i,2} &= -R_{i,2} \left(\frac{1}{2} \text{sign}(\sigma_{i,0}) + 2\mu_i \sigma_{i,0} + \frac{3}{2} \mu_i^2 \text{sig}(\sigma_{i,0})^2 \right) \end{aligned} \quad (57)$$

式中: $\sigma_{i,0} = Y_{i,1} - \alpha_i; \alpha_{c,i} = Y_{i,1}; \text{sig}(\sigma_{i,0})^\beta = |\sigma_{i,0}|^\beta \text{sign}(\sigma_{i,0}); \beta = 1/2, 3/2, 2$ 。取滤波常数 $R_{i,1} = 1.8, R_{i,2} = 1$ 和 $\mu_i = 20$ 。

传统固定时间控制器采用如下形式^[28]:

$$\begin{aligned} \mathbf{u} &= -\mathbf{J}c_{21}|\mathbf{e}_2|^{r_1} \text{sign}(\mathbf{e}_2) - \mathbf{J}c_{22}|\mathbf{e}_2|^{r_2} \text{sign}(\mathbf{e}_2) + \mathbf{J}\dot{\mathbf{v}}_{2,c} + \\ &\quad \mathbf{x}_2 \times \mathbf{J}\mathbf{x}_2 - \mathbf{J}\mathbf{e}_1 - 1.5\mathbf{J}\mathbf{e}_2 - \mathbf{J} \sum_{j=1}^{m_2} \theta_{2j} s_{2j} - \mathbf{J}\hat{\boldsymbol{\psi}}_2 \end{aligned} \quad (58)$$

式中: $c_{21} = c_{22} = 5; r_1 = \frac{12}{13}; r_2 = \frac{14}{13}$ 。

图 3 分别从 $v_{2,cx}, v_{2,cy}, v_{2,cz}$ 三个通道对比了滤波器对虚拟控制律的跟踪结果, 即 $\mathbf{v}_{2,c} = [v_{2,cx}, v_{2,cy}, v_{2,cz}]^T$, 红色实线表示传统固定时间滤波器, 蓝色虚线表示基于双曲正切函数的固定时间指令滤波器。可知: 基于双曲正切函数的固定时间指令滤波器能够快速、准确地对虚拟控制信号进行估计, 有效规避了传统固定时间滤波器存在的奇异、抖振问题。

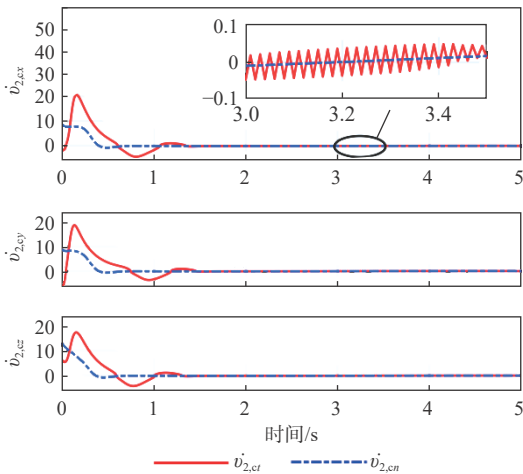


图 3 虚拟信号导数估计

Fig. 3 Estimation of virtual signal derivative

图 4、图 5 分别为两种控制方法作用下四旋翼无人机三个通道姿态跟踪误差 s_{1x}, s_{1y}, s_{1z} 和对应控制信号 u_x, u_y, u_z 随时间变化情况, 即 $\mathbf{s}_1 = [s_{1x}, s_{1y}, s_{1z}]^T$ 和 $\mathbf{u} = [u_x, u_y, u_z]^T$ 。

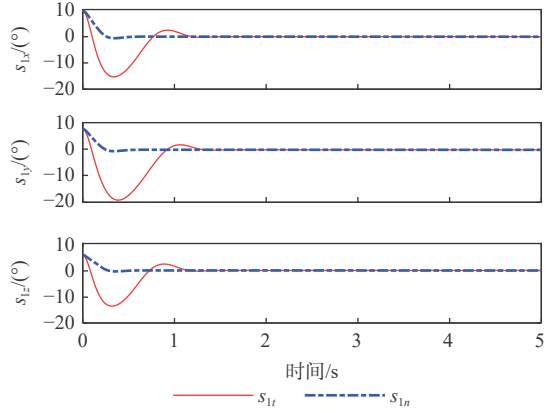


图 4 姿态跟踪误差对比

Fig. 4 Attitude tracking error comparison

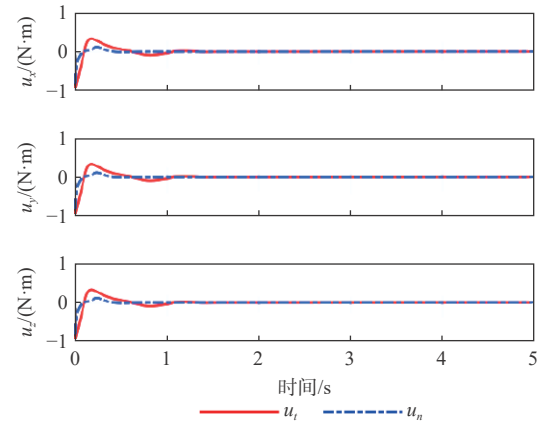


图 5 控制输入信号对比

Fig. 5 Control input signal comparison

3.2 复杂扰动情况下的四旋翼无人机固定时间控制仿真

在 3.1 节数值仿真的基础上, 加入外部扰动为 $\mathbf{d} = [\text{cost}, \text{cost}, \text{cost}]^T$, 模型不确定性为 $\mathbf{F}_2(\bar{\mathbf{x}}_2) = [3 \sin t, 3 \sin t, 3 \sin t]^T$, 通过干扰观测器 (式 (32)) 和自适应 RBF 神经网络 (式 (29)) 分别对其进行估计, 并进行数值仿真验证。

RBF 神经网络参数 ($\kappa_{21}, \kappa_{22}, \Xi_x$) 选取准则如下: κ_{21}, κ_{22} 越大, Ξ_x 越小, 自适应 RBF 神经网络对模型不确定的逼近误差收敛速度越快, 但过大会使初始误差较大。另外, 自适应律和串并联估计模型参数也会对其造成影响: β 越大, 逼近误差收敛速度越快, 但初始时刻误差抖振剧烈, 因此, 在合理范围内选取较大 β ; 不同 τ 值对系统输出变化影响不明显; p, b 及神经元个数对逼近误差收敛速度影响不明显, 但过多的神经元个数会导致过拟合现象, 因此,

考虑在合理范围内选择较小值。

本文仿真时, RBF神经网络参数选取为:

$$\Xi_{x_2} = 0.1, \kappa_{21} = \kappa_{22} = 5, l_2 = \pi_2 = 1, \tau_2 = p_2 = 1。$$

外部未知干扰和模型不确定情况下, 仿真结果如图6~图9所示。图6中 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$ 为三个通道中神经网络逼近误差, 即 $\varepsilon = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3]^T$, 图7以x通道为例, 展示了外部扰动 d_x 与干扰观测器估计值 $\hat{\psi}_{2x}$, 可以看出, 自适应RBF神经网络和干扰观测器分别可以对模型不确定性和外部扰动进行准确估计。由图8和图9可知, 四旋翼无人机的姿态跟踪误差能够在0.86 s内收敛到 $\Delta = 5\%$ 的误差带内, 对应的

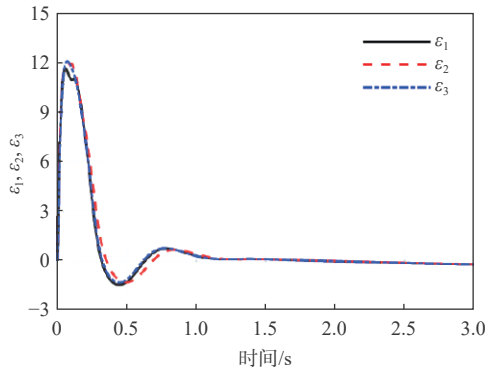


图6 神经网络逼近误差

Fig. 6 Approximate error of neural network

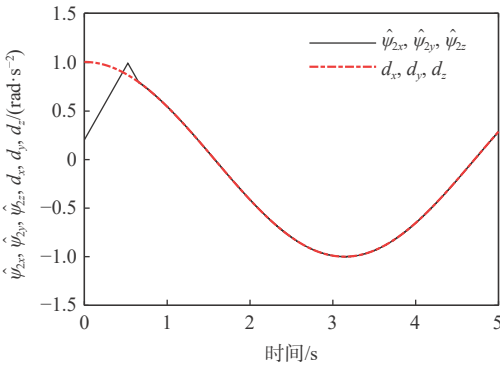


图7 外部扰动与干扰观测器估计值

Fig. 7 External disturbance and interference in observer estimate

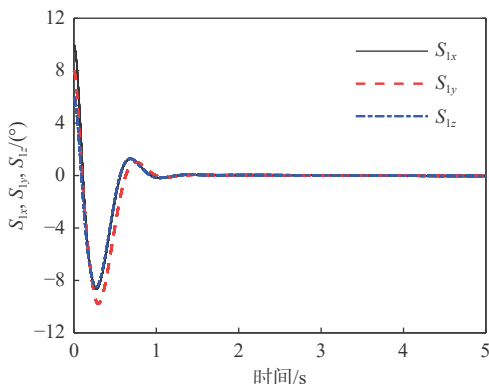


图8 内外扰动下的姿态跟踪误差

Fig. 8 Attitude tracking error under internal and external disturbances

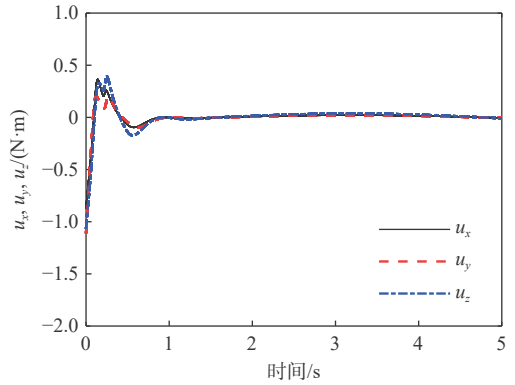


图9 内外扰动下的控制输入信号

Fig. 9 The control input signal under internal and external disturbances

实际控制输入变量也处于合理范围内。综上所述, 本文所提控制方法能够保证四旋翼无人机在内外复杂扰动作用下, 仍然能够在固定时间内完成对期望姿态的平稳、准确跟踪。

4 结论

针对存在模型不确定性及未知外部扰动的四旋翼无人机姿态跟踪问题, 本文通过反步法设计了一种基于自适应RBF神经网络的固定时间指令滤波控制算法。

1) 以欧拉角法建立了四旋翼无人机非线性模型。结合固定时间Lyapunov稳定性理论, 通过估计模型的预测偏差和跟踪偏差来改变RBF神经网络的权重, 从而实现模型不确定性的逼近。另外, 通过干扰观测器实现对未知扰动的估计。

2) 对于反步法存在的“微分爆炸”问题, 引入采用光滑双曲正切函数的固定时间指令滤波器对其导数进行估计。再通过反步策略设计了具有固定时间收敛能力的跟踪控制方法。

3) 数值仿真结果表明, 所提方法具有较好的抗扰动性能, 且保证四旋翼无人机姿态在固定时间内能够跟踪期望姿态, 证明了控制策略的有效性。

参考文献 (References)

[1] 乔伟根. 干扰条件下四旋翼无人机的轨迹跟踪控制[D]. 太原: 中北大学, 2022.
 QIAO W G. Trajectory tracking control of quad-rotor under interference conditions[D]. Taiyuan: North University of China, 2022(in Chinese).

[2] 李鸿一, 王琰, 姚得银, 等. 基于事件触发机制的多四旋翼无人机鲁棒自适应滑模姿态控制[J]. 中国科学: 信息科学, 2023, 53(1): 66-80.
 LI H Y, WANG Y, YAO D Y, et al. Robust adaptive sliding mode attitude control of MQAVs based on event-triggered mechanism [J]. Scientia Sinica(Informationis), 2023, 53(1): 66-80(in Chinese).

- [3] 王栋, 鲜斌. 倾转式三旋翼无人机的自适应鲁棒容错控制[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(4): 784-792.
WANG D, XIAN B. Adaptive robust fault tolerant control of the tilt tri-rotor unmanned aerial vehicle[J]. Control Theory & Applications, 2020, 37(4): 784-792(in Chinese).
- [4] 薛晶勇, 王斌锐. 指数型时变增益反步滑模四旋翼姿态控制[J]. 控制工程, 2022, 29(5): 935-943.
XUE J Y, WANG B R. Backstepping sliding mode attitude controller of exponential varying-time gain for quadrotor[J]. Control Engineering of China, 2022, 29(5): 935-943(in Chinese).
- [5] 刘晨阳, 吴大伟, 郭一泽, 等. 不确定强耦合下四旋翼姿态鲁棒自适应控制[J]. 航空学报, 2023, 44(增刊 1): 727645.
LIU C Y, WU D W, GUO Y Z, et al. Robust adaptive control of four-rotor attitude under uncertain strong coupling[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(Sup 1): 727645(in Chinese).
- [6] SWAROOP D, HEDRICK J K, YIP P P, et al. Dynamic surface control for a class of nonlinear systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(10): 1893-1899.
- [7] NAI Y Q, YANG Q Y, ZHANG Z Q. Adaptive neural output feedback compensation control for intermittent actuator faults using command-filtered backstepping[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2020, 31(9): 3497-3511.
- [8] 赵海斌, 李伶, 孙胜. 基于模糊控制的有限时间收敛制导律[J]. 航天控制, 2014, 32(3): 33-37.
ZHAO H B, LI L, SUN S. Guidance law with finite time convergence based on fuzzy logic[J]. Aerospace Control, 2014, 32(3): 33-37(in Chinese).
- [9] 张远, 黄万伟, 路坤锋, 等. 高超声速变外形飞行器建模与有限时间控制[J]. 北京航空航天大学学报, 2022, 48(10): 1979-1993.
ZHANG Y, HUANG W W, LU K F, et al. Modeling and finite-time control for hypersonic morphing flight vehicle[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 48(10): 1979-1993(in Chinese).
- [10] POLYAKOV A. Nonlinear feedback design for fixed-time stabilization of linear control systems[J]. IEEE transactions on Automatic Control, 2011, 57(8): 2106-2110.
- [11] 侯书超, 赵林. 基于命令滤波反步法的机械臂系统固定时间自适应跟踪控制[J]. 自动化与仪表, 2022, 37(7): 35-42.
HOU S C, ZHAO L. Fixed-time adaptive tracking control of manipulator system based on command filtering backstepping method[J]. Automation & Instrumentation, 2022, 37(7): 35-42(in Chinese).
- [12] 夏笠城, 王姝旻, 张晶, 等. 基于双频扩张状态观测器的无人机抗扰控制[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(5): 1201-1208.
XIA L C, WANG S Y, ZHANG J, et al. Bi-bandwidth extended state observer based disturbance rejection control method and its application on UAV[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(5): 1201-1208(in Chinese).
- [13] 鄢化彪, 徐炜宾, 黄绿娥. 基于改进 ADRC 的四旋翼姿态控制器设计[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(12): 3283-3292.
YAN H B, XU W B, HUANG L E. Design of quadrotor attitude controller based on improved ADRC[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(12): 3283-3292(in Chinese).
- [14] ZHANG H C, SONG A G, LI H J, et al. Adaptive finite-time control scheme for teleoperation with time-varying delay and uncertainties[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2022, 52(3): 1552-1566.
- [15] 董泽洪, 李颖晖, 吕茂隆, 等. 迎角受限的高超声速飞行器固定时间鲁棒控制[J]. 宇航学报, 2022, 43(12): 1708-1721.
DONG Z H, LI Y H, LV M L, et al. Fixed-time robust control for hypersonic flight vehicle with constrained angle of attack[J]. Journal of Astronautics, 2022, 43(12): 1708-1721(in Chinese).
- [16] SHARMA M, KAR I. Finite time disturbance observer based geometric control of quadrotors[J]. IFAC-PapersOnLine, 2020, 53(1): 295-300.
- [17] YAN K, WU Q X. Adaptive tracking flight control for unmanned autonomous helicopter with full state constraints and actuator faults[J]. ISA transactions, 2022, 128: 32-46.
- [18] XU L X, MA H J, GUO D, et al. Backstepping sliding-mode and cascade active disturbance rejection control for a quadrotor UAV[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2020, 25(6): 2743-2753.
- [19] ZHOU X, GAO C, LI Z G, et al. Observer-based adaptive fuzzy finite-time prescribed performance tracking control for strict-feedback systems with input dead-zone and saturation[J]. Nonlinear Dynamics, 2021, 103(2): 1645-1661.
- [20] CHEN M, SHI P, LIM C C. Adaptive neural fault-tolerant control of a 3-DOF model helicopter system[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2016, 46(2): 260-270.
- [21] POLYCARPOU M M. Stable adaptive neural control scheme for nonlinear systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1996, 41(3): 447-451.
- [22] QIAN C J, LIN W. Non-Lipschitz continuous stabilizers for nonlinear systems with uncontrollable unstable linearization[J]. Systems & Control Letters, 2001, 42(3): 185-200.
- [23] WANG H Q, CHEN B, LIN C. Adaptive neural tracking control for a class of stochastic nonlinear systems[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2014, 24(7): 1262-1280.
- [24] ZHU Z, XIA Y Q, FU M Y. Attitude stabilization of rigid spacecraft with finite-time convergence[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2011, 21(6): 686-702.
- [25] WANG H Q, LIU P X, ZHAO X D, et al. Adaptive fuzzy finite-time control of nonlinear systems with actuator faults[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 50(5): 1786-1797.
- [26] LIU S W, WANG H Q, LI T S. Fixed-time command-filtered composite adaptive neural fault-tolerant control for strict-feedback nonlinear systems[J]. ISA transactions, 2024, 145: 87-103.
- [27] CUI G Z, YANG W, YU J P, et al. Fixed-time prescribed performance adaptive trajectory tracking control for a QUAV[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2021, 69(2): 494-498.
- [28] 崔正阳, 王勇. 无人机固定时间路径跟踪容错制导控制[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(8): 1619-1627.
CUI Z Y, WANG Y. Fault-tolerant fixed-time path following guidance control of UAV[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, 47(8): 1619-1627(in Chinese).

Adaptive neural network based on fixed-time command-filtered control for quadrotor unmanned aerial vehicles

NIE Li¹, LI Chenliang², LIU Wangkui³, SHEN Haidong^{1,*}, LIU Yanbin¹, CHEN Jinbao¹

(1. School of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. School of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

3. Beijing Institute of Aerospace Technology, Beijing 100074, China)

Abstract: For the quadrotor unmanned aerial vehicle (QUAV) attitude tracking problem under external disturbance and model uncertainty, a fixed-time command-filtered control approach is developed based on the composite adaptive radial basis function (RBF) neural network. Firstly, a fixed-time command filter based on the hyperbolic tangent function is proposed, which avoids the differential explosion problem during the derivation of virtual control and eliminates the singularity phenomena of traditional command filters with fractional order effectively. Secondly, the online approximation impact is enhanced by using a RBF neural network to approximate the model uncertainty and designing the adaptive adjustment law of neural network weights based on the tracking deviation. Additionally, combined with the backstepping method and disturbance observer, a fixed-time control strategy for the QUAV system is established, and the external disturbance is estimated and compensated by the disturbance observer, enabling rapid and accurate tracking of desired attitudes. The stability of the proposed control strategy is rigorously proved via Lyapunov theory. Finally, the effectiveness of the control strategy is verified by numerical simulation.

Keywords: adaptive RBF neural network; fixed-time control; command-filtered; backstepping method; quadrotor unmanned aerial vehicle

Received: 2024-06-05; **Accepted:** 2024-06-21; **Published Online:** 2024-09-10 09:15

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240909.1152.003

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (52402475,52272369); the China Aerospace Science and Technology Corporation Eighth Research Institute Industry-University-Research Cooperation Fund (SAST2023-007); the Fundamental Research Funds for the Central Universities (NS2024053)

* **Corresponding author.** E-mail: shenhaidong@nuaa.edu.cn

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0405

基于Hp自适应伪谱法的飞机速度矢量控制优化

孔令玮, 李卫琪*

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191)

摘要: 采用Hp自适应伪谱法对速度矢量控制问题进行优化求解。建立基于航迹坐标系的非线性飞机动力学模型, 建模时将飞机的过载、推力及滚转的动态响应以动态环节形式进行描述, 并通过路径约束实现了实际飞行控制律中的迎角限制功能。通过对控制量、状态量及目标函数的设定实现不同的战术需求, 进而利用伪谱法进行优化求解。仿真结果验证了基于Hp自适应伪谱法的速度矢量控制优化的有效性, 并展示了在特定场景中处理各种约束的可行性。

关键词: 速度矢量控制; 轨迹优化; 伪谱法; 最优控制; 飞行控制

中图分类号: TP273+.2; V249.1

文献标志码: A **文章编号:** 1001-5965(2026)02-0599-11

飞机飞行轨迹的控制实质上是对飞机速度矢量的控制, 飞机常规的起飞、爬升、巡航、下降、着陆均是如此。在空战中, 除了近距离空战中机头快速指向外, 占位、追逐、缠斗、规避等都是对速度方向及速度大小的控制, 即速度矢量的控制。

速度矢量控制旨在对飞机的目标速度大小和方向进行精确调控。文献[1]从动力学控制的角度出发, 基于模糊逻辑确定飞机应采取的航迹角等指令, 进而基于模糊控制方法驱动飞机执行相关指令。文献[2]也提到了利用速度矢量控制飞机机动具有简单明了的优势, 并有利于对已知机动动作进行归类并整理。然而, 战斗机的速度矢量控制面临一系列挑战。为发挥战机最大的能力, 往往需要针对不同的任务设定不同的优化目标, 例如, 最小燃油消耗、最短机动时间等。

伪谱法的基本思想源于数值分析中的多项式逼近理论。该方法中, 系统的动态方程和性能指标函数被离散化到一组预定的点上, 这些点通常根据某种正交多项式的根来选择, 从而可以提供最佳的数值稳定性和逼近精度。自适应伪谱法的关键特性是其“自适应”能力, 能够根据问题的动态特性

调整伪谱点的分布。自适应伪谱法由于其高效的数值表现, 已经在多个领域得到应用, 如航空航天工程中的轨道优化^[3-4]、机器人路径规划、资源管理及经济学中的决策模型优化等。文献[5]针对舰载机自动复飞控制问题, 提出基于偏差模型的动态面控制算法, 基于Radau伪谱法给出了舰载机着舰的最优复飞轨迹。文献[6]以飞行时间最长和最短为优化目标, 利用GPOPS-II自适应伪谱法和SQP方法优化轨迹。文献[7]针对高超声速再入飞行器的轨迹优化问题, 进行了Gauss伪谱法与其他轨迹优化方法的比较分析。重点探讨了Gauss伪谱法在初值选择、计算效率和精度方面的优势, 进而将Gauss伪谱法用于再入轨迹优化, 提出了含初值估计的串行并分段的优化策略^[7]。Tian等^[8]利用Gauss伪谱法和自适应策略求解最小燃料爬升轨迹优化问题。张宇翔^[9]采用Gauss伪谱法和串级优化方法对无人机爬升过程进行了优化, 将遗传算法和SQP方法结合, 对油耗优化和时间优化2个非线性规划(nonlinear programming, NLP)问题进行求解。文献[10]将网格细化方法进行改进, 通过在网格间隔中添加最优节点来增加分段数, 减少了网格加密

收稿日期: 2024-06-06; 录用日期: 2024-07-25; 网络出版时间: 2024-09-09 17:21

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240909.1342.009

*通信作者. E-mail: liwq@buaa.edu.cn

引用格式: 孔令玮, 李卫琪. 基于Hp自适应伪谱法的飞机速度矢量控制优化[J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52(2): 599-609.

KONG L W, LI W Q. Optimization of aircraft speed vector control based on Hp adaptive pseudo-spectral method[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52(2): 599-609 (in Chinese).

迭代次数,提高了计算效率。文献[11]提出将Hp自适应伪谱法与罚函数思想结合,减少了计算量,但算法计算效率的提升仍然不能满足实时计算的需求。借助文献[12]中提出的3层求解器生成的最优轨迹训练深度神经网络^[13],利用神经网络的输出实现了实时轨迹优化。

伪谱法在飞行器的轨迹优化领域已取得显著成效,但尚未应用于求解速度矢量控制问题。当前文献将伪谱法用于飞机轨迹优化时,所建立的动力学模型存在不足,忽略了飞机实际的动态响应,导致得到的最优控制策略在实际应用中无法实现瞬时跟踪,而实际上,这种飞机动态对飞行轨迹及速度矢量控制影响较大。

此外,对于如今采用电传飞行控制的有人或无人战斗机,迎角保护对于确保飞行安全至关重要,迎角过大可能导致失速,现有文献没有合理考虑迎角保护,例如,文献[14]虽然设定了飞机的最大速度、最小速度和最大滚转速率等性能指标,但未明确考虑迎角限制。文献[15]通过将迎角作为控制量,并为其设定边界条件来进行优化,可以实现迎角限制,但实际飞机尤其是高速机动时,一般以过载作为控制指令,以迎角作为控制指令与飞机现有控制模式综合时存在较大不便。

综上所述,自适应伪谱法能够用于处理飞机的轨迹优化问题。本文将伪谱法应用于速度矢量控制问题的优化求解,在问题的求解中,考虑飞机动态及控制律中的迎角限制,使模型更加符合实际,以得到更加合理可行的优化控制方案,为提高现代战斗机的飞行性能、机动性能提供有价值的理论和实践参考。

1 速度矢量控制优化模型

1.1 优化目标

速度矢量控制的最基本要求是将飞机当前速度矢量转向目标速度矢量的方向。速度矢量转向目标方向的途径不唯一,需要进行合理的优化。

一种可行的速度矢量控制方式是在由当前速度矢量和目标速度矢量确定的平面内进行机动。本文将其称为路径最短的速度矢量控制方法,路径最短并不是指飞机机动过程中的飞行轨迹最短,而是指速度矢量以最直接的方式转向目标速度矢量。当智能决策系统能够连续给出当前实际目标速度矢量时,该方法可行,可以由决策系统引导速度矢量按给定的轨迹转到最终方向。但当决策系统直接给出最终目标速度矢量,初始速度方向和目标速度方向相差较大时,在两速度向量确定的平面

内机动,会做出类似斜筋斗甚至筋斗机动,并不符合战术预期。且根据初始能量状态与推力使用限制,还可能进入失速状态。

另一种解决方案是规定速度矢量控制过程中消除垂直航迹误差和水平航迹误差的优先级,从而对速度矢量的变化轨迹进行引导。这要求给出速度矢量指令的决策系统对机动的战术目的、飞机能量状态、飞机性能有足够的了解,但这是许多当前从事智能空战决策的研究人员所欠缺的,许多智能决策算法也无法支持。

因此,对于速度矢量控制的轨迹优化问题,适合从机动控制层面来解决。决策系统给出目标速度矢量的同时,给出相关的约束及目标,由机动控制器来优化实现。

除飞机本身的包线及边界之外,优化的相关约束包括目标航向、目标航迹倾斜角、目标速度、推力限制、最低下降高度、最小速度等,优化目标可以包括最短机动时间、最小燃料消耗等。此外,机动时间和燃油消耗也可以作为状态约束。

1.2 运动模型

目标速度矢量可以用速度大小及航迹角表示,因此,针对速度矢量控制基于航迹坐标系建立飞机模型^[16],选取 $x=[V,\gamma,\chi,h]$ 作为状态变量,建立如下运动学模型:

$$\begin{cases} m \frac{dV}{dt} = T \cos \alpha - D - mg \sin \gamma \\ V \cos \gamma \frac{d\chi}{dt} = T \sin \mu \sin \alpha + L \sin \mu \\ mV \frac{d\gamma}{dt} = T \cos \mu \sin \alpha + L \cos \mu - mg \cos \gamma \\ \frac{dh}{dt} = V \sin \gamma \\ n = \frac{L}{mg} \end{cases} \quad (1)$$

式中: V 为飞行速度; γ 为航迹倾角; χ 为航迹偏航角; h 为飞行高度; α 为迎角; μ 为航迹滚转角; T 为推力; L 、 D 分别为气动升力和气动阻力;可以描述为关于迎角 α 的函数; n 为法向过载。

$$\begin{cases} L = \frac{1}{2} C_L(\alpha) \rho V^2 S \\ D = \frac{1}{2} C_D(\alpha) \rho V^2 S \end{cases} \quad (2)$$

式中: C_L 、 C_D 分别为升力系数和阻力系数; S 为机翼面积; ρ 为大气密度。

1.3 大气模型

1.2节模型中使用的大气参数使用MATLAB内置函数atmoscoesa计算:

$$[T, a, P, \rho] = \text{atmoscoesa}(h) \quad (3)$$

式中: T, a, P, ρ 分别为当前高度 h 下的大气温度、音速、大气压力和大气密度。

1.4 推力与燃油消耗模型^[17-18]

飞机推力可近似表示为

$$\begin{cases} T = \frac{\delta_T}{0.77} T_{\text{mil}} & 0 \leq \delta_T \leq 0.77 \\ T = T_{\text{mil}} + \frac{\delta_T - 0.77}{0.23} (T_{\text{max}} - T_{\text{mil}}) & 0.77 \leq \delta_T \leq 1 \end{cases} \quad (4)$$

式中: δ_T 为油门开度; T_{mil} 为军用推力; T_{max} 为最大加力推力。

燃油消耗与推力、速度等有关,模型如下:

$$\Delta m_f = \int c(h, V) T dt \quad (5)$$

式中: Δm_f 为燃油消耗量; T 为飞机净推力(近似认为与可用推力相同); c 为单位推力下单位时间的燃油消耗量。

对于所用飞机模型,不加力阶段近似选取 $c(h, V) = 0.74 \text{ (kg} \cdot \text{h}^{-1})/\text{N}$, 加力阶段近似选取 $c(h, V) = 2.05 \text{ (kg} \cdot \text{h}^{-1})/\text{N}$ 。

1.5 控制指令模型

战斗机的常规控制本应以法向过载、推力、滚转速率为指令,但实际由于速度矢量控制中的最优控制与滚转角的关系更为直接,在优化中采用滚转角指令替代滚转速率指令。在机动控制器实现中,再将航迹滚转角指令转化为滚转速率指令。

因此,优化模型的控制输入为法向过载指令 n_c 、航迹滚转角指令 μ_c 和油门开度指令 δ_{T_c} 。

在进行优化时,应考虑实际飞控系统及发动机的动态响应过程,优化模型中对动态响应以一阶环节描述,过载响应时间常数为 T_n 、航迹滚转角响应时间常数为 T_μ 、油门响应时间常数为 T_{δ_T} 。

$$\begin{cases} \frac{dn}{dt} = \frac{n_c - n}{T_n} \\ \frac{d\mu}{dt} = \frac{\mu_c - \mu}{T_\mu} \\ \frac{d\delta_T}{dt} = \frac{\delta_{T_c} - \delta_T}{T_{\delta_T}} \end{cases} \quad (6)$$

3个时间常数 T_n 、 T_μ 、 T_{δ_T} 描述系统对于控制指令的反应快慢。本文例子中给定3个时间响应常数 $T_n = 1$ 、 $T_\mu = 0.1$ 、 $T_{\delta_T} = 2$,但也可以与实际飞机一样,随高度、速度的变化而变化。根据飞机实际的动态响应特点,也可以用二阶环节进行描述。

1.6 路径约束模型

对于目标飞机,其本身的控制律实现的是迎角/过载限制器,有人操纵时,所实现的迎角限制并不是最大迎角限制。当迎角大于 15° 时,迎角限制律开始减小指令信号,但驾驶员可以增加杆量来增加

迎角,直至迎角/过载限制边界。但自动飞行控制时,如采用同样的限制器,由于没有人工操纵时通过增加杆量增加过载的机制,机动中实际过载减小,使实际迎角未达到限制值时就减小过载指令。因此,为充分发挥飞机性能,采用自动飞行的机动控制时,迎角限制器直接实现最大迎角 25° 的限制。

利用对路径状态的约束实现飞机控制律中的限制。其中一个路径状态是迎角,在动力学解算中利用法向过载计算对应的升力,利用式(2)查表得到对应的迎角,对于迎角对应的路径状态,设定约束范围 $-10^\circ \sim 25^\circ$,即可实现迎角限制功能。由于飞机的最大滚转能力有限,因此,另一个路径约束设置为最大滚转速率,实时滚转速率可由式(6)得到。

2 优化问题及算法

2.1 优化问题描述

速度矢量控制优化可以表述为:满足初始、终端状态约束条件:

$$\begin{cases} V(t_0) = V_0, \gamma(t_0) = \gamma_0, \chi(t_0) = \chi_0, h(t_0) = h_0 \\ V(t_f) = V_f, \gamma(t_f) = \gamma_f, \chi(t_f) = \chi_f, h(t_f) = h_f \end{cases} \quad (7)$$

式中: t_0 、 t_f 分别为优化问题的起始时刻和终端时刻。

初始状态约束按照飞机机动开始时刻实际状态设定。终端状态约束根据实际的战术需求进行设置,只考虑速度矢量方向时,可以只对目标航迹倾角、航迹偏航角进行设置。此外,还可以对目标速度大小及终端高度进行设置。

控制约束条件:

$$\begin{cases} n_{\min} < n < n_{\max} \\ \mu_{\min} < \mu < \mu_{\max} \\ \delta_{T_{\min}} < \delta_T < \delta_{T_{\max}} \end{cases} \quad (8)$$

法向过载设置为 $-3 \sim 9$,由于航迹滚转角没有约束,故设置为 $-180^\circ \sim 180^\circ$,油门开度指令根据战术要求进行设置,不允许使用加力时, $0 \leq \delta_T \leq 0.77$,允许使用加力时, $0 \leq \delta_T \leq 1$ 。

状态约束条件:

$$\begin{cases} V_{\min} < V < V_{\max} \\ \gamma_{\min} < \gamma < \gamma_{\max} \\ \chi_{\min} < \chi < \chi_{\max} \\ h_{\min} < h < h_{\max} \end{cases} \quad (9)$$

对于过程中的状态约束,一般按照飞机性能进行设置,例如,最小机动速度(防止失速)、最大极限速度等。或者根据战术需求进行设置,例如,低空转弯时,对高度进行限制以实现不掉高度的转弯。

路径约束条件实现对迎角和滚转速率的限制:

$$\begin{cases} \alpha_{\min} < \alpha < \alpha_{\max} \\ \dot{\mu}_{\min} < \dot{\mu} < \dot{\mu}_{\max} \end{cases} \quad (10)$$

面向系统式(1)搜索轨迹 $x(t)$ 和控制变量 $u(t)$,使最优指标取得最小值:

$$J = \Phi_f(x(t_f)) + \int L(x(t), u(t)) dt \quad (11)$$

式中: Φ_f 为终端代价函数,其取决于最终时间 t_f 的状态 $x(t_f)$; $\int L(x(t), u(t)) dt$ 表示从初始时间 t_0 到最终时间 t_f 的整个控制过程中累积的代价。

一般地,对于时间约束,使用式(11)的第1项实现,对于燃油约束,使用式(11)的第2项实现,根据战术需求可以进行选择或加权。

对于不同的约束、优化目标,将在第3节优化案例及仿真分析中详细展示。

2.2 伪谱法理论基础与工具

伪谱法本质上是配点法的一类,配点法^[19]首先离散时间,对状态变量以及控制变量参数化。使用多项式系列描述节点之间状态变量随时间的演变关系。选取合适的配点,确保多项式的导数在特定精度条件下与飞行器的运动方程相符。使用节点处的状态变量和控制变量,以及配点处的控制变量作为优化设计变量,从而将问题转化为一般的NLP问题^[20],然后,采用NLP成熟解法获取最优解。

Hp自适应伪谱法整体分为2部分:①轨迹优化问题离散^[21-22]。Hp自适应伪谱方法首先在一系

列配点上离散地处理状态变量和控制变量,并利用这些离散点作为节点构建Lagrange插值多项式,进而使用插值多项式近似表示状态变量和控制变量。对这些多项式求导,可以近似地表达状态变量对时间的导数。微分约束被离散为代数约束,得到离散的状态方程、目标函数和约束。至此,伪谱法将连续轨迹优化问题转化为NLP问题。使用NLP求解器SNOPT^[23]可以有效解决该类NLP问题。②自适应调参^[24-26]。自适应调参流程如图1所示。当解的精度不够时,可以采用以下方法提高解的精度。具体地,当精度未达到要求时,先测量区间内的曲率,如果曲率过高,表明精度问题是由轨迹的过度振荡造成的,此时,应该进一步细化网格。如果曲率适中,则在该区间增加插值多项式的阶数以提升精度。综合使用这2种方法,允许插值片段的长度 h 和基函数的阶数 p 能够独立地进行调整。

使用GPOPS-II^[27]进行Hp自适应伪谱法优化求解,GPOPS-II是一个专门为MATLAB环境开发的高级软件包,由Anil V. Rao教授领导的团队在佛罗里达大学开发,用于解决最优控制问题。其基于伪谱方法求解连续时间的最优控制问题。由于其完全集成在MATLAB中,用户可以利用MATLAB强大的数值计算、矩阵运算及数据可视化功能来定

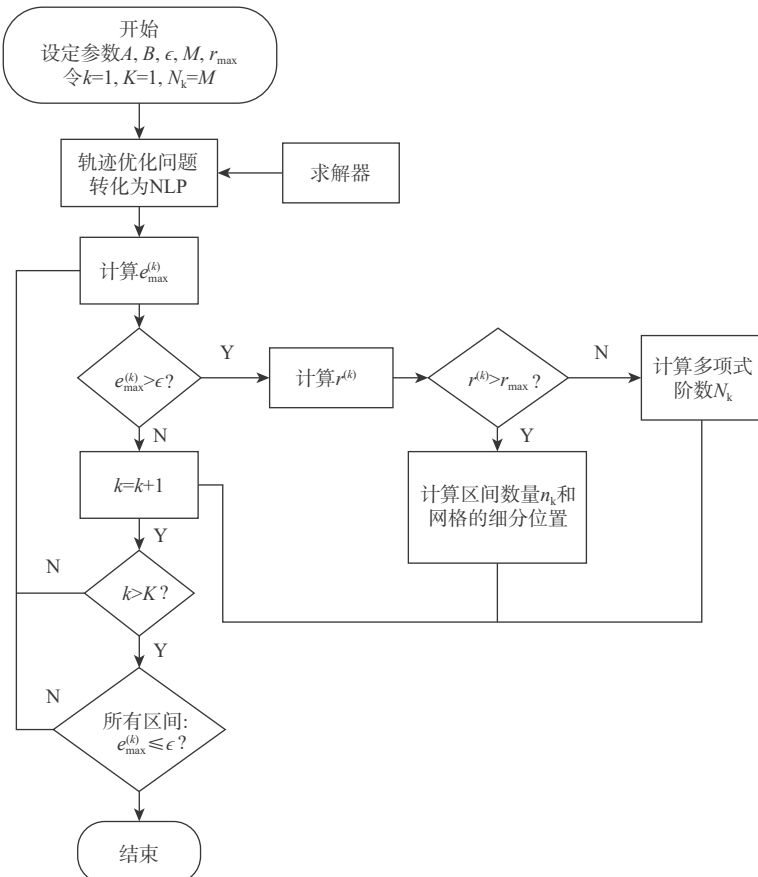


图1 自适应调参流程^[15]

Fig. 1 Adaptive parameter adjustment process^[15]

义问题、执行计算和分析结果。GPOPS-II具有多约束的功能,能够处理等式约束、不等式约束、路径约束等多种类型约束,提供了灵活的约束定义和管理功能,其中,GPOPS-II配套使用的优化求解器SNOPT使用高效的稀疏矩阵技术进行求解,专门用于求解大规模稀疏非线性优化问题,在处理大规模优化问题时表现出色。

2.3 基于伪谱法的速度矢量控制优化

使用GPOPS-II进行优化时,只需要直接调用 $output = gpops2(setup)$ 。其中,output包含求解得到的最优轨迹 x 和最优控制量 u ,setup包含所有必要最优控制问题信息的用户定义结构体,其中,setup.bounds为各变量的边界条件;setup.auxdata为动力学方程所需常量;setup.function包含了连续函数和终端函数,用于描述动力学方程和设置目标函数。

终端时刻约束根据给定条件设定,在GPOPS-II中通过bounds.initialstate和bounds.finalstate实现式(9)的状态变量边界约束,对于定值状态变量,将最小值和最大值设置相同即可,例如,初始时刻飞机状态变量:bounds.initialstate.lower=[speed0,gama0,chi0,nz0,mu0,T0,alt0];bounds.initialstate.upper=[speed0,gama0,chi0,nz0,mu0,T0,alt0];bounds.finalstate.lower=[speedfmin,gamafmin,chifmin,nzfmin,mufmin,Tfmin,altfmin];bounds.finalstate.upper=[speedfmax,gamafmax,chifmax,nzfmax,mufmax,Tfmax,altfmax]。

使用bounds.control实现式(10)的控制变量边界约束,使用bounds.state实现式(11)的状态变量边界约束;路径约束式(12)中的迎角及滚转速率的约束利用bounds.path设置。设置方式同bounds.initialstate和bounds.finalstate。

setup.function.continuous用于设置自定义的连续函数。自定义连续函数的输入参数为setup,函数内部使用setup中的setup.auxdata、setup.state、setup.control进行动力学状态微分方程计算。自定义连续函数输出为状态变量导数、路径状态和内部积分量,分别集成在phaseout.dynamics、phaseout.path、phaseout.integrand中输出。

setup.function.endpoint用于设置自定义目标函数。自定义目标函数的输入参数为setup,因此,函数中可以使用系统中的状态实现优化目标计算,输出output.objective为当前时刻目标函数的值。

只考虑机动时间最短时,当初始时刻 $t_0=0$ 时,即bounds.initialtime=0,可以直接将终端时间bounds.finaltime设为目标函数:output.objective=setup.finaltime考虑最小燃油消耗这类目标函数时,需要利用优化过程中的积分变量来实现,如上所述连续

函数可以输出phaseout.integrand记录积分量,因此,可以通过如下方式实现最小燃油消耗:output.objective= $k_t \cdot setup.finaltime + k_i \cdot setup.integrand$ 。其中, k_t 、 k_i 分别为时间量和积分量的加权系数。

完成所有设置后,即可利用gpops2函数进行最优控制问题求解。优化结果保存在output.result中,output.result.solution中包含最优控制的状态变量和控制量。

3 优化案例及仿真分析

3.1 无约束的最快转向

无约束的最快转向问题是指在飞机平飞状态下以最快的方式实现 180° 转向并恢复平飞。无约束是指对于最终的及机动过程中的高度、速度等没有特殊的约束,仍然需满足包线限制,同时,飞机本身的边界限制已在动力学模型中实现。

1) 初始状态约束设定为 $x_0 = [300, 0, 0, 5000]$,飞机初始速度为300 m/s,初始航迹倾角为 0° ,初始航迹偏航角为 0° ,飞行高度为5 000 m。目标状态为 $x_f = [\sim, 0, 180^\circ, \sim]$, \sim 表示不对终端速度、高度限制,目标航迹倾角为 0° ,目标航迹偏航角为 180° 。

状态变量边界条件:

$$\begin{cases} x_{\min} = [V_{\min}, -90^\circ, -180^\circ, h_{\min}] \\ x_{\max} = [V_{\max}, 90^\circ, 180^\circ, h_{\max}] \end{cases} \quad (12)$$

式中: V_{\min} 、 V_{\max} 分别为允许的最小飞行速度和最大飞行速度,只受飞机性能影响,没有额外约束; h_{\min} 设置为0, h_{\max} 设置为升限。

控制变量边界条件:

$$\begin{cases} u_{\min} = [-3, -180^\circ, 0] \\ u_{\max} = [9, 180^\circ, 1] \end{cases} \quad (13)$$

路径约束如式(14)所示,表示迎角范围为 $-10^\circ \sim 25^\circ$,最大滚转速率为 ± 200 ($^\circ$)/s。

$$\begin{cases} -10^\circ < \alpha < 25^\circ \\ -200$$
 ($^\circ$)/s $< \dot{\mu} < 200$ ($^\circ$)/s \end{cases} \quad (14)

目标函数仅设定最小飞行时间:

$$J = t_f \quad (15)$$

优化计算结果如图2所示。

图2(a)为最速转弯的轨迹,绿色端为起点,红色端为终点,以向下斜筋斗的形式实现了最速转弯。图2(b)中飞机航向由 0° 转到 180° 耗时为10 s,航迹倾斜角响应满足终端角度为 0° 的约束要求。控制参数 $[n, \mu, \delta_T]$ 的响应分别如图2(d)~图2(f)所示,均在给定约束范围内。从图2(c)及图2(e)可以看出,迎角和滚转速率 $[\alpha, \dot{\mu}]$ 同样满足约束条件。由图2(d)可知,飞机从机动开始就以最大过载进行转

弯机动,直到由于速度下降无法保持最大过载。如图2(g)所示,由于大过载机动阻力过大,在最大油

门开度指令和向下俯冲机动的作用下,仍然无法保持角点速度。

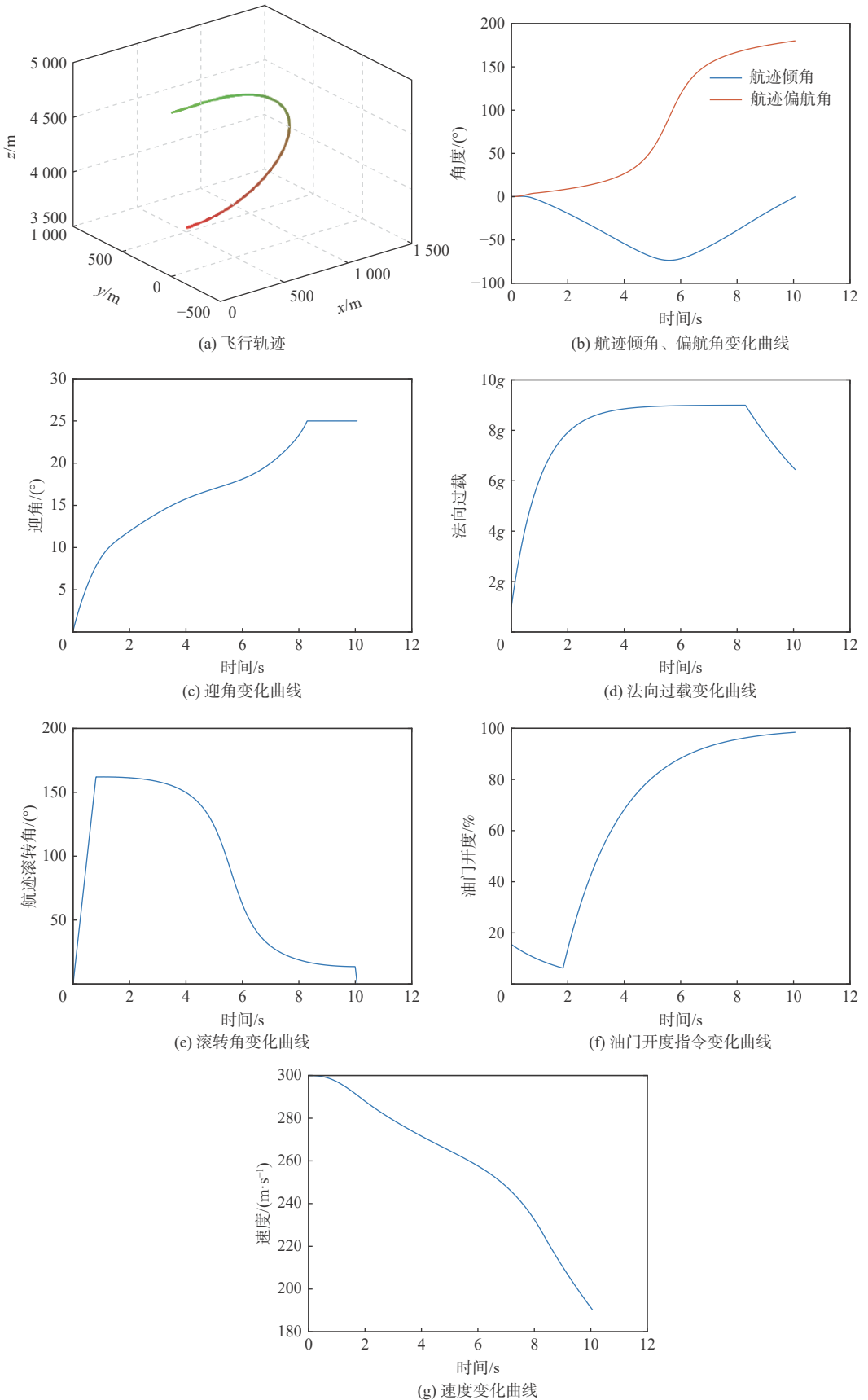
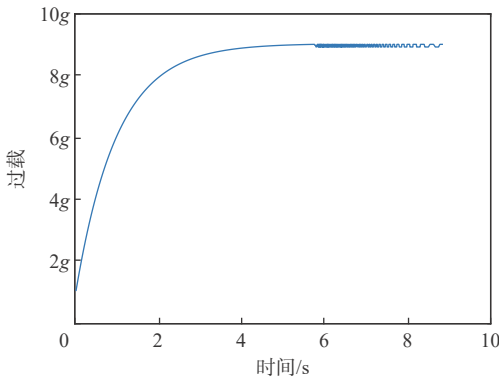


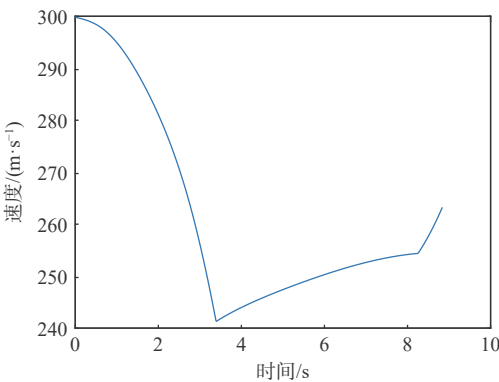
图2 无约束最快转向飞机状态曲线

Fig. 2 Unconstrained fastest turning aircraft state curve

将最大推力增加 5 倍使最大过载不受推力限制, 并将油门响应时间常数减小到 0.01 s, 进行同样任务的优化, 如图 3(a) 所示, 最优控制始终以最大限制过载机动, 图 3(b) 显示当速度下降到角点速度后始终保持角点速度 (随高度升高而增大), 实现了理论上的最快转弯。这验证了模型及优化算法的合理性。



(a) 过载变化曲线



(b) 速度变化曲线

图 3 飞机状态曲线

Fig. 3 Aircraft state curve

2) 将案例 1) 的目标航迹倾角由 0° 改变为 30°。图 4 为最快转弯的轨迹, 以向上筋斗的形式实现了最快转弯。

路径最短速度矢量控制方法: 首先, 根据目标速度矢量和当前状态下的速度矢量, 直接计算法向加速度指令, 该指令在当前速度矢量和目标速度矢量构成的平面内, 垂直于当前速度矢量指向目标矢量的方向; 然后, 考虑重力计算要实现法向加速度计算所需的法向过载和滚转角指令, 由飞机内环控制模型实现目标速度矢量的控制。

对于本案例, 2 种方法的飞行轨迹均是在目标速度矢量和初始速度矢量所构成的平面内, 在法向加速度的作用下直接转向目标速度矢量, 实现了最快转弯。但当初速度较小时, 路径最短速度矢量控制方法没有考虑飞机的性能能力, 有可能无法实现目标速度矢量, 而伪谱法通过速度等状

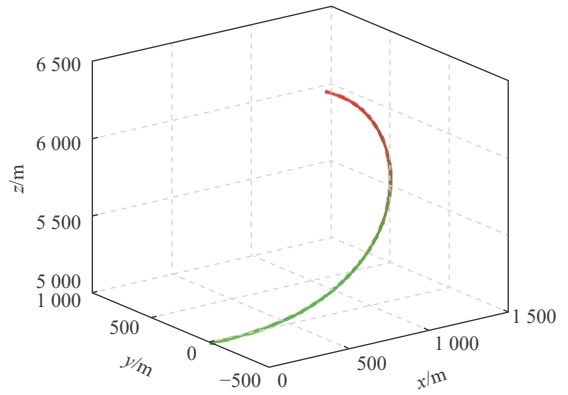


图 4 30° 目标航迹倾角最快转向飞机状态曲线

Fig. 4 Fastest turning aircraft status curve at 30° target track inclination angle

态变量及迎角路径约束的限制保证了最优轨迹是可实现的。

3) 将案例 2) 的初始速度改为 112 m/s, 其他条件及优化目标不变。

自适应伪谱法优化结果如图 5 所示, 当初始飞行速度较小时, 即飞机能量较低时, 在状态、控制量及路径约束下, 伪谱法的最优轨迹近似于半滚倒转。而路径最短速度矢量控制结果如图 6 所示。图 6(a) 表明飞机开始了向上的筋斗机动, 但未能完成。图 6(b) 的迎角响应和图 6(c) 的速度响应表明, 飞机以最短限制迎角进行筋斗机动, 但最终发生了失速。

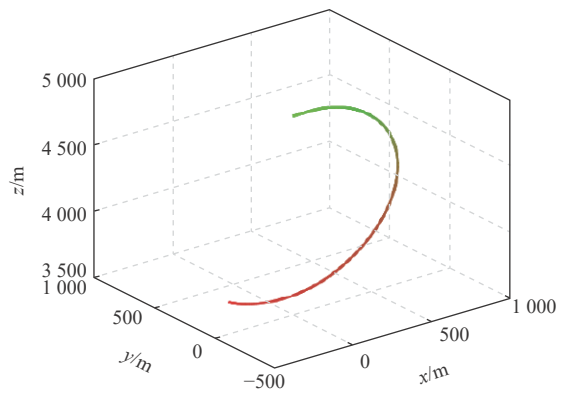


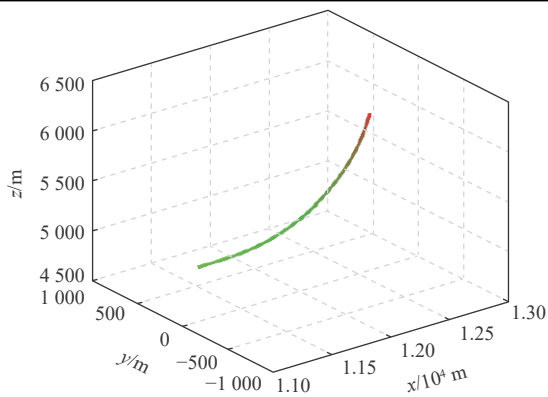
图 5 飞行轨迹

Fig. 5 Flight path

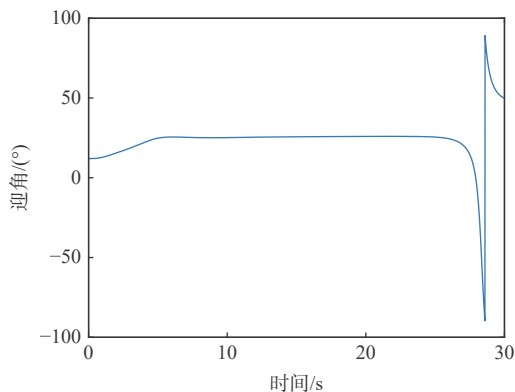
对比表明: 路径最短速度矢量控制方法在初始能量较低时, 可能无法实现目标速度矢量; 而自适应伪谱法可以确保在约束条件下优化得到的最优控制是可行的。

3.2 高度约束的最快转向

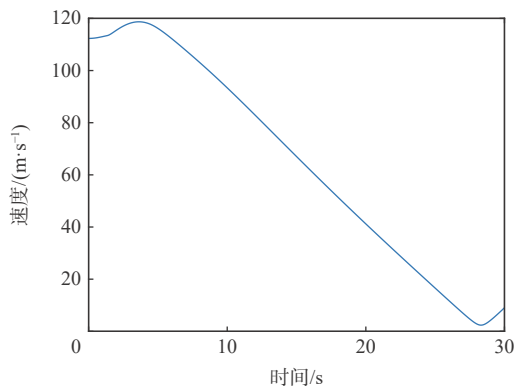
在 3.1 节案例 1) 无约束的最快转弯中, 为提高最后阶段的速度, 飞机采用了向下筋斗的方式。如果飞机在低空进行最快转弯, 则需要对飞行高度进行约束。为便于比较, 本案例仍采用相同的初始高



(a) 飞行轨迹



(b) 迎角变化曲线



(c) 速度变化曲线

图6 路径最短速度矢量控制法飞机状态曲线

Fig. 6 Aircraft state curve with shortest path speed vector control method

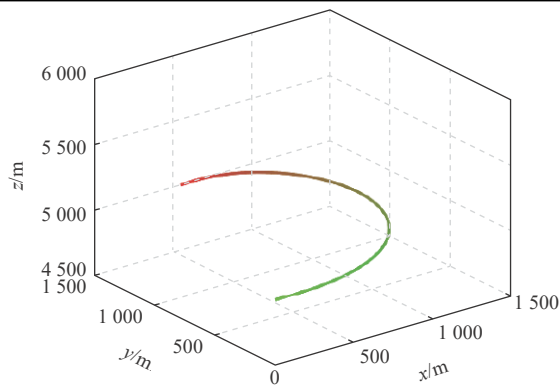
度,并增加约束,实现机动过程中不掉高度。

初始状态、目标状态、优化目标不变,通过状态边界条件对机动中的最低高度进行限制:

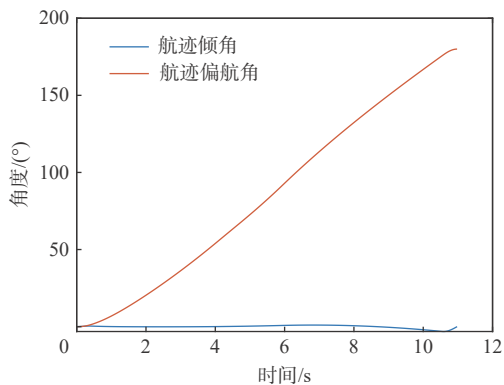
$$\begin{cases} \mathbf{x}_{\min} = [V_{\min}, \gamma_{\min}, -180^\circ, 5\ 000] \\ \mathbf{x}_{\max} = [V_{\max}, \gamma_{\max}, 180^\circ, h_{\max}] \end{cases} \quad (16)$$

仿真结果如图7所示。

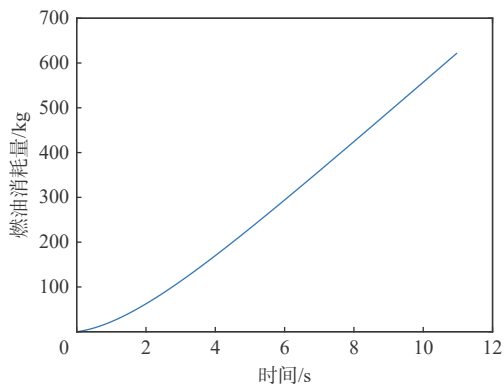
根据图7(a)飞行轨迹可以看出,飞行过程中,高度没有减小,满足不掉高度的机动要求。图7(b)中飞机航向从 0° 转到 180° 耗时为10.9 s,大于无约束最快转向,如图7(c)所示,燃油消耗626.7 kg。优化计算结果实现了不掉高度的最快转弯。



(a) 飞行轨迹



(b) 航迹倾角、偏航角变化曲线



(c) 燃油消耗曲线

图7 高度约束最快转向飞机状态曲线

Fig. 7 Altitude-constrained fastest turning aircraft state curve

3.3 能量约束的速度矢量控制优化

在3.2的案例中,最优控制均已使用加力推力,燃油消耗较大,在非紧急状态的速度矢量控制中是不合理的。对控制量的约束可以限制加力推力的使用。在中远距初始占位时,对转弯时间最短的迫切性较低,可以进一步考虑燃油消耗的优化。

为便于比较分析,下面在包含目标高度、速度大小约束的情况下,对考虑能量约束的速度矢量情况进行比较。

1) 初始状态约束设定为 $\mathbf{x}_0 = [300, 0, 0, 5\ 000]$, 目标状态为 $\mathbf{x}_f = [300, 30^\circ, 180^\circ, 5\ 000]$, 设定目标速度

为 300 m/s, 目标高度为 5 000 m, 目标航迹倾角为 30°, 其他条件与 3.1 中案例 1) 相同。

2) 在本节案例 2) 的基础上, 加入推力限制(不使用加力), 其他条件不变。

3) 在本节案例 2) 的基础上, 目标函数中加入燃油消耗, 其他条件不变。

上述 3 个案例有相同的目标速度和目标高度, 逐步增加了推力限制和燃油限制。如图 8~图 10 所示, 3 种情况下, 飞机转弯时间分别为 14.9 s、16.8 s、20.9 s, 燃油消耗分别为 887 kg、284 kg、228 kg。在应用中, 可根据实际态势及战术需要进行相应约束设计。

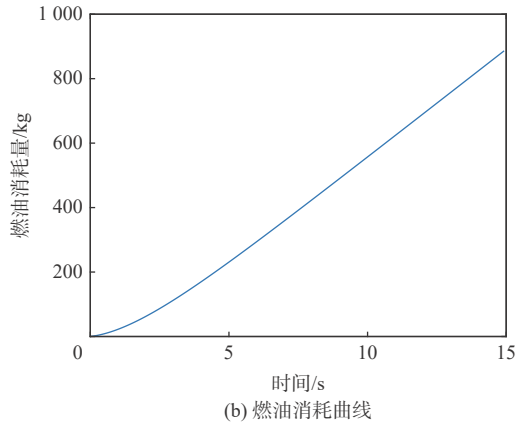
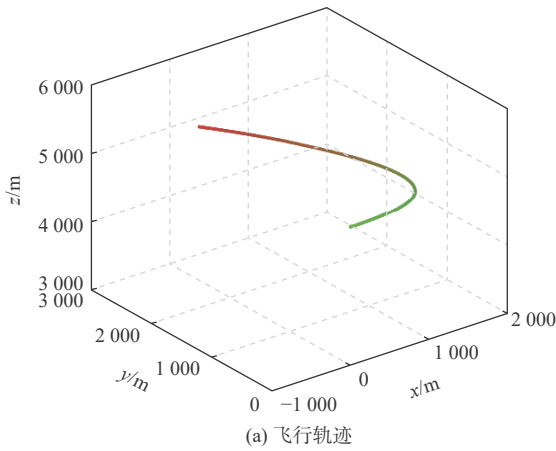


图 8 目标状态约束飞机状态曲线

Fig. 8 Aircraft state curve constrained by target state

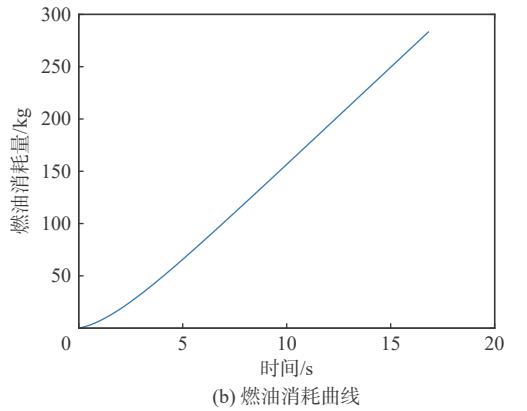
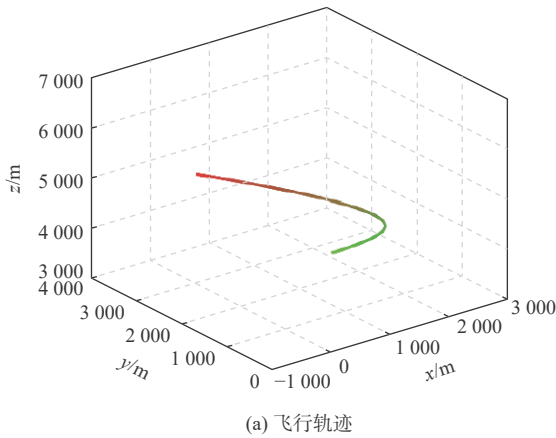


图 9 推力约束飞机状态曲线

Fig. 9 Thrust constrained aircraft state curve

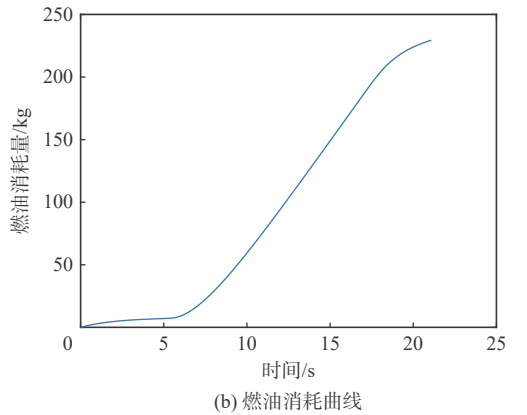
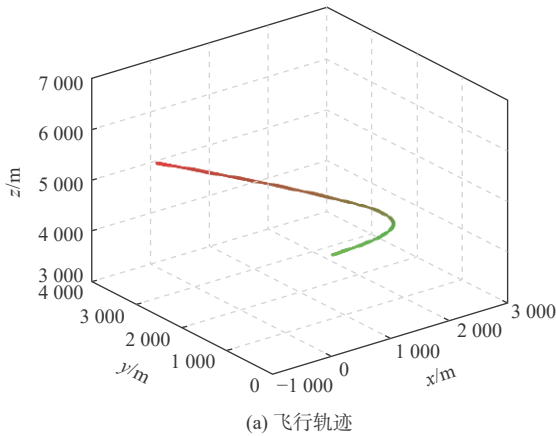


图 10 燃油约束飞机状态曲线

Fig. 10 Fuel constrained aircraft state curve

4 结 论

针对速度矢量控制问题,本文利用 Hp 自适应伪谱法优化求解,理论分析和仿真结果表明:

1) 自适应伪谱法可实现较为精准的优化计算,例如,针对最短转弯时间的优化,自适应伪谱法输出的控制指令符合理论预期,验证了模型及应用伪谱法求解速度矢量控制问题的合理性。

2) 通过调整目标函数及约束条件,可以实现符合战术目的的速度矢量控制优化。

3) 通过设计动态响应环节及迎角限制,使所使用的动力学模型更加贴合实际飞机的性能表现,提高了求得的最优控制合理性和可行性。

由于伪谱法的计算量较大,速度矢量控制优化难以实时进行,下一阶段的研究将探索将离线优化与神经网络结合的策略。在离线阶段使用伪谱法进行详尽的轨迹优化,生成大量的数据集,利用深度神经网络学习伪谱法的优化结果。并针对战术机空中缠斗过程,实现多机动连续优化。

参考文献 (References)

- [1] GHASEMI R, NIKRAVESH S, MENHAJ M, et al. A near optimal fuzzy modeling of pursuit-evasion in an air combat[J]. *WSEAS Transactions on Mathematics*, 2004, 3(3): 514-521.
- [2] 张翔伦, 杨蔷薇. 基于机动作库的实时轨迹生成与仿真研究[J]. *飞行力学*, 2008, 26(3): 29-32.
ZHANG X L, YANG Q W. Research on real-time trajectory generation based on tactical maneuvers data base[J]. *Journal of Flight Dynamics*, 2008, 26(3): 29-32(in Chinese).
- [3] 禹春梅. 飞行器在线轨迹规划与制导控制方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2018.
YU C M. Research on online trajectory planning and guidance control for aircraft[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2018(in Chinese).
- [4] 郭铁丁. 深空探测小推力轨迹优化的间接法与伪谱法研究[D]. 北京: 清华大学, 2012.
GUO T D. Study of indirect and pseudospectral methods for low thrust trajectory optimization in deep space exploration[D]. Beijing: Tsinghua University, 2012(in Chinese).
- [5] 崔凯凯, 韩维, 刘玉杰, 等. 基于 DM-DSC 的舰载机着舰自动复飞控制算法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2023, 49(4): 900-912.
CUI K K, HAN W, LIU Y J, et al. Automatic wave-off control algorithm for carrier aircraft based on DM-DSC[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2023, 49(4): 900-912(in Chinese).
- [6] 郑金库, 唐胜景, 郭杰. 高超声速滑翔飞行器预测校正闭环协同未制导方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2023, 49(11): 3188-3196.
ZHENG J K, TANG S J, GUO J. Closed-loop cooperative terminal guidance law based on predictor-corrector for hypersonic gliding vehicles[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2023, 49(11): 3188-3196(in Chinese).
- [7] 雍恩米. 高超声速滑翔式再入飞行器轨迹优化与制导方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2008.
YONG E M. Study on trajectory optimization and guidance approach for hypersonic glide-reentry vehicle[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2008(in Chinese).
- [8] TIAN B L, ZONG Q. 3DOF ascent phase trajectory optimization for aircraft based on adaptive Gauss pseudospectral method[C]// *Proceedings of the 2012 Third International Conference on Intelligent Control and Information Processing*. Piscataway: IEEE Press, 2012: 431-435.
- [9] 张宇翔. 固定翼无人机任务航迹规划及优化方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2016.
ZHANG Y X. Research on mission flight path planning and optimization method for Fixed-wing UAV[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016(in Chinese).
- [10] HUANG J, LIU Z G, LIU Z Q, et al. A pk-adaptive mesh refinement for pseudospectral method to solve optimal control problem[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 161666-161679.
- [11] LIU G Q, LI B, JI Y D. A modified HP-adaptive pseudospectral method for multi-UAV formation reconfiguration[J]. *ISA transactions*, 2022, 129: 217-229.
- [12] CHAI R Q, SAVVARIS A, TSOURDOS A, et al. Trajectory optimization of space maneuver vehicle using a hybrid optimal control solver[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, 49(2): 467-480.
- [13] CHAI R Q, TSOURDOS A, SAVVARIS A, et al. Real-time reentry trajectory planning of hypersonic vehicles: a two-step strategy incorporating fuzzy multiobjective transcription and deep neural network[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(8): 6904-6915.
- [14] 李博雅, 李臻, 顾一凡, 等. 基于 hp-自适应伪谱法的飞行器轨迹优化[C]//第十七届上海航天科技论坛暨上海市宇航学会 2022 学术年会论文集. 上海, 2023: 159-168.
LI B Y, LI Z, GU Y F, et al. Aircraft trajectory optimization based on hp-adaptive pseudospectral method[C]// *Proceedings of the 17th Shanghai Aerospace Science and Technology Forum and 2022 Annual Conference of the Shanghai Astronautics Society*. Shanghai: SSA, 2023: 159-168.
- [15] 黄斌. 基于 hp 自适应伪谱法的六自由度运动轨迹优化研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2021: 16.
HUANG B. Research on optimization of six-dof motion trajectory based on hp adaptive pseudospectral method[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2021: 16(in Chinese).
- [16] 方振平, 陈万春, 张曙光. 航空飞行器飞行动力学[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2005: 22-30.
FANG Z P, CHEN W C, ZHANG S G. Flight dynamics of aircraft[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics & Astronautics Press, 2005: 22-30(in Chinese).
- [17] HOWE D, RORIE G. Aircraft conceptual design synthesis[M]. London: Professional Engineering Publishing, 2000.
- [18] VELÁSQUEZ-SANMARTÍN F, INSAUSTI X, ZÁRRAGA-RODRÍGUEZ M, et al. A mathematical model for the analysis of jet engine fuel consumption during aircraft climb and descent[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(5): 3605-3614.

- [19] HARGRAVES C R, PARIS S W. Direct trajectory optimization using nonlinear programming and collocation[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1987, 10(4): 338-342.
- [20] BETTS J T. Survey of numerical methods for trajectory optimization[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1998, 21(2): 193-207.
- [21] HUNTINGTON G T. Advancement and analysis of a Gauss pseudospectral transcription for optimal control problems[D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2007.
- [22] BENSON D A, HUNTINGTON G T, RAO V. Direct trajectory optimization and costate estimation via an orthogonal collocation method[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2006, 29(6): 1435-1440.
- [23] GILL P E, MURRAY W, SAUNDERS M A. SNOPT: an SQP algorithm for large-scale constrained optimization[J]. *SIAM Journal on Optimization*, 2002, 12(4): 979-1006.
- [24] DARBY C L, HAGER W W, RAO A V. An hp-adaptive pseudo-spectral method for solving optimal control problems[J]. *Optimal Control Applications and Methods*, 2011, 32(4): 476-502.
- [25] PATTERSON M A, HAGER W W, RAO A V. A ph mesh refinement method for optimal control[J]. *Optimal Control Applications and Methods*, 2015, 36(4): 398-421.
- [26] LIU F J, HAGER W W, RAO A V. Adaptive mesh refinement method for optimal control using nonsmoothness detection and mesh size reduction[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2015, 352(10): 4081-4106.
- [27] RAO A V, BENSON D A, DARBY C, et al. Algorithm 902[J]. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 2010, 37(2): 1-39.

Optimization of aircraft speed vector control based on Hp adaptive pseudo-spectral method

KONG Lingwei, LI Weiqi*

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: The Hp adaptive pseudo-spectral method is used to optimize and solve the velocity vector control problem. The track coordinate system is used to create a nonlinear aircraft dynamics model. During the modeling, the dynamic responses of the aircraft's overload, thrust and roll are described in the form of dynamic links, and the angle of attack limitation function in the actual flight control law is realized through path constraints. Different tactical requirements are achieved by setting the control quantity, state quantity, and objective function, and then the pseudo-spectral method is used for optimization and solution. Based on the Hp adaptive pseudo-spectral method, the simulation results show that the velocity vector control optimization method is effective and that it is feasible to handle different restrictions in certain situations.

Keywords: speed vector control; trajectory optimization; pseudo-spectral method; optimal control; flight control

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0406

轻量化低慢小无人机多目标检测及跟踪方法

樊小冬, 谭天一, 吴江*

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191)

摘要: 为有效地探测城镇、厂区等复杂环境中的低慢小无人机 (UAV) 目标, 提出一种轻量化多无人机目标视觉检测及跟踪方法。该方法以 CenterNet 目标检测算法为基础, 通过引入多层次特征融合和快速空间金字塔池化 (SPPF) 结构, 并采用 MobileNet 轻量化主干网络, 实现对小型无人机目标的准确检测。为解决长焦相机跟踪无人机目标过程中的不稳定问题, 提出一种基于优化 DeepSORT 的无人机多目标跟踪方法。采用自适应噪声卡 Kalman 波器进行目标轨迹预测, 同时引入相机运动补偿模块和 BYTE 目标关联算法, 以实现多个无人机目标的准确跟踪。构建小型无人机目标检测及跟踪数据集, 对算法进行训练和测试, 并在嵌入式设备 Jetson NX 上进行部署验证。实验结果显示, 所提算法平均模型参数量减少了 56.9%, mAP 提高了 1.18%, 平均计算量减少了 66.5%。在 Jetson NX 上, 单帧图像平均处理时间为 36.4 ms, 平均模型大小为 14.5 MB。该算法具有较好的检测准确性和运行实时性, 适用于算力较小的边缘设备部署。

关键词: 低慢小无人机; 轻量化; 目标检测; 多目标跟踪; 深度学习

中图分类号: V279+.2; TP391

文献标志码: A **文章编号:** 1001-5965(2026)02-0610-10

小型无人机的发展和应用在给人们生活带来便利的同时, 也可能对公共安全造成威胁。为有效杜绝小型无人机滥飞、黑飞事件发生, 需要有效的主动反制小型无人机措施, 而进行反制的前提是如何有效地检测和跟踪目标。随着深度学习和机器视觉技术的不断发展, 使用深度学习方法对小型无人机目标进行视觉检测和跟踪成为热点研究领域, 该方法具有成本低、部署灵活、检测效果直观等优点。

目前, 经典的目标检测方法主要分为基于锚框的目标检测算法和无锚框的目标检测算法, 其中, 基于锚框的目标检测算法又可以分为精度较高的两阶段算法和速度较快的单阶段算法。2 阶段目标检测算法主要是基于区域的卷积神经网络 (regions with convolutional neural networks, R-CNN)^[1] 系列算法, 经典的单阶段目标检测算法有 YOLO^[2-6] 系列算法和 SSD^[7] 算法等。此外, 针对需要在嵌入式移动

设备等算力较小的平台上运行的网络模型, 通常将主干网络替换为参数量及计算量较小的轻量级卷积神经网络, 如 MobileNet^[8-10]、ShuffleNet^[11-12] 和 FbNet^[13-14] 等。针对低慢小无人机目标检测问题, 仍然存在小目标检测准确率不足、公开数据集较少等问题。由于目标检测数据集标注成本相对较高, 自行制作的数据集样本量较少, 如何在较少的样本上进行神经网络的训练也是目前存在的问题。此外, 如何在保证模型检测准确度的前提下, 减少模型参数和计算量, 并在嵌入式设备上优化和部署, 对于工程实践具有重要意义。

在无人机视觉跟踪领域中, 目前, 大部分研究为单目标跟踪, 即解决视野内仅存在单个无人机目标的情况, 也有一些公开的无人机目标跟踪数据集被提出。Jiang 等^[15] 提出公开无人机检测和跟踪数据集 Anti-UAV, 该数据集由 318 个完全标注的无人机视频片段组成 (包括可见光视频和红外视频)。

收稿日期: 2024-06-06; 录用日期: 2024-07-05; 网络出版时间: 2026-01-07 00:00

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20260107.1614.001

* 通信作者. E-mail: wujiang@buaa.edu.cn

引用格式: 樊小冬, 谭天一, 吴江. 轻量化低慢小无人机多目标检测及跟踪方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52 (2): 610-619.

FAN X D, TAN T Y, WU J. Lightweight multi-target detection and tracking method for small unmanned aerial vehicles [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52 (2): 610-619 (in Chinese).

Coluccia 等^[16]提出 Drone-VsBirds 数据集,并连续多年举办相关无人机检测和跟踪挑战赛。这些公开数据集推动了无人机视觉检测和跟踪领域的发展,Zhao 等^[17]对无人机探测跟踪领域进行了综述,在上述公开数据集上对一些经典目标检测和跟踪算法进行训练和测试,并对比分析不同算法在数据集上的性能。Yu 等^[18]提出一种基于 Unified Transformer 的目标跟踪器,对 Anti-UAV 数据集中目标进行跟踪,通过多区域局部跟踪模块和全局检测模块解决目标频繁消失及相机运动问题。谢学立等^[19]运用孪生神经网络构建动态区域聚焦的反无人机红外长时跟踪算法,在 Anti-UAV 数据集上进行评测,结果显示,该算法可有效缓解全局搜索带来的负样本干扰。陈家俊等^[20]利用 Kalman 滤波预测目标的初始位置,并将其作为感兴趣区域的中心,再计算目标的灰度特征、梯度特征和局部二值特征的滤波响应,并依据其平均峰值相关能量和相邻 2 帧的响应一致性获得融合权重,采用自适应加权融合的方式将特征的响应结果进行融合,从而估计目标的最佳位置。刘芳等^[21]提出一种基于特征融合和分块注意力的无人机跟踪算法,可以降低外观变化、外界因素干扰对跟踪性能的影响,提升目标跟踪的准确性。

当使用云台配合相机对无人机目标进行跟踪时,单目标跟踪算法无法处理视野内的多个无人机目标的身份关系。这些公开数据集视频中均只含有单个无人机目标,还需要视野中含有多个无人机

目标的样本作为补充。近年来,引入注意力机制以提高多目标跟踪器效果也成为主流研究方向之一^[22-24]。相机运动导致视频画面抖动时,容易导致无人机目标轨迹预测失效,因此,需要在运动预测模型中加入相机运动补偿模块。

综上所述,本文提出一种轻量化多无人机目标视觉检测及跟踪方法。以 CenterNet^[25]目标检测算法为基础,引入多层次特征融合及快速空间金字塔池化(spatial pyramid pooling fast, SPPF)结构,并采用 MobileNet 轻量化主干网络,实现对小型无人机目标的准确检测。针对长焦相机跟踪无人机目标过程中的不稳定问题,提出一种基于优化 DeepSORT^[26]的无人机多目标跟踪方法,采用自适应噪声 Kalman 滤波器^[27]进行目标轨迹预测,引入相机运动补偿模块对多个无人机目标进行准确跟踪。构建了小型无人机目标检测及跟踪数据集,对算法进行训练和测试,并在嵌入式设备 Jetson NX 上进行了部署验证。

1 无人机目标检测算法

1.1 网络结构设计

基于改进 CenterNet 的无人机目标检测算法结构如图 1 所示,由主干网络 Backbone、特征融合网络 Neck 及预测网络 Head 组成。

本文研究的低慢小无人机目标在图像中的像素占比较小,在主干网络对输入图像不断下采样的过程中,虽然获取了图像中的高层语义信息,但也导致获得的特征图逐渐减小,该过程会使小目标信

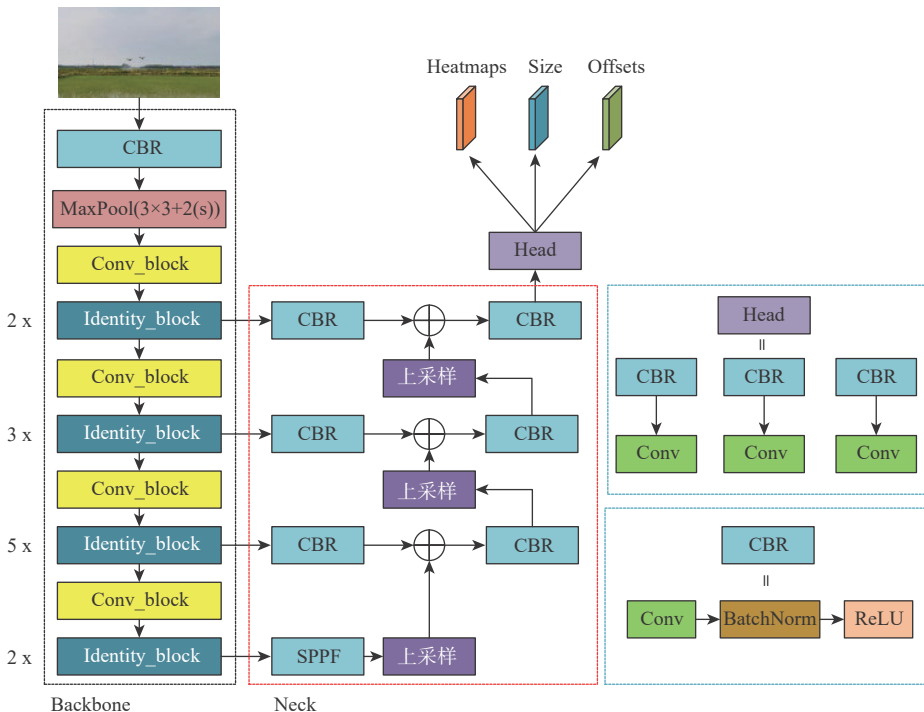


图 1 基于改进 CenterNet 的目标检测算法结构

Fig. 1 Structure of object detection algorithm based on the improved CenterNet architecture

息丢失。对于使用 ResNet 作为主干网络的 CenterNet 算法,其先对图像进行 5 次下采样,此时特征图大小为输入图像的 32 倍下采样。对于输入图像中像素长宽为 30~60 像素的小目标,在特征图中的信息表示只有 1~2 像素。

为了减少网络对于小目标信息的丢失,引入特征金字塔网络结构对不同主干网络条件下采样倍率的输出进行融合,并引入 YOLO 目标检测算法中的 SPPF 结构降低网络的计算量。图 1 中主干网络为 ResNet-50,相比于原算法,最大的改进在 Neck 部分,分别取主干网络 2 次下采样、3 次下采样、4 次下采样和 5 次下采样的特征图输出进行特征融合。第 5 次下采样后获得的特征图经过 SPPF,结构并通过 1 次上采样后,与第 4 次下采样获得的特征图相加,结果通过 1 次上采样后和第 3 次下采样获得的特征图相加,依次类推,从而融合不同层次特征信息。融合得到的结果经过与原算法相同的预测模块,分别获得类别预测热力图、目标框大小特征图及偏差特征图。

其中,CBR 结构为 1 个卷积操作层后接 1 个批量归一化层和 1 个 ReLU 激活函数层,为减少模型计算量,上采样操作通过简单的像素插值实现。SPPF 结构则是空间金字塔池化(spatial pyramid pooling, SPP)结构的加速版本,其结构如图 2 所示。

SPP 结构能有效避免图像区域裁剪和缩放等操作带来的图像失真问题,并提高网络运行速度。该结构输入分别通过池化核为 5、9 和 13 的 3 个池化操作,并与输入一起拼接得到输出。SPPF 在 SPP 基础上进行加速,原 SPPF 结构中激活函数采用 SiLU,与 ReLU 函数相似,但为了减少计算量,本文仍然采用 ReLU 激活函数。SPPF 通过 3 个小的池化操作代替 SPP 中的大池化操作,从而减少 SPP 结构的计算量。

1.2 轻量化主干网络引入

为实现模型轻量化,引入 MobileNet 系列轻量化主干网络,MobileNet 系列主干网络适用于移动设备或边缘计算设备等算力较小的设备,这些网络具有模型参数数量少、计算量小、推理时间短等优点。MobileNet 系列网络适用深度可分离卷积代替传统卷积操作,在保证模型特征提取能力下降不大的情况下,可大幅减少模型的参数数量和计算量。深度可分离卷积由深度卷积和逐点卷积操作组成,深度可分离卷积过程如图 3 所示。

首先,对输入特征图进行深度卷积,该操作使用与输入特征图相同通道数的卷积核进行卷积操作,不改变输入特征图的通道数。然后,使用 N 个宽高均为 1 的卷积核对特征图进行卷积操作,从而

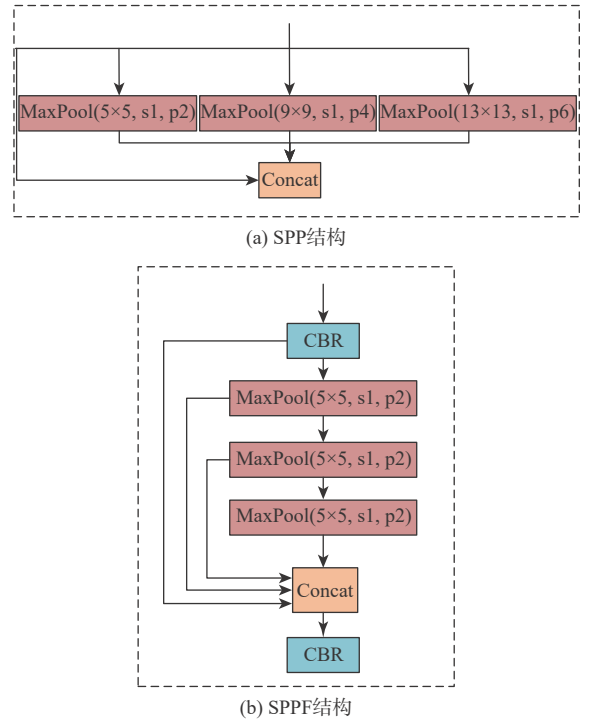


图 2 SPPF 结构和 SPP 结构的对比

Fig. 2 Comparison between SPPF structure and SPP structure

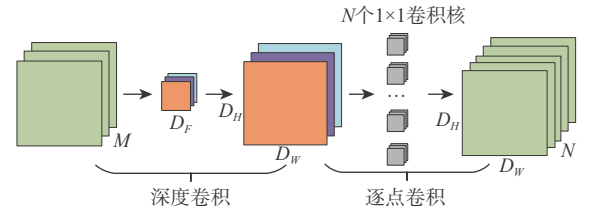


图 3 深度可分离卷积示意图

实现特征图通道数的改变,最后,得到通道数为 N 、宽高分别为 W 和 H 的输出特征图。深度可分离卷积大幅减少了参数数量和计算量。

为提高模型特征提取能力,MobileNetV3 还引入了 SE 通道注意力机制模块,该模块由压缩(Squeeze)和激发(Excitation)2 个关键步骤组成。其中,压缩过程将通道数为 C 的特征图压缩为一个 C 维向量,计算过程如下:

$$z_c = F_{sq}(u_c) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W u_c(i, j) \quad (1)$$

式中: F_{sq} 表示压缩过程; u_c 为输入特征图在通道 C 上的二维矩阵。

使用网络计算特征图中各通道的权重,对该特征图进行激发:

$$s = F_{ex}(z, W) = \sigma(g(z, W)) = \sigma(W_2 \delta(W_1 z)) \quad (2)$$

式(2)操作表示首先对输入进行 1 次全连接神经网络和 ReLU 激活函数,再通过 1 次全连接神经

网络和 Sigmoid 激活函数,其中, \mathbf{W}_1 和 \mathbf{W}_2 分别为 2 个全连接神经网络的权重,得到各通道权重 \mathbf{s} 后,将其与原通道特征图。相乘得到最终的特征图,上述计算过程如图 4 所示。

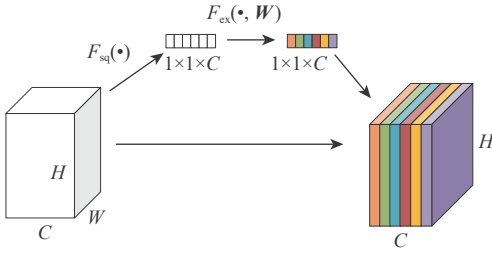


图 4 SE 通道注意力模块

Fig. 4 SE channel attention module

2 无人机多目标跟踪算法

2.1 目标运动预测模型设计

小型无人机多目标跟踪方法以 DeepSORT 多目标跟踪方法为设计基础,针对特定场景,对部分算法模块进行改进。对于小型无人机多目标跟踪场景,无人机目标可能很小,多个同型号的不同无人机目标在图像中的外观可能十分相似,因此,目标运动预测模型是否准确为无人机多目标跟踪器准确与否的关键因素。在一段视频中,每个目标都可能发生一定的运动,需要使用目标运动预测模型对该运动进行描述和预测,从而建立不同视频帧之间目标的身份关系,通常使用 Kalman 滤波器进行目标运动建模。

对 Kalman 滤波器设计进行优化,直接使用目标框的宽、高(不是宽高比)作为 Kalman 滤波器的状态变量:

$$\mathbf{x}_k = [x_c(k), y_c(k), w(k), h(k), \dot{x}_c(k), \dot{y}_c(k), \dot{w}(k), \dot{h}(k)]^T \quad (3)$$

此时观测变量变为

$$\mathbf{z}_k = [z_{x_c}(k), z_{y_c}(k), z_w(k), z_h(k)]^T \quad (4)$$

Kalman 滤波器中过程噪声和测量噪声的取值通常具有较强的技巧性,也十分影响目标运动预测的效果。参考 BoT-SORT^[28] 多目标跟踪算法的设计,将过程噪声和测量噪声的值设计为按照状态变量值和观测值变化:

$$\mathbf{Q}_k = \text{diag} \left((\sigma_p \hat{w}_{k-1|k-1})^2, (\sigma_p \hat{h}_{k-1|k-1})^2, (\sigma_p \hat{w}_{k-1|k-1})^2, (\sigma_p \hat{h}_{k-1|k-1})^2, (\sigma_v \hat{w}_{k-1|k-1})^2, (\sigma_v \hat{h}_{k-1|k-1})^2, (\sigma_v \hat{w}_{k-1|k-1})^2, (\sigma_v \hat{h}_{k-1|k-1})^2 \right) \quad (5)$$

$$\mathbf{R}_k = \text{diag} \left((\sigma_m z_w(k))^2, (\sigma_m z_h(k))^2, (\sigma_m z_w(k))^2, (\sigma_m z_h(k))^2 \right) \quad (6)$$

式中: $\hat{w}_{k-1|k-1}$, $\hat{h}_{k-1|k-1}$ 为上一时刻估计出的目标框宽高; σ_p , σ_v 为位置和速度过程噪声系数; σ_m 为测量噪声系数;过程噪声 \mathbf{Q}_k 随着目标框的宽高变化,测量噪声 \mathbf{R}_k 随着目标框测量值的宽高变化。线性 Kalman 滤波器假设所有目标拥有相同的测量噪声,该噪声实际上反映了目标检测器对目标检测结果的可信度,因此,可以根据目标检测器给出检测结果的置信度来自适应地改变测量噪声:

$$\tilde{\mathbf{R}}_k = (1 - c_k) \mathbf{R}_k \quad (7)$$

式中: c_k 为目标检测器给出检测结果的置信度。这种测量噪声矩阵随着目标检测置信度变化的运动预测也称为自适应噪声 Kalman 滤波器。

2.2 相机运动补偿设计

在长焦相机配合云台跟随无人机目标运动时,相机运动导致画面不稳定,当画面发生变化时,会使 Kalman 滤波器预测坐标不准确,从而导致后续目标匹配过程失效。因此,在没有相机运动参数的情况下,可以采用相邻帧的配准来补偿相机运动带来的偏差,从而保证目标运动模型预测的准确性。

为解决上述问题,需要计算出相机运动导致的图像偏移量,并进行补偿,在没有相机运动信息时,需要对相邻帧的图像特征进行分析,才能获得这个图像偏移量。计算得到相邻图像之间的变换矩阵:

$$\begin{cases} \mathbf{M}'_{k|k-1} = \text{diag}(\mathbf{M}, \mathbf{M}, \mathbf{M}, \mathbf{M}) \in \mathbf{R}^{8 \times 8} \\ \mathbf{T}'_{k|k-1} = [\mathbf{T}, 0, 0, 0, 0, 0, 0] \in \mathbf{R}^8 \end{cases} \quad (8)$$

Kalman 滤波器对目标运动进行预测后,需要使用上述变换矩阵进行修正,包括对预测状态值和误差协方差矩阵的修正:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_t^- = \mathbf{M}'_{k|k-1} \hat{\mathbf{x}}_t^- + \mathbf{T}'_{k|k-1} \\ \hat{\mathbf{P}}_t^- = \mathbf{M}'_{k|k-1} \mathbf{P}_t^- \mathbf{M}'_{k|k-1}^T \end{cases} \quad (9)$$

求解 2 帧图像之间的变换矩阵 \mathbf{M} 有多种方法,这在图像处理中也被称为图像配准问题。首先,可以求解 2 帧图像之间的特征点,然后通过特征点匹配算法找到特征点之间的对应关系,最后,通过 RANSAC 算法求解出该变换矩阵,其中,特征点可以使用 SIFT 特征点和 ORB 特征点。此外,还可以使用光流法进行图像变换矩阵求解。后续将分别对几种方式进行对比分析。

3 实验结果及分析

3.1 实验环境

实验过程中使用的关键硬件参数如表 1 所示。

表1 关键硬件参数

Table 1 Key hardware parameters

硬件	配置
GPU	NVIDIA RTX 3090(单卡)
CPU	13th Gen Intel(R) Core(TM) i5-13400
硬盘	SAMSUNG 980 SSD 1TB
内存	8 GB*2

训练和测试过程中使用的计算机安装 Ubuntu20.04 LTS 操作系统, 并安装 515.105.01 版本 NVIDIA 显卡驱动, CUDA 版本为 11.7。深度学习框架采用 PyTorch 1.13.1, 并装有 NumPy、Torchvision 等常用深度学习库。

3.2 数据增强与动态学习率

Mosaic 数据增强是 YOLOv4 中引入的一种数据增强方式, 通过对训练集中多张图像进行随机裁剪, 再拼接得到一张新的图像, 从而扩充原有数据集。本文在训练所有模型时均采用 Mosaic-4 数据增强, 即每次训练时输入网络的图像均是训练集中随机挑选的 4 张图像进行裁剪拼接而成。经过 Mosaic-4 数据增强后, 每张用于模型训练的图像具有 4 张图像的特征, 有助于模型收敛。

为使模型有更好的收敛效果, 采用 Warm-up 结合余弦退火学习率调整策略。实际训练过程中, 前 20 个迭代轮次采用从 0~0.01 线性上升的学习率作为 Warm-up 阶段。

使用随机梯度下降算法优化模型时, 损失函数

值不断下降至接近局部或全局最优点, 损失函数值越接近最终优化点, 采用越小的学习率以避免模型震荡。因此, 本文采用余弦退火的学习率调整策略, 结合前述 Warm-up 策略, 学习率随着训练轮次动态调整, 前 20 个训练轮次为线性调整学习率上升的 Warm-up 阶段, 后 180 个训练轮次使学习率从 0.01 余弦衰减至 0。

3.3 目标检测实验结果及分析

为验证算法效果, 构建小型无人机目标检测数据集 DroneBirds, 包含无人机和飞鸟目标。对于 CenterNet 和本文提出的基于 CenterNet 改进的无人机目标检测算法(下文称为 CenterNetImp), 分别使用 4 种不同主干网络进行训练和验证, 结果如表 2 所示。改进后的算法在模型参数量和计算量低于原算法的情况下, mAP50 相对于原算法仍有提升。以使用轻量化主干网络 MobileNetV2 的模型为例, CenterNet 模型参数量为 17.54 百万个, 计算量为 $40.06 \times 10^9/s$; CenterNetImp 模型的参数量仅为 4.11 百万个, 计算量仅为 $9.28 \times 10^9/s$ 。相比于原算法, CenterNetImp 在模型参数量上减少了 76.6%, 计算量减少了 76.8%, 有效降低了模型占用空间的大小及推理时间, 适用于嵌入式设备部署。对于使用相同主干网络的模型, CenterNetImp 算法在 mAP50 指标上相比原算法也有所提升。对于 4 种不同主干网络的算法, 算法平均模型参数量减少了 56.9%, mAP 提高了 1.18%, 平均计算量减少了 66.5%。

表2 DroneBirds 数据集测试结果

Table 2 DroneBirds dataset test results

模型	主干网络	mAP50	模型参数/百万	计算量/($10^9 s^{-1}$)
CenterNet ^[25]	ResNet-18	92.8	20.2	41.44
	ResNet-50	93.7	45.12	66.38
	MobileNetV2	92.3	17.54	40.06
	MobileNetV3	91.6	15.67	36.87
CenterNetImp (基于CenterNet改进)	ResNet-18	94.4	12.21	17.02
	ResNet-50	94.8	27.08	30.40
	MobileNetV2	93.5	4.11	9.28
	MobileNetV3	92.4	4.41	8.67

图 5 为以 MobileNetV2 作为主干网络的 CenterNet 以及 CenterNetImp 在数据集上的性能评估曲线。从 P-R 曲线以及 F1-Score 曲线可以看出模型的在数据集上的综合能力, 可以看到, CenterNetImp 模型略优于改进前的 CenterNet 模型。模型改进前后的检测示例如图 6 所示。相比于 CenterNet 模型, 网络结构改进后的 CenterNetImp 模型具有更好

的特征提取能力, 减少了目标误识别现象的发生。

3.4 多目标跟踪实验结果及分析

针对多无人机目标跟踪场景制作相应的评估数据集, 分别使用 DeepSORT 算法、ByteTrack 算法及 BoT-SORT 算法与本文提出的小型无人机多目标跟踪算法进行对比测试, 验证各算法在小型无人机多目标跟踪场景下的效果。具体实验数据见

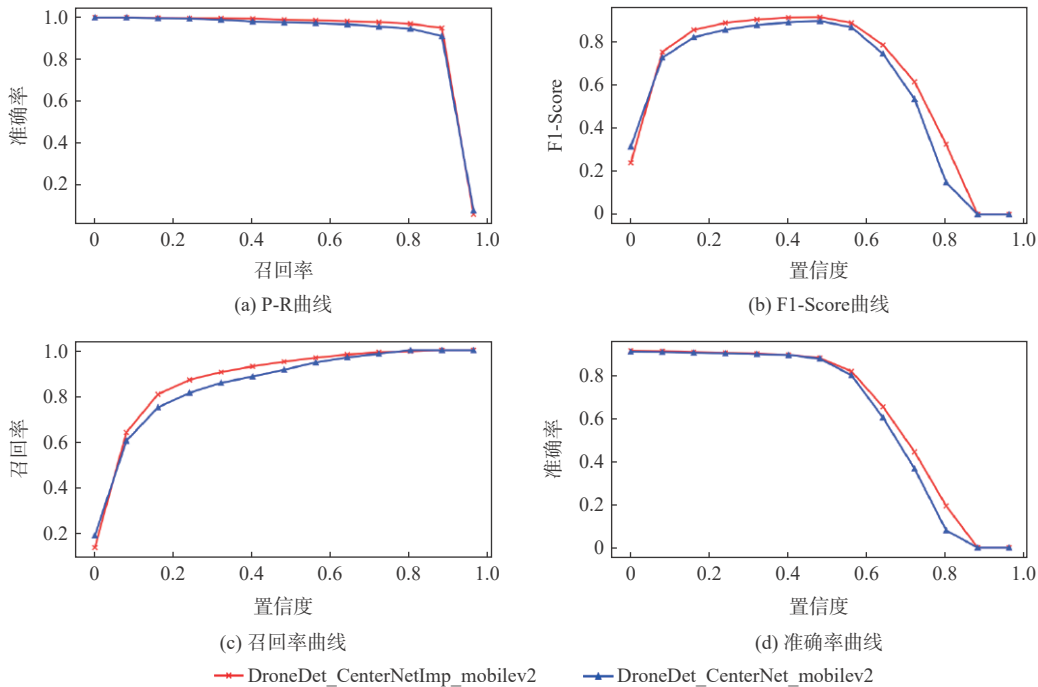


图 5 算法性能评估曲线

Fig. 5 Algorithm performance evaluation curve



图 6 算法改进前后检测示例

Fig. 6 Detection example before and after algorithm improvement

表 3, 表中 FPS 为各算法处理视频的帧率, 即各算法每秒能够处理的图像数量, 其中, 本文算法使用光流法求解相机运动补偿中的变换矩阵。

从表 3 实验数据可以看出, 对于小型无人机多目标跟踪数据集, 本文算法相比于其他经典算法, 在跟踪准确度上均有提升。相比于 BoT-SORT 算法, IDF1 值有 7.78% 的提升, MOTA 有 0.99% 的提升。

BoT-SORT 算法在 ByteTrack 算法的基础上, 改进了 Kalman 滤波器的设计, 并加入了相机运动补偿模块, 因此, 该算法在关键指标跟踪准确度上有更好的效果。本文算法在 BoT-SORT 算法的基础

上优化了 Kalman 滤波器测量噪声设置, 并优化了目标关联匹配模型, 因此, 能够有更低的 ID 切换值, 在小型无人机多目标跟踪场景下具有更好的适应性。

相机运动补偿的关键是求解相邻 2 帧图像之间的配准变换矩阵, 并将其用于 Kalman 滤波器运动预测的修正。求解图像之间的配准变换矩阵有多种不同的方法, 本文算法分别使用光流法、ORB 特征点方法及 SIFT 特征点方法进行实验, 表 4 为不同运动补偿算法效果对比。

图 7 为本文算法和不具备相机运动补偿模型的 ByteTrack 算法在测试数据集上的部分跟踪结

表 3 本文算法与主流多目标跟踪算法对比

Table 3 Comparison of proposed algorithm with mainstream multi-target tracking algorithms

算法	IDF1↑	MOTA↑	MOTP↓	IDs↓	FP↓	FN↓	FPS↑
DeepSORT ^[26]	56.03	78.59	0.164 4	157	936	556	59.28
ByteTrack	55.24	91.90	0.164 3	117	81	780	79.88
BoT-SORT ^[28]	86.22	96.29	0.160 8	104	168	491	79.90
本文算法(光流)	94.00	97.28	0.156 8	9	176	260	54.92

注: 加粗数字表示最优值。

表4 不同运动补偿算法效果对比

Table 4 Comparison of the effects of different motion compensation algorithms

相机运动补偿方法	IDF1↑	MOTA↑	MOTP↓	IDs↓	FP↓	FN↓	FPS↑
光流法	94.00	97.28	0.156 7	9	176	260	54.92
ORB特征点配准	93.00	96.79	0.162 2	62	189	375	70.73
SIFT特征点配准	89.54	96.86	0.161 6	37	197	332	23.38
无相机运动补偿	83.07	96.29	0.172 1	29	203	320	79.93

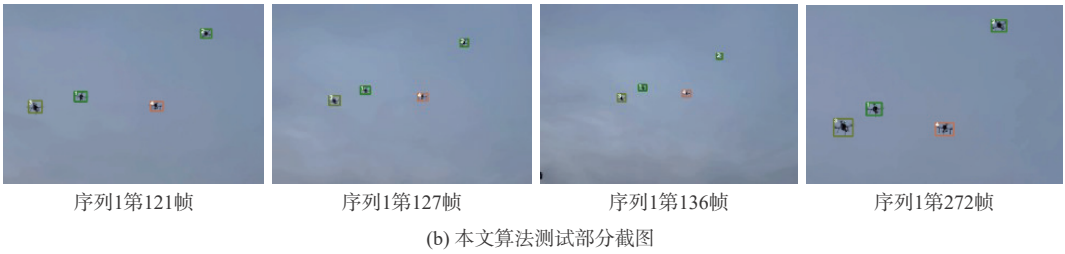


图7 本文算法和ByteTrack算法测试部分截图

Fig. 7 Screenshots of proposed algorithm and ByteTrack algorithm test

果。可以看出,在相机运动及目标尺度发生变化时,ByteTrack算法容易将同一目标视为新出现的目标,从而发生ID切换现象,本文算法能够较好地解决该问题。

由上述实验数据可看出,光流法和ORB特征点匹配法能在保证算法实时性的同时具有较好的效果,SIFT算法相较于上述2种算法计算量更大,

导致算法实时性较差。因此,小型无人机多目标跟踪算法可根据具体场景选取光流法或ORB特征点匹配算法作为相机运动补偿模块算法。

目标外观特征模型是多目标跟踪任务中的常用模块,该模块将目标外观信息作为目标关联匹配的因素,本文尝试将目标外观特征模块加入本文算法中进行对比实验,具体实验结果如表5所示。

表5 外观特征模型消融实验

Table 5 Ablation experiment of appearance feature model

外观特征模型	IDF1↑	MOTA↑	MOTP↓	IDs↓	FP↓	FN↓	FPS↑
否	94.00	97.28	0.156 7	9	176	260	54.92
是	92.40	96.32	0.153 4	17	196	242	47.34

在本文构建的小型无人机多目标跟踪测试数据集中,增加外观特征模型并未提升目标跟踪准确度,且使图像处理帧率下降了7.58帧。主要是因为,在小型无人机多目标跟踪场景中,目标含有像素数量较少,且通常多个无人机之间没有明显外观差异,因此,目标跟踪器的准确度和稳定性主要取决于目标运动特征,外观特征模块无显著作用。

3.5 Jetson NX模型部署结果及分析

使用TensorRT对模型进行优化,并将其部署于Jetson NX嵌入式设备中,采用TensorRT将网络模型优化为推理引擎,并使用运行效率更高的

C++语言进行算法重实现。对优化前后模型大小及运行速度等性能指标进行对比实验。

表6和表7分别为算法部署后单帧图像处理时间和模型大小。对于FP16优化的模型,平均单帧图像处理时间上,本文算法相比改进前平均提升32.0%,本文算法部署后的平均模型大小为14.5 MB,单帧图像平均处理时间为36.4 ms。从运行时间和模型大小的实验结果可以看出,CenterNetImp模型相比CenterNet模型在计算量和模型大小上均有优势,配合C++重新实现的多目标跟踪器能够满足Jetson Xavier NX上部署及实时运行的要求。

表 6 本文算法在 Jetson NX 上部署后的运行时间

Table 6 The running time of the algorithm after deployment on Jetson NX

模型	主干网络/加速精度	检测时间/ms	跟踪时间/ms	总时间/ms	帧率
CenterNet ^[25]	ResNet-18/FP16	42.379	12.347	54.726	18.27
	ResNet-18/FP32	62.429	12.886	75.315	13.27
	MobileNetV2/FP16	40.401	11.853	52.254	19.13
	MobileNetV2/FP32	65.656	12.382	78.038	12.81
	MobileNetV3/FP16	41.829	11.946	53.775	18.59
	MobileNetV3/FP32	59.025	12.203	71.228	14.03
CenterNetImp	ResNet-18/FP16	24.856	11.632	36.488	27.40
	ResNet-18/FP32	34.727	11.371	46.098	21.69
	MobileNetV2/FP16	25.934	11.498	37.432	26.71
	MobileNetV2/FP32	28.804	11.347	40.151	24.90
	MobileNetV3/FP16	23.855	11.436	35.291	28.33
	MobileNetV3/FP32	28.93	11.267	40.197	24.87

表 7 本文算法模型大小与改进前对比

Table 7 Comparison of the algorithm in this paper with that before improvement

模型	主干网络	ONNX模型/MB	FP32优化模型/MB	FP16优化模型/MB
CenterNet ^[25]	ResNet-18	78	106	39
	MobileNetV2	67	68	34
	MobileNetV3	60	62	32
CenterNetImp	ResNet-18	47	77	24
	MobileNetV2	16	18	8.6
	MobileNetV3	17	21	11

4 结 论

1) 对于小型无人机目标检测场景, 本文算法相比改进前平均模型参数量减少了 56.9%, 平均计算量减少了 66.5%, 在本文数据集上 mAP 提高了 1.18%。对于小型无人机检测场景具有更好的适应性。

2) 本文算法相较于经典多目标跟踪算法, 在无人机多目标跟踪场景下具有更高的跟踪准确率, 且具有更短的单帧图像处理时间。在 Jetson NX 上, 本文无人机多目标跟踪算法平均模型大小为 14.5 MB, 平均单帧图像处理时间为 36.4 ms, 能够满足小型无人机多目标实时跟踪要求。

参考文献 (References)

- [1] HE K M, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN[C]// Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2017: 2980-2988.
- [2] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]// Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2016: 779-788.
- [3] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]// Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2017: 6517-6525.
- [4] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: an incremental improvement [EB/OL]. (2018-04-08) [2024-06-01]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.02767>.
- [5] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. Yolov4: optimal speed and accuracy of object detection[EB/OL]. (2020-04-23) [2024-6-5]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.10934>.
- [6] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]// Proceedings of the 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2023: 7464-7475.
- [7] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]// European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2016: 21-37.
- [8] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [EB/OL]. (2017-04-17)[2024-06-05]. <https://arxiv.org/abs/1704.04861>.
- [9] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M L, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks[C]// Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2018: 4510-4520.
- [10] HOWARD A, SANDLER M, CHEN B, et al. Searching for mobileNetV3[C]// Proceedings of the 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1314-1324.

- [11] ZHANG X Y, ZHOU X Y, LIN M X, et al. ShuffleNet: An extremely efficient convolutional neural network for mobile devices[C]// Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2018: 6848-6856.
- [12] MA N N, ZHANG X Y, ZHENG H T, et al. ShuffleNet V2: practical guidelines for efficient CNN architecture design[C]// European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2018: 122-138.
- [13] WU B C, KEUTZER K, DAI X L, et al. FBNet: hardware-aware efficient ConvNet design via differentiable neural architecture search[C]// Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2019: 10726-10734.
- [14] DAI X, WAN A, ZHANG P, et al. FBNetV3: joint architecture-recipe search using neural acquisition function[EB/OL]. (2021-03-30)[2024-06-05]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.02049>.
- [15] JIANG N, WANG K R, PENG X K, et al. Anti-UAV: a large-scale benchmark for vision-based UAV tracking[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2021, 25: 486-500.
- [16] COLUCCIA A, FASCISTA A, SCHUMANN A, et al. Drone-Vs-Bird detection challenge at IEEE AVSS2021[C]// Proceedings of the 2021 17th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-8.
- [17] ZHAO J, ZHANG J S, LI D D, et al. Vision-based anti-UAV detection and tracking[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(12): 25323-25334.
- [18] YU Q J, MA Y C, HE J F, et al. A unified Transformer-based tracker for anti-UAV tracking[C]// Proceedings of the 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Piscataway: IEEE Press, 2023: 3036-3046.
- [19] 谢学立, 席建祥, 卢瑞涛, 等. 动态区域聚焦的反无人机红外长时跟踪算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(9): 3039-3051.
XIE X L, XI J X, LU R T, et al. Long-term infrared object tracking algorithm based on dynamic region focusing for anti-UAV[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(9): 3039-3051(in Chinese).
- [20] 陈家俊, 李响, 宋延嵩, 等. 双置信度下多特征自适应融合的红外弱小目标实时跟踪 [J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50 (2): 433-442.
Chen J J, Li X, Song Y S, et al. Real - time Tracking of Infrared Dim and Small Targets Based on Adaptive Fusion of Multi-features Under Dual Confidence Levels[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, 50(2): 433-442(in Chinese).
- [21] 刘芳, 杨雨妍, 王鑫. 基于特征融合和分块注意力的无人机跟踪算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(5): 1566-1578.
LIU F, YANG Y Y, WANG X. UAV tracking algorithm based on feature fusion and block attention[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(5): 1566-1578 (in Chinese).
- [22] MEINHARDT T, KIRILLOV A, LEAL-TAIXÉ L, et al. TrackFormer: multi-object tracking with transformers[C]// Proceedings of 2022 the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2023.
- [23] LI S Y, FISCHER T, KE L, et al. Ovtrack: open-vocabulary multiple object tracking[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2023: 5567-5577.
- [24] QIN Z, ZHOU S P, WANG L, et al. Motiontrack: learning robust short-term and long-term motions for multi-object tracking[C]// Proceedings of the 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2023: 17939-17948.
- [25] DUAN K W, BAI S, XIE L X, et al. Centernet: keypoint triplets for object detection[C]// Proceedings of the 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2019: 6568-6577.
- [26] PUJARA A, BHAMARE M. DeepSORT: real time & multi-object detection and tracking with YOLO and TensorFlow[C]// Proceedings of the 2022 International Conference on Augmented Intelligence and Sustainable Systems. Piscataway: IEEE Press, 2022: 456-460.
- [27] DU Y H, WAN J F, ZHAO Y Y, et al. GIAOTracker: a comprehensive framework for MCMOT with global information and optimizing strategies in VisDrone 2021[C]// Proceedings of the 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops. Piscataway: IEEE Press, 2021: 2809-2819.
- [28] AHARON N, ORFAIG R, BOBROVSKY B Z. BoT-SORT: robust associations multi-pedestrian tracking[EB/OL]. (2022-07-07)[2024-06-03]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.14651>.

Lightweight multi-target detection and tracking method for small unmanned aerial vehicles

FAN Xiaodong, TAN Tianyi, WU Jiang*

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: A lightweight method for detecting and tracking small unmanned aerial vehicle (UAV) targets in complex environments, such as urban and industrial areas, is proposed. Leveraging the CenterNet target detection algorithm as its foundation, this method integrates multi-level feature fusion and a rapid spatial pyramid pooling (SPPF) structure while employing the MobileNet lightweight backbone network to ensure precise detection of small UAV targets. An enhanced DeepSORT-based multi-target tracking technique is presented to overcome the inherent instability in monitoring UAV targets with telescopic cameras. This method utilizes an adaptive noise Kalman filter (NSA Kalman Filter) for target trajectory prediction and incorporates a camera motion compensation module and BYTE target association algorithm to achieve accurate tracking of multiple UAV targets. Furthermore, a dataset for detecting and tracking small UAV targets is constructed, and the proposed algorithm is trained, tested, and validated on the embedded Jetson NX device. Experimental results demonstrate a reduction of 56.9% in average model parameter count, a 1.18% increase in mAP, and a 66.5% reduction in average computational load. With an average model size of 14.5 MB and an average processing time per frame of 36.4 ms on the Jetson NX platform, the algorithm's efficacy in accomplishing accurate identification, real-time operation, and appropriateness for deployment on edge devices with constrained computational resources is confirmed.

Keywords: small UAVs; lightweight; target detection; multi-object tracking; deep learning

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0481

博弈环境下的多无人机系统协同路径规划

范芮滔¹, 刘昊^{1,*}, 程明², 马超群³, 刘大卫³

(1. 北京航空航天大学人工智能研究院, 北京 100191; 2. 北京航空航天大学宇航学院, 北京 100191;

3. 中国兵器科学研究院, 北京 100089)

摘 要: 研究了博弈环境下多无人机系统在模型动力学不确定和输入受限条件下的协同路径规划问题。在博弈环境中, 我方无人机需要通过协同路径规划捕获对方无人机, 并考虑避开禁区和避障。首先, 提出一种基于注意力机制的长短期记忆 (LSTM) 模型来预测对方无人机的轨迹, 帮助我方无人机进行后续的协同路径规划。然后, 通过构造性能函数, 将协同路径规划问题转化为输入受限条件下的最优控制问题。提出一种基于历史数据的不依赖于模型参数的积分强化学习方法, 实现了输入受限条件下的最优控制。仿真结果验证了所提方法的有效性。

关键词: 多智能体系统; 路径规划; 非线性系统; 强化学习; 无人机

中图分类号: V249; TP183

文献标志码: A **文章编号:** 1001-5965(2026)02-0620-07

多无人机系统的研究在全球范围内受到广泛关注, 其在林业活动、救援任务、目标探索等各个领域有着广泛的应用^[1-3]。与单架无人机相比, 多无人机系统在任务执行、空间覆盖、数据采集和鲁棒性方面具有优势。集群协同路径规划是多无人机系统的基础。在任务执行的全循环回路, 即观察、调整、决策、行动回路中, 集群协同路径规划属于决策阶段。多无人机系统协同路径规划研究是实现精确打击目标和智能自主控制的关键^[4]。

对于单架无人机的路径规划, 一些经典算法^[5-9]已经被提出。与单架无人机的路径规划问题相比, 多无人机系统的协同路径规划需要满足通信拓扑、避障、编队维护等约束条件, 给协同路径规划带来了挑战。近年来, 多无人机系统协同路径规划问题的几种方法被相继提出。文献 [10] 讨论了一种自组织神经网络与仿生网络相结合的方法, 实现了在动态地图场景下的避障和快速机动, 且支持集群到达多目标位置并通过更新神经网络模型权重完成

个体避障。文献 [11] 采用分布式模型预测控制方法实现群体的协同轨迹预测, 且缩短了轨迹执行时间。文献 [12] 引入事件触发的重新规划机制, 在保证集群协同的基础上将场景推广到三维空间, 大幅提升规划成功率。但文献 [10-12] 主要研究了线性模型, 非线性模型的路径规划问题仍然具有挑战性。文献 [13] 通过变换对性能函数进行了分解, 实现了系数的松弛, 但涉及非线性动力学、存在障碍物的进一步研究仍然保持开放。

围绕路径规划问题的研究产生了大量的成果, 形成了较为完备的理论方法体系。但无人机作为典型的非线性系统, 具有高非线性、强耦合性的特点, 且在实际应用中还需考虑输入受限的约束。同时, 其所处环境常存在障碍物及外界风扰等, 且规划的终点时常动态变化, 在实际应用场景中还需要权衡路径规划和期望编队的相对关系, 因此, 针对多无人机在复杂环境的最优协同路径规划的研究是当前的研究热点。文献 [14] 基于积分强化学习

收稿日期: 2024-06-25; 录用日期: 2024-08-17; 网络出版时间: 2024-09-23 15:48

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20240923.0945.001

基金项目: 国家自然科学基金 (62273015, U23B2032); 北京市自然科学基金 (4232045)

*通信作者. E-mail: liuhao13@buaa.edu.cn

引用格式: 范芮滔, 刘昊, 程明, 等. 博弈环境下的多无人机系统协同路径规划 [J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52 (2): 620-626.

FAN R T, LIU H, CHENG M, et al. Cooperative path planning for multiple unmanned aerial vehicles system in a game-theoretic environment [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52 (2): 620-626 (in Chinese).

理论,提出一种未知环境下的时间燃料最优路径规划方法,并讨论了系统的最优性,但对复杂环境的进一步研究仍然保持开放。文献[15]基于积分强化学习的框架,引入势场法处理复杂环境下的避障问题,但没有考虑模型非线性的问题。文献[16]通过人工势场和积分强化学习方法对未知参数估计进行研究,且得到了最优路径,但该方法只适用于二维线性模型。文献[17]研究了一种数据驱动的方法来实现在线最优路径规划,但没有充分讨论非线性系统的输入约束问题。此外,文献[18-20]没有进一步分析外部干扰或输入受限对系统稳定性的影响。文献[21]解决了无人机能量受限导致的无法完全覆盖区域的问题,但并没有考虑无人机输入受限的问题。文献[22]考虑了输入受限条件下的无人机集群协同控制问题,但多无人机协同路径规划问题并没有被进一步讨论。文献[23-24]利用长短期记忆(long short term memory, LSTM)模型预测了无人机的轨迹,但目前将预测模型用于无人机路径规划的研究很少。

由上分析,目前基于非线性模型的集群最优路径规划少有研究,现有研究方法难以求解非线性模型的最优路径,同时,在实际应用场景中的模型强耦合带来的误差问题、无人机实际的输入受限问题也亟需解决。本文针对非线性强耦合的多无人机系统在避开禁区、避碰、模型不确定性和输入受限条件下的协同路径规划问题,提出一种积分强化学习算法。与以往的研究相比,本文的贡献可以概括为以下几点。

1) 提出一种基于注意力机制的 LSTM 模型来预测对方无人机的轨迹和行为,并将预测位置作为我方无人机的目标位置,以提高路径规划的效率和准确性。

2) 针对存在模型不确定性的问题,提出一种不需要知道模型参数的基于历史数据的积分强化学习方法。

3) 引入带约束的控制积分性能函数项,解决了输入受限条件下的路径规划问题,实现了输入受限条件下的最优路径规划问题的求解。

1 预备知识

1.1 无人机模型

本文无人机指四旋翼飞行器。对于无人机*i*,设 $\mathbf{p}_i = [p_{x,i}, p_{y,i}, p_{z,i}]^T \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 为其在地球上的三维位置坐标,设 $\boldsymbol{\theta}_i = [\phi_i, \theta_i, \psi_i]^T \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 为其欧拉角。四旋翼飞行器的动力学模型可以描述为

$$\begin{cases} m_i \ddot{\mathbf{p}}_i = \mathbf{R}_{e,b,i} \mathbf{F}_i, \\ \mathbf{J}_i \ddot{\boldsymbol{\theta}}_i = -\mathbf{C}_k(\boldsymbol{\theta}_i, \dot{\boldsymbol{\theta}}_i) \dot{\boldsymbol{\theta}}_i + \boldsymbol{\tau}_i, \end{cases} \quad (1)$$

式中: m_i 为无人机*i*的质量; \mathbf{J}_i 为无人机的转动惯量,具体形式为 $\mathbf{J}_i = \text{diag}\{J_{\phi,i}, J_{\theta,i}, J_{\psi,i}\} \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$,该矩阵为正定矩阵; $\mathbf{R}_{e,b,i}$ 为机体坐标系到惯性坐标系的转换矩阵; $\mathbf{C}_k(\boldsymbol{\theta}_i, \dot{\boldsymbol{\theta}}_i) \in \mathbf{R}^{3 \times 3}$ 为无人机的科里奥利项(见文献[25]); \mathbf{p}_i 为无人机三维位置坐标; $\boldsymbol{\tau}_i$ 为无人机四旋翼产生的力矩,具体形式为 $\boldsymbol{\tau}_i = [l_{t,i} k_{\omega,i} (\omega_{1,i}^2 - \omega_{2,i}^2), l_{t,i} k_{\omega,i} (\omega_{2,i}^2 - \omega_{4,i}^2), k_{\tau,i} \sum_{k=1}^4 (-1)^{k+1} \omega_{k,i}^2]^T$,其中, $l_{t,i}$ 为无人机2对角螺旋桨距离, $k_{\omega,i}$ 、 $k_{k,i}$ 分别为拉力系数和力矩系数, $\omega_{k,i}$ 为旋翼*k*的旋转角速度; \mathbf{F}_i 为无人机在机体坐标系下所受的合力,具体形式为 $\mathbf{F}_i = \mathbf{c}_{3,3} k_{\omega,i} \sum_{k=1}^4 \omega_{k,i}^2 - \mathbf{R}_{e,b,i}^T \mathbf{c}_{3,3} m_i \mathbf{g}$,其中, $\mathbf{c}_{3,3} \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 表示第3行为1,其余行为0的向量, \mathbf{g} 为重力常数。

定义 $\{u_{\phi,i}, u_{\theta,i}, u_{\psi,i}, u_{z,i}\}$ 为控制输入,其中, $u_{z,i} = \sum_{k=1}^4 \omega_{k,i}^2$, $u_{\phi,i} = \omega_{1,i}^2 - \omega_{3,i}^2$, $u_{\theta,i} = \omega_{2,i}^2 - \omega_{4,i}^2$, $u_{\psi,i} = \sum_{k=1}^4 (-1)^{k+1} \omega_{k,i}^2$,则式(1)可进一步重写为

$$\begin{cases} \ddot{\mathbf{p}}_i = \mathbf{b}_{p,i} \mathbf{u}_{p,i} - \mathbf{g} \mathbf{c}_{3,3} + \mathbf{b}_{p,i} \ddot{\mathbf{u}}_{p,i} \\ \ddot{\boldsymbol{\theta}}_i = -\mathbf{J}_i^{-1} \mathbf{C}_k(\boldsymbol{\theta}_i, \dot{\boldsymbol{\theta}}_i) \dot{\boldsymbol{\theta}}_i + \mathbf{b}_{\tau,i} \mathbf{u}_{\tau,i} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{b}_{\tau,i} = \mathbf{J}_i^{-1} \text{diag}\{l_{t,i} k_{\omega,i}, l_{t,i} k_{\omega,i}, k_{\tau,i}\}$; $\mathbf{u}_{\tau,i} = [u_{\phi,i}, u_{\theta,i}, u_{\psi,i}]^T \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$; $\mathbf{b}_{p,i} = m_i^{-1} k_{\omega,i} \mathbf{I}_{3 \times 3}$; $\mathbf{u}_{p,i}$ 为无人机*i*的虚拟位置控制输入,可以参考文献[26]获得。 $\ddot{\mathbf{u}}_{p,i} = u_{z,i} \mathbf{R}_{e,b,i} \mathbf{c}_{3,3} - u_{p,i}$ 为位置和姿态控制解耦引入的误差,该项表明四旋翼无人机位置和姿态环节之间存在耦合,不能简单地分离。

1.2 问题描述

我方多无人机系统由*N*个个体组成,各无人机的初始位置为 $\mathbf{p}_{0,i} = [x_{0,i}, y_{0,i}, z_{0,i}]$, $i = 1, 2, \dots, N$,初始速度为 $\mathbf{v}_{0,i} = [v_{x,0,i}, v_{y,0,i}, v_{z,0,i}]$ 。需要捕获的对方无人机的位置和速度分别定义为 $\mathbf{p}_{d,i}$ 和 $\mathbf{v}_{d,i}$ 。定义 \mathbf{p}_i 为我方无人机*i*当前位置, $\mathbf{v}_i = \dot{\mathbf{p}}_i$ 为我方无人机*i*当前速度, $\mathbf{a}_i = \ddot{\mathbf{p}}_i$ 为我方无人机*i*当前加速度,则 $\tilde{\mathbf{p}}_i = \mathbf{p}_i - \mathbf{p}_{d,i}$ 为其位置误差。相似地,定义 $\tilde{\mathbf{v}}_i = \mathbf{v}_i - \mathbf{v}_{d,i}$ 为我方无人机*i*速度误差。在规划过程中,定义无人机的探测半径为 R_a ,安全半径为 R_s ,满足 $R_s < R_a$,且规划场景中存在*M*个球形禁区,进入禁区的我方无人机会被击毁,禁区的球心和半径分别为 $\mathbf{p}_k^{\text{obs}}, k = 1, 2, \dots, M$, R_{obs} ,禁区运动速度为 $\mathbf{v}_k^{\text{obs}} = \dot{\mathbf{p}}_k^{\text{obs}}$ 。博弈环境下的协同路径规划问题描述为在满足避开禁区、无人机之间避碰等相关约束的基础上,实现我方无人机对相应目标无人机的捕获,其数学描述为

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|\tilde{\mathbf{p}}_i, \tilde{\mathbf{v}}_i\| = 0 \quad i \in N \quad (3)$$

同时,在规划过程中满足

$$\begin{cases} \|\mathbf{p}_i(t) - \mathbf{p}_j(t)\| > 2R_s & i, j \in N, \forall j \neq i, \forall t \geq 0 \\ \|\mathbf{p}_i(t) - \mathbf{p}_k^{\text{obs}}\| > R_s + R_{\text{obs}} & k \in M, \forall t \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

定义个体无人机规划性能函数 V_i 如下:

$$V_i = V_{1,i} + V_{i,i} = \int_0^\infty r_i(\mathbf{x}_i, \mathbf{u}_{p,i}) d\tau + V_{i,i} \quad (5)$$

式中: $r_i(\mathbf{x}_i, \mathbf{u}_{p,i})$ 表示性能函数对位置和速度误差及控制代价的考量,即希望在满足控制代价最小的基础上,驱使无人机实际位置和速度尽快跟踪到期望值, $r_i(\mathbf{x}_i, \mathbf{u}_{p,i})$ 的具体形式在下文给出; $V_{i,i}$ 可保证在 $\mathbf{u}_{p,i} = \mathbf{0}$ 时,无人机 i 满足避碰、避开禁区和速度大小等的约束。

进一步,考虑位姿耦合导致的 $\tilde{\mathbf{u}}_{p,i}$ 及未知的外界风扰 $\mathbf{w}_{p,i} \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$, 有

$$\dot{\mathbf{x}}_i = \mathbf{A}\mathbf{x}_i + \mathbf{B}(\mathbf{b}_{p,i}\mathbf{u}_{p,i} - \mathbf{g}\mathbf{c}_{3,3} - \Delta\mathbf{p}_i), \quad (6)$$

式中: $\mathbf{x}_i = [\tilde{\mathbf{p}}_i, \tilde{\mathbf{v}}_i]^T \in \mathbf{R}^{6 \times 1}$; $\mathbf{A} = [\mathbf{0}_{6 \times 3}, \mathbf{c}_{6,1}, \mathbf{c}_{6,2}, \mathbf{c}_{6,3}] \in \mathbf{R}^{6 \times 6}$, $\mathbf{B} = [\mathbf{c}_{6,4}, \mathbf{c}_{6,5}, \mathbf{c}_{6,6}] \in \mathbf{R}^{6 \times 3}$; $\Delta\mathbf{p}_i = \mathbf{b}_{p,i}\tilde{\mathbf{u}}_{p,i} - \hat{\mathbf{v}}_{d,i} + \mathbf{w}_{p,i}$. $\mathbf{c}_{6,n}$ 为 6×1 的向量,其中,第 n 行为 1,其余为 0。则本文问题可以描述为: 在外界风扰 $\mathbf{w}_{p,i} \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$ 、控制误差 $\tilde{\mathbf{u}}_{p,i}$ 未知,且位置环控制输入 $\|\mathbf{u}_{p,i}\| < u_{p,\max}$ 受限的情况下,设计最优的虚拟位置输入使式 (5) 中 V_i 取得最小值。

2 基于强化学习的协同路径规划

2.1 轨迹和行为预测

使用神经网络方法预测对方无人机的轨迹和行为。设计基于注意力机制的 LSTM 模型。注意力机制允许模型在决策时关注输入的某些重要信息,而不是平等地对待所有输入。模型的原理和结构如图 1 所示。将模型预测的对方无人机的下一个时间步长位置作为我方无人机的目标位置,可以提高路径规划算法的效率和精度。

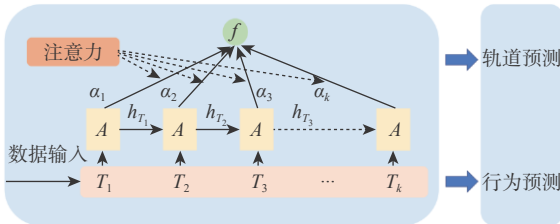


图 1 基于注意力机制的长短期记忆网络模型

Fig. 1 Long short term memory model based on attention mechanism

模型具体原理如下: 1) 数据输入: 将 T_1 到 T_k 时间步的时间序列数据输入 LSTM 单元中, 数据为对方无人机的三维位置坐标数据; 2) 将每个时间步上的数据逐个输入模型中, 每次输入都会产生隐藏状

态 h_T , 这些隐藏状态既是当前时间步网络的输出,也是下一时间步网络的输入。随着时间步的增加,网络可能遗忘某些历史信息,同时,不同时间步的信息对网络预测的影响权重也不一致,为此,引入 attention 机制; 3) 计算每个时间步的重要性。最终输出结果为 ξ , $\xi = \sum_{j=1}^k (\alpha_j * h_{T_j})$, α_j 为每个时间步的权重,需要神经网络进行学习, h_{T_j} 为第 j 个时间步的隐藏状态。该模型考虑了所有 LSTM 单元的隐藏状态。这意味着模型会更关注对预测行为更重要的时间步。

2.2 积分强化学习算法

定义躲避增广误差为

$$\delta_i = \begin{bmatrix} \gamma_{i,p} \sum_{j=1}^N w_{i,j} (\tilde{\mathbf{p}}_i - \tilde{\mathbf{p}}_j) + \sqrt{1 + \Xi_i(\mathbf{p}_i)} \tilde{\mathbf{p}}_i \\ \gamma_{i,v} \tilde{\mathbf{v}}_i \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: $w_{i,j}$ 为邻接矩阵参数; $\gamma_{i,p}$ 、 $\gamma_{i,v}$ 分别为队形和速度协同的权重; $\sqrt{1 + \Xi_i(\mathbf{p}_i)} \tilde{\mathbf{p}}_i$ 为躲避项; $\Xi_i(\mathbf{p}_i)$ 定义为

$$\Xi_i(\mathbf{p}_i) \triangleq \sum_{q \in M \cup N \setminus \{i\}} \left(\min \left\{ 0, \frac{d_{i,q}^2 - (R_a + R_q)^2}{[d_{i,q}^2 - (R_s + R_q)^2]^2} \right\} \right)^2 \quad (8)$$

式中: 集合 q 为除无人机 i 外所有我方无人机和禁区的集合, $d_{i,q}^2 = \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_q\|^2$ 为机间或无人机与禁区球心之间的距离: 当 q 为无人机时, $R_q = R_s$; 当 q 为禁区时, $R_q = R_{\text{obs}}$ 。当无人机 i 与 q 中任意元素的距离小于 $R_a + R_q$ 时, $\Xi_i(\mathbf{p}_i) \rightarrow \infty$, 则 $\delta_i \rightarrow \infty$ 。躲避增广误差式 (7) 是有界的,可以同时满足位置误差、速度误差和避开禁区的约束。式 (5) 中各项的具体定义为

$$\begin{cases} r_i(\mathbf{x}_i, \mathbf{u}_{p,i}) = \|\mathbf{x}_i\|^2 + \gamma_{i,u} \|\mathbf{u}_{p,i}(t)\|^2 \\ V_{i,i} = \delta_i^T \delta_i + f_i(\mathbf{v}_i) \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\gamma_{i,u} > 0$ 为控制权重量系数; $f_i(\mathbf{v}_i)$ 用于保证无人机 i 的每个通道的速度被限制在 $v_{i,\max}$ 。 $f_i(\mathbf{v}_i)$ 的定义为

$$f_i(\mathbf{v}_i) = \gamma_{i,\text{vel}} \sum_{l=1}^3 \left[\frac{1}{(v_{i,\max} - v_{i,l})^2} + \frac{1}{(v_{i,\max} + v_{i,l})^2} \right] \quad (10)$$

观察式 (5), 由于 V_i 位于积分以外, 当 $V_i \rightarrow 0$ 时, 可得 $V_{i,i} \rightarrow 0$, 意味着无人机满足避开禁区和速度大小的约束。最优路径规划的问题转变为最优控制问题。

根据 $V_{1,i} = \int_0^\infty r_i(\mathbf{x}_i, \tilde{\mathbf{u}}_{p,i}) d\tau$, 定义控制代价函数

$\tilde{U}_{p,i} = \|\gamma_{i,u} \tilde{\mathbf{u}}_{p,i}(t)\|^2$, 此时有

$$V_{1,i} = \int_0^\infty r_i(\mathbf{x}_i, \tilde{\mathbf{u}}_{p,i}) d\tau = \int_0^\infty (\|\mathbf{x}_i\|^2 + \tilde{U}_{p,i}) d\tau. \quad (11)$$

在实际环境中, 需要考虑控制的约束条件

$$\{\tilde{\mathbf{u}}_{p,i} | \tilde{\mathbf{u}}_{p,i} \in \mathbf{R}^{3 \times 1}, \|\tilde{\mathbf{u}}_{p,i}(s)\| \leq u_{p,\max}, i = 1, 2, \dots, N, s = 1, 2, 3\}$$

其中, $u_{p,\max}$ 为根据姿态角约束得到的虚拟位置控制的约束。引入控制代价函数的另一形式:

$$\tilde{U}_{p,i} = 2 \int_0^{\tilde{u}_{p,i}} \left[u_{p,\max} \tanh^{-1} \left(\frac{\mathbf{v}}{u_{p,\max}} \right)^T \mathbf{R}_{p,i} \right] d\mathbf{v} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{v} \in \mathbf{R}^{3 \times 1}$, $\mathbf{R}_{p,i} = \text{diag}\{r_{p,i,1}, r_{p,i,2}, r_{p,i,3}\}$ 为对角权重矩阵, 该矩阵值可根据 $\gamma_{i,u}$ 求得。此时根据最优控制相关理论, 可以得到对应的贝尔曼方程:

$$\|\mathbf{x}_i\|^2 + 2 \int_0^{u_{p,i}^*} \left[u_{p,\max} \tanh^{-1} \left(\frac{\mathbf{v}}{u_{p,\max}} \right)^T \mathbf{R}_{p,i} \right] d\mathbf{v} + \nabla V_i^* [\mathbf{A}\mathbf{x}_i + \mathbf{B}(\mathbf{b}_{p,i} \mathbf{u}_{p,i}^* - \mathbf{g} \mathbf{c}_{3,3} - \Delta \mathbf{p}_i)] = 0 \quad (13)$$

可以得到最优控制为

$$\mathbf{u}_{p,i}^* = -u_{p,\max} \tanh \left[\frac{1}{2u_{p,\max}} \mathbf{R}_{p,i}^{-1} (\mathbf{B} \mathbf{b}_{p,i})^T \nabla V_i^* \right] \quad (14)$$

将式 (14) 代入式 (13), 可得到最终的 HJB 方程为

$$\|\mathbf{x}_i\|^2 + \nabla V_i^* \mathbf{A} + u_{p,\max}^2 \mathbf{R}_{p,i} \ln \left[1 - \tanh^2 \left[\frac{1}{2u_{p,\max}} \times \mathbf{R}_{p,i}^{-1} (\mathbf{B} \mathbf{b}_{p,i})^T \nabla V_i^* \right] \right] - \nabla V_i^* (\mathbf{g} \mathbf{c}_{3,3} + \Delta \mathbf{p}_i) = 0 \quad (15)$$

传统的最优控制求解方法需要求解 HJB 方程, 最终得到最优控制输入。在未知 $\Delta \mathbf{p}_i$ 的前提下, 提出积分强化学习来获得最优控制输入。

根据神经网络的拟合原理 (见文献 [27-28]), 针对连续最优的性能函数 $V_{1,i}^*$, 有

$$V_{1,i}^* = \mathbf{W}_{p,i}^T \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i) + \varepsilon(\mathbf{x}_i) \quad (16)$$

式中: $\boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i)$ 为含有 n 个神经元的基函数, 由 \mathbf{x}_i 分量组成; $\varepsilon(\mathbf{x}_i) \in \mathbf{R}$ 为近似产生的拟合误差; $\mathbf{W}_{p,i}^T \in \mathbf{R}^n$ 为权重向量。当 $n \rightarrow \infty$ 时, $\varepsilon(\mathbf{x}_i) \rightarrow 0$ 。式 (16) 对 \mathbf{x}_i 求导可得:

$$\nabla V_{1,i}^* = \nabla \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i)^T \mathbf{W}_{p,i} + \nabla \varepsilon(\mathbf{x}_i) \quad (17)$$

式中: $\nabla \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i) = \partial \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i) / \partial \mathbf{x}_i$; $\nabla \varepsilon(\mathbf{x}_i) = \partial \varepsilon(\mathbf{x}_i) / \partial \mathbf{x}_i$ 。将式 (17) 代入式 (14), 可得基于神经网络形式的最优控制输入为

$$\mathbf{u}_{p,i}^* = -u_{p,\max} \tanh \left[\frac{1}{2u_{p,\max}} \mathbf{R}_{p,i}^{-1} (\mathbf{B} \mathbf{b}_{p,i})^T \times (\nabla \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i)^T \mathbf{W}_{p,i} + \nabla \varepsilon(\mathbf{x}_i) + \nabla V_{1,i}^*) \right] \quad (18)$$

理想权重 $\mathbf{W}_{p,i}^T$ 及拟合误差 $\varepsilon(\mathbf{x}_i)$ 未知, 引入对理想权重的估计 $\hat{\mathbf{W}}_{p,i}^T$ 。由式 $\hat{V}_{1,i}^* = \hat{\mathbf{W}}_{p,i}^T \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i)$, 可得估计的最优输入为

$$\hat{\mathbf{u}}_{p,i}^* = -u_{p,\max} \tanh \left[\frac{1}{2u_{p,\max}} \mathbf{R}_{p,i}^{-1} (\mathbf{B} \mathbf{b}_{p,i})^T \times (\nabla \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i)^T \hat{\mathbf{W}}_{p,i} + \nabla V_{1,i}^*) \right] \quad (19)$$

定义 t 时刻的贝尔曼估计残差为

$$e_{p,i}(t) = \int_{t-T}^t r_i(\mathbf{x}_i, \mathbf{u}_{p,i}) d\tau + \hat{\mathbf{W}}_{p,i}^T \Delta \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i(t)) \quad (20)$$

为使 $\hat{\mathbf{W}}_{p,i}$ 尽快收敛至 $\mathbf{W}_{p,i}$, 更新过程引入历史参数, 基于梯度下降法, 考虑 $\partial e_{p,i}(t) / \partial \hat{\mathbf{W}}_{p,i} = \Delta \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i(t))$, $\hat{\mathbf{W}}_{p,i}^T$ 的更新公式为

$$\dot{\hat{\mathbf{W}}}_{p,i} = - \frac{\alpha_{p,i} \Delta \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i(t)) e_{p,i}(t)}{\left[1 + \Delta \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i(t))^T \Delta \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i(t)) \right]^2} - \alpha_{p,i} \sum_{z=1}^l \frac{\Delta \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i(t_z)) e_{p,i}(t_z)}{\left[1 + \Delta \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i(t_z))^T \Delta \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i(t_z)) \right]^2} \quad (21)$$

式中: $\alpha_{p,i} > 0$ 为更新步长; t 表示当前时刻。需要说明的是, 更新仅需要不同时刻的基函数 $\boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i(t))$ 、不同时刻的控制量 $\mathbf{u}_{p,i}(t)$, 不再依赖于系统状态方程中的 \mathbf{A} 、 $\mathbf{g} \mathbf{c}_{3,3}$ 、 $\Delta \mathbf{p}_i$ 等值。在获得虚拟位置输入 $\hat{\mathbf{u}}_{p,i}^*$ 后, 可最终实现无人机位置和姿态的更新。

算法的结构图如图 2 所示。具体步骤为: 1) 系统初始化, 设置无人机的初始位置和速度等仿真所需初始参数; 2) 收集每个无人机系统当前状态及控制量, 收集历史状态及控制量, 基于式 (21) 更新 $\hat{\mathbf{W}}_{p,i}$; 3) 迭代得到下一步的控制输入, 添加探索噪声后, 应用于系统, 并返回第 2) 步进行迭代, 直到捕获对方无人机。

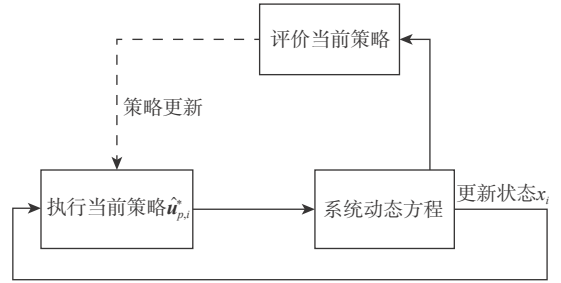


图 2 无模型积分强化学习流程

Fig. 2 Flowchart of model-free integrated reinforcement learning

3 仿真结果

针对存在位姿耦合、外界风扰和输入受限的四旋翼无人机的位置模型 (式 (6)), 进行博弈环境下的多无人机系统协同最优路径规划仿真。所采用的无人机模型参数为: $m_i = 1 + 0.1i$, $k_{\omega,i} = 1.5$, $k_{\tau,i} = 1.5$, $l_{\tau,i} = 0.25$, $g = 9.8 \text{ m/s}^2$ 。对方无人机移动加速度 $\dot{\mathbf{v}}_{d,i}$ 、外界扰动 $\mathbf{w}_{p,i}$ 、 $\mathbf{w}_{\tau,i}$ 及控制误差 $\tilde{\mathbf{u}}_{p,i}$ 均未知。为了验证算法的有效性和鲁棒性, 根据每组无人机数量、初始位置和禁区位置的不同, 设置 35 组实验, 共 105 架次无人机。无人机初始速度均为 $[0, 0, 0]^T \text{ m/s}$, 对方无人机的移动速度假设保持一致, 统一设置为 $[0, 0, 0]^T \text{ m/s}, t < 3 \text{ s}$; $[0.6(\cos(0.3(t-3))), 0.6(\sin(0.3(t-3))), 0.5]^T \text{ m/s}, t \geq 3 \text{ s}$ 。规划步长 $T = 0.1 \text{ s}$, 探测半径 $R_a = 1.2 \text{ m}$, 安全半径 $R_s = 0.2 \text{ m}$, 禁区半径 $R_{\text{obs}} = 0.5 \text{ m}$, $\gamma_{i,\text{vel}} = \gamma_{i,u} = 1$, 最大速度为 $v_{\max} =$

2 m/s, 步长 $\alpha_{p,i} = 5$, 基函数为: $\phi(x_i) = [p_i^2(1), p_i(1)p_i(2), p_i(1)v_i(1), \dots, v_i(3)^2]^T \in \mathbf{R}^{21 \times 1}$.

105架我方无人机规划路径如图3所示, 其中, 球体表示禁区。由图2可知, 对于不同的初始位置和禁区位置, 算法都能在避开禁区、避碰的前提下完成对方无人机的捕获。

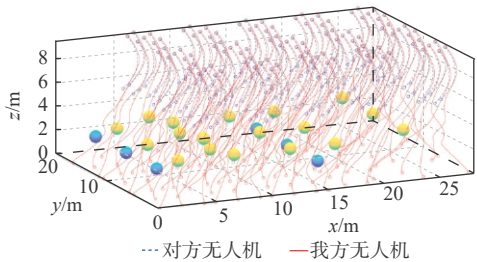


图3 多无人机系统的规划路径

Fig. 3 Planned paths of multiple UAVs system

为了更好地展示算法协同规划效果, 选择其中1组实验进行详细展示, 不失一般性, 记为第1组。图4显示了第1组4架无人机的规划路径的三视图。可以看出, 本文算法可以很好地完成协同路径规划任务。图5为第1组无人机速度与权重向量的迭代过程。可以看出, 权值在 $t > 4$ s后收敛, 达到最优权值。每架无人机的各通道速度被约束在期望速度区间 $[-2, 2]$ m/s内, 且最终速度均跟随对方无人机的时变速度。

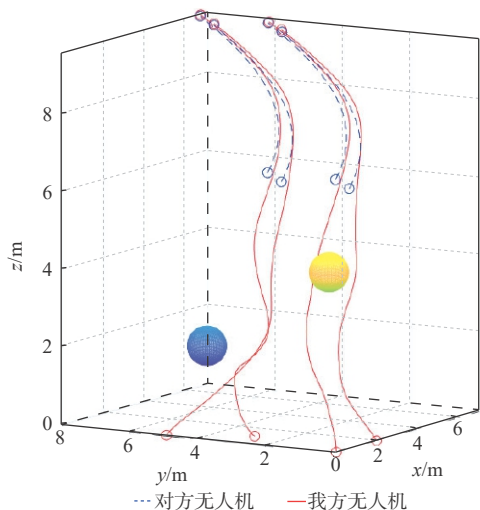


图4 第1组无人机规划路径

Fig. 4 Planned paths of group 1 UAVs

图6为第1组我方无人机与禁区球心的最短距离。可以看出, 无人机到禁区的距离始终大于安全距离, 说明本文算法可以保障无人机成功躲避禁区。

为了说明本文算法的优越性, 将本文算法与传统的反馈控制算法作对比, 结果如图7所示。图7表示第1组实验中2号无人机到目标无人机 x, y, z 这三个方向的距离。反馈控制其他仿真参数

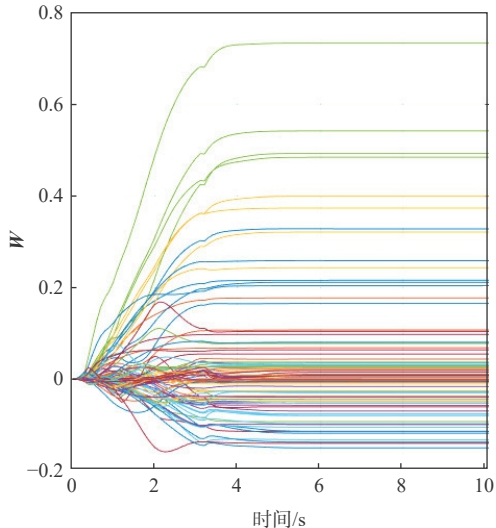
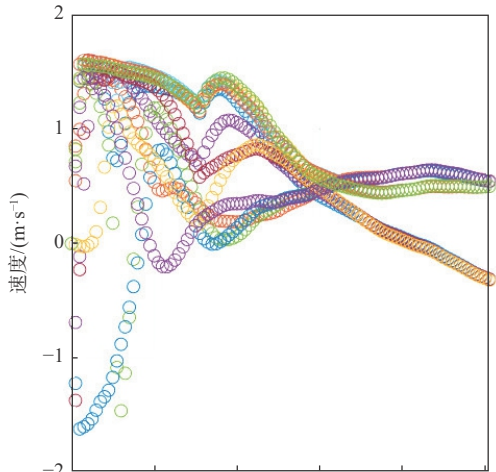


图5 第1组无人机速度和权重更新情况

Fig. 5 Update of velocity and weight vector for the Group 1 UAVs

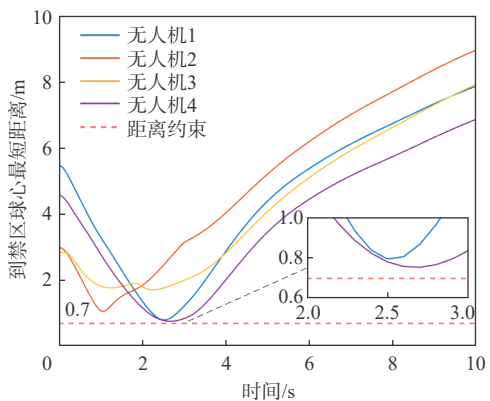


图6 无人机到禁区球心的最短距离

Fig. 6 The shortest distance from the UAV to the center of the restricted area

与前文实验保持一致, 将位置误差和速度误差作为反馈, 反馈系数分别为: $k_p = 1.8, k_v = 0.18$ 。由图7可知, 本文提出的算法相较于传统反馈控制具有收敛速度更快、控制精度更高的优点。另外, 本文算法的累计性能函数的值为616.24, 传统反馈控制的

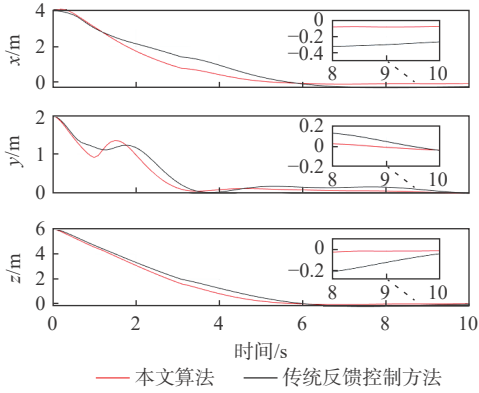


图7 2号无人机到对方无人机的距离

Fig. 7 Distance from the 2nd UAV to the opposing UAV

累计性能函数的值为 687.64, 说明本文算法的性能更优。上述仿真结果说明了本文算法的有效性和优越性。

4 结论

1) 提出算法可在非线性、强耦合、输入受限及模型参数未知条件下, 实现多无人机系统的协同最优路径规划, 在 105 架次无人机的 35 组实验中, 均能在避开禁区、避免碰撞的前提下完成对对方无人机的捕获。

2) 提出算法能够保证多无人机速度始终被约束在预设的安全速度区间 $[-2, 2]$ m/s 内, 且能够有效跟随对方无人机的时变速度, 说明算法在满足约束的同时具备良好的动态响应能力。

3) 相较于传统的反馈控制, 在本文相同的仿真实验条件下, 本文算法在多无人机系统协同路径规划任务中具有更快的误差收敛速度和更高的稳态跟踪精度, 同时其累计性能函数值低于传统反馈控制方法, 表明其在综合控制性能和鲁棒性方面具有优势。

综上, 本文提出了一种基于数据驱动积分强化学习方法, 解决了输入受限条件的多无人机系统协同路径规划问题, 未来将进一步考虑更严格的输入约束形式以及多种实际工程约束, 以提升算法在真实无人机系统中的适用性。

参考文献 (References)

- [1] CAMPION M, RANGANATHAN P, FARUQUE S. Notice of removal: a review and future directions of UAV swarm communication architectures[C]//Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Electro/Information Technology. Piscataway: IEEE Press, 2018: 903-908.
- [2] LIU J J, WANG W P, WANG T, et al. A motif-based rescue mission planning method for UAV swarms using an improved PICEA[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 40778-40791.
- [3] 吴傲, 杨任农, 梁晓龙, 等. 基于信息素决策的无人机集群协同搜索算法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2021, 47(4): 814-827. WU A, YANG R N, LIANG X L, et al. Cooperative search algorithm based on pheromone decision for UAV swarm[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2021, 47(4): 814-827(in Chinese).
- [4] NIU X, YUAN X D, ZHOU Y W, et al. UAV track planning based on evolution algorithm in embedded system[J]. *Microprocessors and Microsystems*, 2020, 75: 103068.
- [5] 吴学礼, 王超, 赵俊棋, 等. 改进麻雀算法的无人机三维路径规划[J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(15): 6534-6542. WU X L, WANG C, ZHAO J Q, et al. Improved sparrow algorithm for UAV 3D path planning[J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(15): 6534-6542(in Chinese).
- [6] RAHEEM F A, IBRAHIM U I. Path planning algorithm using D* heuristic method based on PSO in dynamic environment[J]. *American Scientific Research Journal for Engineering, Technology, and Sciences*, 2006, 49: 257-271.
- [7] ZHANG Z, WU J, DAI J Y, et al. Optimal path planning with modified A-Star algorithm for stealth unmanned aerial vehicles in 3D network radar environment[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering*, 2022, 236(1): 72-81.
- [8] CHEN Y B, YU J Q, SU X L, et al. Path planning for multi-UAV formation[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2015, 77(1): 229-246.
- [9] NOREEN I, KHAN A, HABIB Z. Optimal path planning using RRT* based approaches: a survey and future directions[J]. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2016, 7(11): 97-107.
- [10] ZHU D Q, LIU Y, SUN B. Task assignment and path planning of a multi-AUV system based on a gladius bio-inspired self-organising map algorithm[J]. *The Journal of Navigation*, 2018, 71(2): 482-496.
- [11] LUIS C E, SCHOELLIG A P. Trajectory generation for multiagent point-to-point transitions via distributed model predictive control[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2019, 4(2): 375-382.
- [12] LUIS C E, VUKOSAVLJEV M, SCHOELLIG A P. Online trajectory generation with distributed model predictive control for multi-robot motion planning[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(2): 604-611.
- [13] LU Y, GUO Y H, ZHAO G X, et al. Distributed safe reinforcement learning for multi-robot motion planning[C]//Proceedings of the 2021 29th Mediterranean Conference on Control and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1209-1214.
- [14] HE C Y, WAN Y, GU Y X, et al. Integral reinforcement learning-based approximate minimum time-energy path planning in an unknown environment[J]. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2021, 31(6): 1905-1922.
- [15] HE C Y, WAN Y, GU Y X, et al. Integral reinforcement learning-based multi-robot minimum time-energy path planning subject to collision avoidance and unknown environmental disturbances[J]. *IEEE Control Systems Letters*, 2021, 5(3): 983-988.
- [16] ROUSSEAS P, BECHLIOLIS C P, KYRIAKOPOULOS K J. Optimal robot motion planning in constrained workspaces using reinforcement learning[C]//Proceedings of the 2020 IEEE/RSSJ Interna-

- tional Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE Press, 2020: 6917-6922.
- [17] ROUSSEAS P, BECHLIOLIS C P, KYRIAKOPOULOS K J. Optimal motion planning in unknown workspaces using integral reinforcement learning[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(3): 6926-6933.
- [18] LI X H, ZHAO Y, ZHANG J, et al. A hybrid PSO algorithm based flight path optimization for multiple agricultural UAVS[C]//Proceedings of the 2016 IEEE 28th International Conference on Tools with Artificial Intelligence. Piscataway: IEEE Press, 2016: 691-697.
- [19] QIE H, SHI D X, SHEN T L, et al. Joint optimization of multi-UAV target assignment and path planning based on multi-agent reinforcement learning[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 146264-146272.
- [20] GUO Y H, CHEN G. Robust near-optimal coordination in uncertain multiagent networks with motion constraints[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2023, 53(5): 2841-2851.
- [21] JENSEN-NAU K R, HERMANS T, LEANG K K. Near-optimal area-coverage path planning of energy-constrained aerial robots with application in autonomous environmental monitoring[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2020, 18(3): 1453-1468.
- [22] DUAN H B, YUAN Y, ZENG Z G. Distributed cooperative control of multiple UAVs in the presence of actuator faults and input constraints[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2022, 69(11): 4463-4467.
- [23] SHI Z Y, XU M, PAN Q. 4-D flight trajectory prediction with constrained LSTM network[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, 22(11): 7242-7255.
- [24] KANT R, SAINI P, KUMARI J. Long short-term memory auto-encoder-based position prediction model for fixed-wing UAV during communication failure[J]. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*, 2022, 4(1): 173-181.
- [25] LIU H, MA T, LEWIS F L, et al. Robust formation control for multiple quadrotors with nonlinearities and disturbances[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2020, 50(4): 1362-1371.
- [26] LIU H, TIAN Y, LEWIS F L, et al. Robust formation tracking control for multiple quadrotors under aggressive maneuvers[J]. *Automatica*, 2019, 105: 179-185.
- [27] BHASIN S, KAMALAPURKAR R, JOHNSON M, et al. A novel actor-critic-identifier architecture for approximate optimal control of uncertain nonlinear systems[J]. *Automatica*, 2013, 49(1): 82-92.
- [28] DEPTULA P, BELL Z I, DOUCETTE E A, et al. Data-based reinforcement learning approximate optimal control for an uncertain nonlinear system with control effectiveness faults[J]. *Automatica*, 2020, 116: 108922.

Cooperative path planning for multiple unmanned aerial vehicles system in a game-theoretic environment

FAN Ruitao¹, LIU Hao^{1,*}, CHENG Ming², MA Chaoqun³, LIU Dawei³

(1. Institute of Artificial Intelligence, Beihang University, Beijing 100191, China;

2. School of Astronautics, Beihang University, Beijing 100191, China;

3. China Academy of Ordnance Science, Beijing 100089, China)

Abstract: In this paper, the cooperative path planning problem in games for the unmanned aerial vehicles system is addressed under conditions of unknown dynamics and input constraints. By planning their routes and avoiding collisions and prohibited areas, friendly and enemy unmanned aerial vehicles must catch up to each other in the game. The trajectory of the opposing unmanned aerial vehicles is predicted to assist path planning by a long short term memory (LSTM) model with an attention mechanism. By creating the value function, the cooperative path planning issue is transformed into an optimum control problem with input restrictions. A method based on integral reinforcement learning is designed to achieve optimal control using the historical data, without the knowledge of inertial parameters. The results of the simulation confirm the efficacy of the proposed method.

Keywords: multi-agent system; path planning; nonlinear system; reinforcement learning; unmanned aerial vehicle

《北京航空航天大学学报》征稿简则

《北京航空航天大学学报》是北京航空航天大学主办的以航空航天科学技术为特色的综合性自然科学学术期刊(月刊)。本刊以反映航空航天领域研究成果与动态、促进学术交流、培养科技人才和推动科技成果向社会生产力转化为办刊宗旨。本刊为中国自然科学技术核心期刊,并被 Ei Compendex 等国内外权威文献检索系统收录。本刊向国内外公开发行人,为进一步提高办刊质量和所刊出文章的学术水平,特制定本简则。

1 论文作者及内容

1.1 本刊面向海内外所有学者。

1.2 主要刊载与航空航天科学技术有关材料科学与工程、飞行器设计与制造、宇航科学与工程、信息与电子技术、控制技术和自动化工程、流体力学和动力工程、计算机科学及应用技术、可靠性工程与失效分析等领域的研究文章。航空航天科学技术民用方面以及具有航空航天工程背景的应用数学、应用物理、应用力学和工程管理等方面的文章也在本刊优先考虑之列。

2 来稿要求

2.1 论文应具有创新性、科学性、学术性和可读性。

2.2 论文为原创作品,尚未公开发表过,并且不涉及泄密问题。若发生侵权或泄密问题,一切责任由作者承担。

2.3 主题明确,数据可靠,图表清晰,逻辑严谨,文字精练,公式符号标准规范,标点符号正确。

2.4 文稿撰写顺序:中文题名(一般不超过 20 个汉字),作者中文姓名、单位、所在城市、邮政编码(作者顺序始终不得更改),中文摘要(包括目的、方法、结果及结论),中文关键词(5~8 个),中图分类号,引言,正文,参考文献,英文题名,作者英文姓名、单位、所在城市、邮政编码、国别,英文摘要,英文关键词。首、末页下角注明基金项目名称及编号,作者信息。

2.5 作者请登录本刊网页进行在线投稿。

3 稿件的审核、录用与版权

3.1 来稿须经专家两审和主编、编委讨论后决定录用与否。

3.2 若来稿经审查后认定不宜在本刊发表,将及时告知作者。如果在投稿满 3 个月后仍未收到本刊任何通知,作者有权改投其他刊。在此之前,请勿一稿多投,否则一切后果自负。

3.3 来稿一经作者签字并在本刊刊出,即表明所有作者都已经认可其版权转至本刊编辑部。本刊在与国内外文献数据库或检索系统进行交流及合作时,不再征询作者意见。

邮寄地址:100191 北京市海淀区学院路 37 号 《北京航空航天大学学报》编辑部

办公地点:北京航空航天大学办公楼西配楼 412~416 房间

电话:(010)82316698,82316981,82315499,82317448

E-mail: jbuaa@buaa.edu.cn

http://bhxb.buaa.edu.cn

http://www.buaa.edu.cn



集群成员期刊



《北京航空航天大学学报》 第五届编辑委员会

主任(主编): 赵沁平

(以下按姓氏笔画为序)

副主任(副主编): 丁希仑 王少萍 孙志梅 李秋实 李焕喜 杨嘉陵
苗俊刚 相艳 徐立军 钱德沛 曹晋滨

编委: 马殿富 王琪 王聪 邓小燕 王青云 王荣明 刘宇
刘红 江洁 刘强 闫鹏 朱天乐 刘铁钢 齐铂金
陈万春 邹正平 苏东林 杨世春 沈成平 邱志平 宋知人
杨树斌 张晓林 杨晓奕 杨继萍 李惠峰 吴新开 张瑞丰
杨照华 宋凝芳 周锐 林宇震 林贵平 战强 姚仰平
胡庆雷 赵秋红 段海滨 赵巍胜 席平 郭宏 徐洁
徐世杰 郭洪波 康锐 翟锦 熊华钢

编辑部主任: 张嵘

编辑: 孙芳 万玉敏 王茜 卞欢欢 李亚泰

北京航空航天大学学报

Beijing Hangkong Hangtian Daxue Xuebao

(原《北京航空学院学报》)

(月刊 1956年创刊)

第52卷 第2期 2026年2月

JOURNAL OF BEIJING UNIVERSITY OF AERONAUTICS AND ASTRONAUTICS (JBUA)

(Monthly, Started in 1956)

Vol.52 No.2 February 2026

主管单位 中华人民共和国工业和信息化部
主办单位 北京航空航天大学
主编 赵沁平
编辑出版 《北京航空航天大学学报》编辑部
邮编 100191
地址 北京市海淀区学院路37号
印刷 北京科信印刷有限公司
发行 《北京航空航天大学学报》编辑部
发行范围 国内外发行
联系电话 (010) 82316698 82316981
82315499 82317448
电子信箱 jbuaa@buaa.edu.cn

Administrated by Ministry of Industry and Information
Technology of the People's Republic of China
Sponsored by Beijing University of Aeronautics
and Astronautics (BUAA)
(Beijing 100191, P. R. China)
Chief Editor ZHAO Qiping
Edited and Published by Editorial Board of JBUA
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.
Distributed by Editorial Board of JBUA
Telephone (010) 82316698 82316981
82315499 82317448
E-mail jbuaa@buaa.edu.cn
<http://bhxb.buaa.edu.cn>

中国标准连续出版物号: ISSN 1001-5965
CN 11-2625/V



微信公众号



超星电子书

ISSN 1001-5965



9 771001 596267

国内定价: 50.00元/期