

中国学术期刊网络出版总库 (CNKI) 收录

万方数据数字化期刊群收录

超星数字期刊数据库收录

维普网数据库收录

ISSN 2096-5915

CN 10-1565/TJ



无人系统技术

UNMANNED SYSTEMS TECHNOLOGY

主管：中国航天科工集团有限公司 主办：北京海鹰科技情报研究所

ISSN 2096-5915



9 772096 591229

04>

2022.2
第5卷 NO.



无人系统技术

WUREN XITONG JISHU

第 5 卷第 2 期
2022 年 4 月

目 次 CONTENTS

· 信息感知与融合 · Information Perception and Fusion

面向侦察任务的无人机机载感知传感器配置与融合综述	王钟鸣, 姚文臣, 马兆伟, 等 (01)
Overview of UAV Airborne Sensing Sensor Configuration and Fusion for Reconnaissance MissionWANG Zhongming, et al (01)
基于残差网络和注意力机制的红外与可见光图像融合算法	李国梁, 向文豪, 张顺利, 等 (09)
Infrared and Visible Image Fusion Algorithm Based on Residual Network and Attention Mechanism ...	LI Guoliang, et al (09)

· 制导与控制 · Guidance and Control

基于神经网络自适应 PID 的无人机编队避障飞行控制研究	刘明威, 高兵兵, 王鹏飞, 等 (22)
Research on UAV Formation Obstacle Avoidance Flight Based on Neural Network Adaptive PID ControlLIU Mingwei, et al (22)
多无人直升机协作搬运控制技术研究	苏子康, 陈 嘉, 邢卓琳 (33)
Research on Cooperative Transportation Control Technology with Multi-unmanned Helicopters	SU Zikang, et al (33)
缓存需求驱动的无人机轨迹优化	张小沛, 赵梓晓, 杜清河 (43)
Cache Demand-Driven UAV Trajectory Optimization	ZHANG Xiaopei, et al (43)
领导者输入未知的多智能体系统容错一致性设计方法	缪坤忠, 李建宁 (52)
Fault-tolerant Consensus Design Method for Multi-agent System with Unknown Leader Input	MIAO Kunzhong, et al (52)
基于自适应卡尔曼滤波的联合 RSS/TOA/INS 无人机定位算法	胡 敬, 田俊曦, 邹世明, 等 (62)
A Hybrid RSS/TOA/INS UAV Localization Algorithm Based on Adaptive Kalman Filter	HU Jing, et al (62)
基于神经网络的多模型机动目标跟踪方法研究	张晓杰, 汪 灏, 赵灵峰 (71)
Research on Multi-Model Maneuvering Target Tracking Method Based on Neural Network	ZHANG Xiaojie, et al (71)

· 其他 · Others

基于链路质量评估的飞行自组网抗干扰多路径路由协议	张 傲, 段续庭, 田大新 (80)
Anti-Jamming Multipath Routing Protocol Based on Link Quality Assessment for Flying Ad Hoc NetworkZHANG Ao, et al (80)
面向太阳能无人机的自适应扰动步长增量电导法研究	王正培, 张晓辉, 张江浩, 等 (93)
Research on Adaptive Disturbance Step Incremental Conductance Method for Solar UAVs	WANG Zhengpei, et al (93)
基于 ADC 分析法优化的无人机效能评估方法	何胜杰, 郭 强, 王兴虎, 等 (106)
UAV Performance Evaluation Method Optimized Based on ADC Analysis Method	HE Shengjie, et al (106)

[引用格式] 王钟鸣, 姚文臣, 马兆伟, 等. 面向侦察任务的无人机机载感知传感器配置与融合综述[J]. 无人系统技术, 2022, 5(2): 1-8.

面向侦察任务的无人机机载感知传感器 配置与融合综述

王钟鸣, 姚文臣, 马兆伟, 林博森, 牛轶峰

(国防科学技术大学智能科学学院, 长沙 410073)

摘要: 无人机侦察需要依赖各类机载传感器提供感知信息, 利用多源信息进行优势互补, 从而提升无人机感知能力。围绕无人机机载感知传感器配置融合展开综述, 首先从无人机平台自身属性、传感器属性、飞行环境和任务类型及需求 4 个方面分析了传感器配置时需要考虑的要素; 其次, 设计了基于多目标优化理论的传感器配置融合方法; 最后, 总结了无人机侦察中常用的传感器配置方案, 并提出融合技术未来发展所面临的挑战。综述表明, 配置方案和融合方案具有相互促进又相互制约的关系, 需要根据最优配置方案来优化融合策略, 基于传感器信息特性发展异质信息融合算法。

关键词: 无人机侦察; 机载传感器; 传感器配置; 传感器融合; 可见光相机; 红外; 雷达

中图分类号: V248.1

文献标识码: A

文章编号: 2096-5915(2022)02-01-08

DOI: 10.19942/j.issn.2096-5915.2022.2.011

Overview of UAV Airborne Sensing Sensor Configuration and Fusion for Reconnaissance Mission

WANG Zhongming, YAO Wenchen, MA Zhaowei, LIN Bosen, NIU Yifeng

(College of Intelligence Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: UAV reconnaissance needs to rely on all kinds of airborne sensors to provide sensing information, and use multi-source information to complement each other, so as to improve the sensing ability of UAV. This paper summarizes the configuration and fusion of UAV airborne sensing sensors. Firstly, the elements that need to be considered in sensor configuration are analyzed from four aspects: UAV platform's own attributes, sensor attributes, flight environment and mission requirements; Secondly, a sensor configuration and fusion method based on multi-objective optimization theory is designed; Finally, the commonly used sensor configuration schemes in UAV reconnaissance are summarized, and the challenges faced by the future development of fusion technology are put forward. This summary shows that the configuration scheme and fusion scheme promote and restrict each other. The fusion strategy needs to be optimized according to the optimal configuration scheme, and the heterogeneous information fusion algorithm should be developed based on the sensor information characteristics.

Key words: UAV Reconnaissance; Airborne Sensors; Sensor Configuration; Sensor Fusion; Visible Light Camera; Infrared; Radar

1 引言

近年来,无人机(UAV)已应用于各种军事领域,包括侦察、跟踪定位、边境巡逻、中继通信、特种作战等方面。在民用领域中的电力巡检、环境探测、农业植保、森林救援等方面也起到了至关重要的作用^[1]。

侦察任务对实时性、精确度、视野范围、机动性及抗干扰性等方面都有要求。在无人机侦察任务中,需要无人机规避飞行环境中遇到的各种障碍物,并要求其在特殊任务环境中执行对移动目标的检测和跟踪等^[2]。无人机面临的任务环境复杂多样,对于不同的任务环境,无人机安全飞行面临的障碍物种类、障碍物大小、气象、电磁干扰等不同,所检测目标的状态以及目标所处位置也不同,需要选择合适的传感器配置方案完成侦察任务。由于单一传感器使用环境受限,因此,在侦察无人机上配置多类传感器,有利于无人机在更复杂、更多变的任务环境中执行侦察工作;将多传感器获取的信息融合,对改善无人感知能力、检测精度和鲁棒性都有重要意义^[3]。

2 多传感器配置要素分析

无人机面临的侦察任务环境复杂多样,在对无人机进行传感器配置时,主要考虑的因素来自无人机平台自身属性、传感器属性、飞行环境、任务类型及需求 4 个方面。

2.1 无人机平台自身属性

对于小型侦察无人机而言,需要在无人机自身外观、载重能力、功耗以及续航等方面,对传

感器的配置进行限制。在兼顾无人机载荷能力、动力学特性的前提下,使各类传感器搭载和运行所占用的系统资源尽可能小。

2.2 传感器属性

传感器属性(图 1)对于传感器配置的影响主要体现在成本、空域覆盖范围、稳定性以及信息质量 4 个方面。

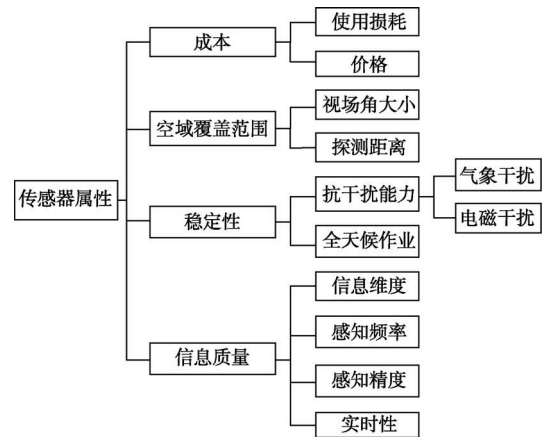


图 1 传感器属性

Fig. 1 Properties of sensors

使用传感器带来的损耗和传感器自身价格是成本限制因素。空域覆盖范围包括传感器探测距离远近以及视场角大小,探测距离越远,视场角越宽广,越有利于无人机对目标的探测。但对同质传感器而言,视场角和测距范围往往不可兼得,需要根据任务需求做出取舍。稳定性主要表现在传感器能否全天时工作以及传感器的抗干扰性。信息质量则体现在信息维度、感知精度和频次、实时性 4 个方面,其中信息维度指二维平面或者三维空间信息。低空环境下,当前技术较为成熟的机载感知传感器的主要特点及适用场景如表 1 所示。

表 1 传感器分析

Table 1 Analysis of sensors

传感器	信息种类	主要优势	主要不足	适用场景
可见光相机	颜色信息	成像能力强、动态特性好	受光照变化影响大	光照条件变化小的环境中的检测、识别
红外成像传感器	辐射信息	红外辐射敏感、抗干扰能力强	纹理模糊	夜间成像、热源目标检测
激光雷达	位置、距离、点密度	数据精度高、方向性强、响应时间快	远处目标点云稀疏,计算量大	百米内目标检测
毫米波雷达	位置、距离、相对速度	抗干扰能力强,全天候工作	精度低	判断目标有无的粗检测
深度相机	深度	同时获取图像和深度信息	有效距离近	10 m 内目标检测

此外, 在配置时还需要考虑传感器数量和安装方式。小型无人机在载荷和计算资源方面有严格限制, 增加同质或异质传感器数量并进行安装时, 应满足相关指标要求, 并且不能影响无人机其他模块的正常工作。

2.3 飞行环境

典型的飞行环境有城市、郊区、山地以及室内环境等。不同的飞行环境下障碍物密集程度、相对距离不同, 环境中的气象条件、干扰信息等也不同, 进行传感器配置必须要考虑环境中的先

验信息。飞行环境特点如表 2 所示。

2.4 任务类型及需求

传感器的配置需要考虑无人机所执行任务的具体需求, 如夜间执行任务要求无人机系统部署的传感器具有全天时工作的能力, 目标跟踪任务要求无人机能准确识别目标并规避障碍物等, 在保证自身飞行安全的前提下, 无人机系统传感器子系统的设计应支撑无人机平台完成预设的各类飞行任务。在不同任务类型中, 主要传感器的配置如表 3 所示。

表 2 飞行环境特点

Table 2 Characteristics of flight environment

任务环境	任务目标	环境特点	任务需求
郊区	建筑物、电力线、无人机等	目标较小、环境复杂多变	分辨率高、抗干扰
城市	建筑物、树木、行人、道路、车辆等	障碍物密集、背景复杂、机动时间短	准确性高、分辨率高、抗干扰
山地	山峦中隐蔽目标、有人机、无人机等	目标隐蔽、距离远、入侵速度快	远距离小目标检测、热辐射检测
室内	墙壁、门等室内障碍	障碍物密集	分辨率高

表 3 任务需求下的传感器配置

Table 3 Sensor configuration for task requirements

任务类型	需求	主要传感器配置
监视	全天候工作	可见光相机、红外传感器
目标检测	精确性	可见光相机
目标跟踪	实时性	可见光相机
避障	防撞	激光雷达

3 传感器配置与融合方法

机载传感器配置要素复杂多样, 要素之间相互影响制约, 在设计传感器优化配置算法时, 通过选择合理的评价指标设计目标函数, 将侦察成本作为约束条件, 优化求解得到当前先验信息下最优的传感器配置方案^[4], 以达到无人机飞行任务要求的侦察能力。基于此, 本文设计了如图 2 所示的配置融合模块。

传感器配置模块为融合模块提供了传感器种类与参数选择方案, 传感器融合的结果可以用于评估配置方案的优劣, 并由结果回溯优化配置方案。

在该设计方案中, 配置模块基于先验信息,

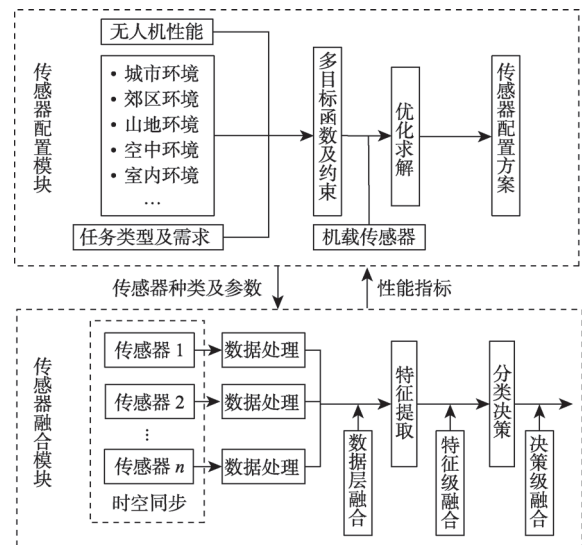


图 2 传感器配置融合模块

Fig. 2 Configuration and fusion module of sensors

将传感器配置问题转化为优化求解问题。一般地, 一个最小化的多目标优化问题可以用如下的数学模型来描述:

$$V\text{-min } f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)]$$

$$s.t. x \in X, X \subseteq R^m$$

其中, $V\text{-min}$ 表示向量的极小化, $X \subseteq R^m$ 是多目

标优化模型的约束集, $f(x) \subseteq R^m$ 是多目标优化时的向量目标函数。若有解 $x_1, x_2 \in X$, 且对任意 $k=1,2,3\dots$ 都有 $f_k(x_1) \leq f_k(x_2)$, 那么 x_1 比 x_2 优越。若 x_1 比 X 中所有其他解都优越, 那么 x_1 就是多目标优化模型的最优解。

在侦察任务中, 约束条件可能来自无人机载荷能力、视场角与探测范围的取舍、环境约束等, 待优化目标则主要考虑 4 个配置要素的权衡。采用多目标优化算法, 将难以量化的因素通过构建具体的场景进行综合衡量并提取关键参数, 通过关键参数构建合理的多目标函数以及条件约束, 通过优化求解, 从现有的较为成熟的传感器技术中选择最优的传感器组合形式及传感器参数, 设计合理的侦察无人机传感器子系统。

融合模块基于传感器优化配置算法对具体应用场景的分析与求解, 选择最优的传感器种类及参数, 设计传感器融合子系统并开发融合算法。

多传感器融合算法在结构上按其在融合系统中信息处理的抽象程度, 可划分为 3 个层级: 数据层融合(像素级融合)、特征层融合和决策层融合。3 种层级融合方法的性能对比如表 4 所示^[5]。在侦察任务中, 可根据任务需求以及机载计算能力设计相应的融合算法。

表 4 3 种层级融合方法的性能比较

Table 4 Performance comparison of three hierarchical fusion methods

性能参数	数据层融合	特征级融合	决策级融合
信息量	较大	中等	较小
信息损失	较小	中等	较大
实时性	较差	中等	较好
鲁棒性	较差	中等	较好
算法难度	较难	中等	较易

4 小型无人机感知传感器融合现状

侦察任务首先要克服受到所处环境、位置、地形及障碍物对观测范围的限制, 又要实时规避任务过程中面对的危险, 同时还需兼顾侦察与监视信息的传输时效^[6], 并实时检测、跟踪目标。

考虑机载传感器配置要素以及侦察任务需求, 可以在侦察无人机上配置深度相机以获取深度信息; 配置可见光相机获取目标的纹理颜色等细节, 用于光照充足情况下的目标检测; 配置红外成像传感器获取目标热辐射信息, 用于检测夜间目标及受遮挡目标; 配置激光雷达对环境实时建图, 以规避障碍物。

考虑多传感器的信息融合模块, 当下更多采用如图 3 所示的可见光相机与红外成像传感器以及可见光相机与激光雷达两种传感器信息融合方案。

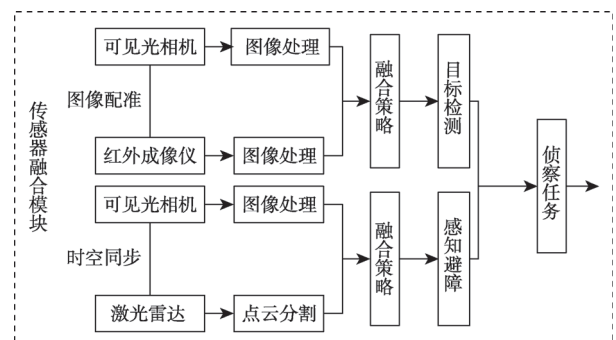


图 3 常用配置融合方案

Fig. 3 Common configuration and fusion scheme

4.1 可见光相机与红外成像传感器融合

在小型侦察无人机上配置可见光相机和红外成像传感器, 使其侦察系统能够在夜间及受遮挡情况下检测到目标。利用红外图像的热辐射原理和可见光图像的光反射原理, 得到的融合图像不仅可以保留可见光图像的颜色、轮廓以及边缘特征信息, 还具备红外图像的热辐射信息, 使目标相对背景亮度突出, 能够降低误判率, 更容易侦测到目标并对其进行跟踪^[7]。

4.1.1 融合方法现状

数据层(像素级)融合是可见光相机与红外传感器图像融合的重点研究领域。典型像素级融合算法由提出的时间先后排序, 可分为多尺度变换、稀疏表示和基于神经网络的融合方法。对 3 类方法的比较如表 5 所示。

多尺度变换是一种基于变换域的融合方法, 在可见光与红外图像融合中应用广泛, 其核心算

法主要分为 3 个步骤:图像的多尺度分解和重构、融合规则的设计。1983 年, Burt 等首次提出图像处理的金字塔分解方法, 该方法是最早出现的多尺度变换图像融合方法。该方法把原始图像连续采样分解后, 将得到的子图像进行融合; 1989 年, Toet 设计了低通比率金字塔和对比度金字塔, 利用塔形分解进行多传感器图像融合。这个时期采用的融合规则主要有 HIS 变换、平均加权法、主成分分析法等, 属于比较简单的图像融合方法, 效果较差^[8]。

2004 年, Pajares 等^[9]将小波变换应用到图像融合中, 与金字塔变换相比, 小波变换信噪比更高, 图像重构能力更强。2005 年, Yu^[10]在研究夜间驾驶系统时, 利用小波变换将可见光图像和红外图像融合。2010 年, 曲锋等^[11]使用小波融合实现了红外双波段图像的快速融合。

2006 年, Da 等^[12]提出了同样基于多尺度分解的非下采样轮廓波变换方法 (Non-subsampled Contourlet Transform, NSCT), 但由于没有采样过程, 能很好地解决融合过程中频谱混叠问题^[13-14]。Kong 等^[15]将 NSCT 和 IHS 结合, 使 NSCT 实现了位移不变性, 不仅能保留源图像的重要细节特性, 还能使灰度融合图像着色, 提升了视觉效果。

Yang 等^[16]提出了基于稀疏表示 (Sparse Representation, SR) 的图像融合方法。该方法通过学习多个子字典, 利用最大选择策略对图像进行重建。

随着深度学习的迅速发展, 由于神经网络提取图片特征能力强, 因此也可用于实现图像的分解重构。该领域目前仍处于初步发展的阶段, 用于融合的网络模型、学习策略等基础工作还有很大研究空间^[17]。

2017 年, Liu 等^[18]提出了一种基于卷积神经网络的可见光红外图像融合方法, 通过图像金字塔进行多尺度融合, 并采用基于局部相似度的策略自适应调整分解系数的融合模式。2019 年, Ma 等^[19]设计了一种基于生成对抗性网络的 IR/VIS 融合方法—FusionGAN 来进行红外和可见光的融合, 可以很好地保持源图像中的热辐射和纹理细节。随后, 他们又提出了一种基于显着目标检测的红外可见光图像融合网络 STDFusionNet^[20]。该算法能以更快的速度获得红外目标更突出显示的融合图像。Li 等^[21]提出了一种基于注意力生成对抗网络的红外和可见光图像融合方法, 克服了生成对抗网络无法突出典型区域的不足。

表 5 融合方法比较
Table 5 Comparison of fusion methods

融合方法	特点	不足之处
多尺度 变换	金字塔变换	最早的多尺度变换方法, 能有效提取图像细节
	小波变换	高信噪比, 图像重构能力强, 包含方向信息
	NSCT	具有平移不变性, 对图像细节、纹理信息提取能力更强
稀疏表示	鲁棒性强, 特征提取能力强	高频细节信息损失严重, 鲁棒性差, 信噪比低
神经网络	端到端, 不用设计融合规则 解决细节丢失问题, 在主、客观融合图像评估中效果较好	需要学习过完备字典, 效率低 数据集制作难度大, 损失函数针对性弱

4.1.2 发展方向

将可见光相机和红外传感器的数据融合应用到小型侦察无人机目标检测跟踪, 还存在的问题有: (1) 由于无人机机身的抖动和传感器视角偏差, 需要对两个传感器获得的图像进行可靠的配准, 但由于可见光与红外图像相关性小, 其配准相当复杂; (2) 目前, 大多数研究都针对于静态

图像的融合, 对动态图像 (如视频等) 的融合算法的研究较少。相比于静态图像, 动态图像融合可以考虑连续帧之间的运动关系, 在机载计算能力有限的条件下, 利用运动信息指导融合过程。

4.2 可见光相机与激光雷达融合

激光雷达由其精确的测距侧向能力来获取物体在空间中的位置信息, 目前已经广泛用于地面

无人平台的环境感知^[22-23]。而在无人机感知与规避领域, 3D 激光雷达由于价格昂贵、重量较大、纵向点云密度稀疏等原因而应用较少, 2D 激光雷达能获得二维平面内的障碍物的距离和方向, 其较高的性价比使得它能够与其他传感器相融合用于无人机障碍规避^[24]。将激光雷达获得的空间位置及部分轮廓信息与可见光图像中的纹理、轮廓信息相结合进行环境感知, 具有较大的应用前景。

4.2.1 融合方法现状

激光雷达与可见光相机属于异质传感器, 一般采用基于决策级的信息融合算法实现障碍物的检测^[25]。Premebida 等^[26]采用了图像验证点云数据的方式, 通过雷达点云数据在图像中确定 ROI 并对 ROI 区域利用级联分类器对目标进行识别, 提高了检测效率。国防科技大学 ATR 国家重点实验室通过制作平面标定物的方法, 将二维纹理映射到多边形网格中, 实现了视觉图像和点云的信息融合^[27]。Kidono 等^[28]采用视觉与激光雷达交叉验证的方式, 分别从点云和图像数据中提取目标特征用于训练分类器。Kaempchen 等^[29]开发出一种可扩展的融合 3D 激光雷达和单目相机数据的特征级融合架构, 该方法旨在通过组合低级测量特征来最大化协同效应, 同时又保持融合架构尽可能通用。

伴随深度学习的热潮, 神经网络也逐步被用于可见光图像与点云融合领域^[30]。Qh 等^[31]提出了一种基于决策级融合的检测和分类方法。使用 CNN 融合点云和 CCD 传感器图像数据。Du 等^[32]提出了 PC-CNN 深度学习框架进行车辆检测的激光雷达和视觉融合系统。该框架使用点云数据预测图像中潜在的汽车位置, 利用网络中的多层信息优化预测框位置, 并通过检测网络实现车辆检测。Park 等^[33]提出了一个用于未校准的激光雷达和双目融合的深度估计的方法, 他们设计了由校准、融合、优化三部分组成的网络结构, 解决了未校准激光雷达图像 3D 重建问题。2020 年, 清华大学公开了一种基于神经网络的三维点云和二维图像融合的校准方法, 该方法通过得到更精确的参数矩阵来指导图像融合过程, 使融合更加

准确^[34]。

4.2.2 发展方向

激光和视觉的融合也是无人机自主探索中同步定位与建图 (Simultaneous Localization And Mapping, SLAM) 的重要技术手段^[35]。相机作为视觉里程计 (Visual Odometry, VO) 估算自身的运动信息并获取局部地图, 经过后端非线性优化及回环检测实现定位, 再由点云数据构建稠密地图, 为无人机路径规划提供空间的占据信息^[36]。

语义建图也是未来激光雷达与相机融合的研究方向。可见光相机提供环境的语义信息, 使融合后信息不仅能判断空间中的物体在哪里, 还能获知物体是什么, 使无人机从自主化走向智能化。

与地面无人平台相比, 将激光雷达与可见光相机融合, 用于解决低空环境下小型无人机侦察问题的挑战包括: (1) 由于载荷限制, 激光雷达应尽量轻量化, 增大探测距离, 降低点云密度; (2) 电力线等微小型障碍物的空间分布信息检测难度高; (3) 障碍物机动条件下, 引入的运动畸变更大, 状态估计难度更高^[37]。

4.3 其他传感器融合方案

在毫米波雷达与相机融合的研究中, 东北林业大学研究了一种基于毫米波雷达和双目视觉传感器的多旋翼植保无人机自主避障技术。用毫米波雷达判断路径中是否含障碍物, 再通过双目视觉做障碍物识别, 并将构建的三维环境信息投影到二维栅格平面, 形成局部导航图^[38]。

陈洪攀^[39]提出了一种把毫米波雷达的障碍物测距结果与单目视觉传感器的障碍物测角结果相融合的方法, 进而实现无人机对障碍物的三维立体定位。骆云志等^[40]研究了基于毫米波雷达和 CCD 相机的 D-S 融合方法。杨磊等^[41]也研究了基于毫米波雷达和双目相机的电力巡检方法。

相比于激光雷达, 毫米波雷达精度较低, 探测距离也受频段损耗制约, 因此不利于对周边障碍物进行精确的建模。但由于它可以全天候工作, 且穿透烟雾、灰尘、雨雪的能力较强, 可以弥补激光雷达的缺点。中北大学李朝^[42]提出了一种激光雷达和毫米波雷达的注意力融合算法和利用毫

米波雷达生成稀疏候选框的检测方法, 提高了复杂环境下的检测精度及速度。

目前, 主流的深度相机分为结构光、双目视觉和 TOF 三种。受制于其原理本身以及光学元件的约束, 分辨率和测距精度都较低, 且有效测距范围小, 因此更多用于室内的环境感知。浙江大学的 FAST-Lab 利用 RGB-D 相机获得的视觉以及深度信息, 构建室内环境的占据栅格地图, 完成单无人机及无人机集群的路径规划^[43]。

毫米波雷达、深度相机和激光雷达的配置都是为了获得环境中障碍物或目标的位置及距离信息。相比之下, 激光雷达的精确度更高、稳定性更好, 因此被更广泛地用于侦察任务中。

5 结束语

对小型侦察无人机而言, 其低载荷能力决定其只能搭载非合作式传感器以及部分轻量的合作式传感器。各类传感器由于自身物理特性不同, 会具备不同的功能特点, 如可见光相机成像信息丰富但易受光照等的影响、激光雷达能够直接获取距离和方位信息, 但成像能力弱且不宜在动态环境下使用等。

未来, 小型侦察无人机必将越来越多地应用到警用、军用等领域。探索无人机平台的多传感器配置方案, 有利于无人机在更复杂、更多样的环境中执行侦察任务。传感器之间获取信息的途径、原理有所差别, 所得信息既存在冗余, 也存在互补。但研究配置融合技术, 更希望得到 1+1>2 的结果, 而不仅仅是功能上的叠加。这需要更精密的传感元件、更高效的信息采集算法、更优的配置方案和融合算法来实现。

参 考 文 献

- [1] 吴健发, 王宏伦, 刘一恒, 等. 无人机避障航路规划方法研究综述[J]. 无人系统技术, 2020, 3(1): 1-10.
- [2] Dalamagkidis K, Valavanis K P, Piegl L A. UAS safety assessment and functional requirements[M]. Berlin: Springer Netherlands, 2012.
- [3] 刘劭纯. 自动导引运输车发展现状及关键技术分析[J]. 无人系统技术, 2020, 3(3): 19-24.
- [4] 何友. 多传感器信息融合及应用(第 2 版)[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.
- [5] 张秋实. 红外和可见光图像的融合分类及红外目标检测[D]. 北京: 北京化工大学, 2018.
- [6] 陈转, 刘平, 王超, 等. 无人机在侦察与监视领域的研究与展望[J]. 智能处理与应用, 2019, 10(2): 1-9.
- [7] 王银斌. 无人机红外图像与可见光图像融合算法研究[D]. 辽宁: 辽宁大学, 2012.
- [8] 张卓. Shearlet 变换在图像融合中的应用研究[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2013.
- [9] Pajares G, De La Cruz J M. A wavelet-based image fusion tutorial[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(9): 1855-1872.
- [10] Yu Y T. Three-dimensional shape context for partial object matching and retrieval on mobile laser scanning data[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2014, 11(5): 1019-1023.
- [11] 曲锋, 刘英, 王健, 等. 红外双波段图像实时融合系统[J]. 光学精密工程, 2010, 7(2): 238-244.
- [12] Da Cunha A L, Zhou J P, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [13] 沈英, 黄春红, 黄峰, 等. 红外与可见光图像融合技术的研究进展[J]. 红外与激光工程, 2021, 3(2): 1-6.
- [14] 郑义军, 任仙怡, 刘秀坚, 等. 基于 NSCT 与模糊逻辑的图像融合方法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(11): 5.
- [15] Kong W, Lei Y, Ni X. Fusion technique for grey-scale visible light and infrared images based on non-subsampling contourlet transform and intensity-hue-saturation transform[J]. Signal Processing, 2011, 5(1): 75-80.
- [16] Yang B, Li S T. Multifocus image fusion and restoration with sparse representation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(4): 884-892.
- [17] 马倩霞, 李频捷, 宋靖雁, 等. 图像描述问题发展趋势及应用[J]. 无人系统技术, 2020, 3(6): 25-35.
- [18] Liu Y, Chen X, Cheng J, et al. Infrared and visible image fusion with convolutional neural networks[J]. International Journal of Wavelets, 2018, 16(3): 1-20.
- [19] Ma J, Yu W, Liang P, Li C, et al. Fusion GAN: A generative adversarial network for infrared and visible image fusion[J], 2019, 10(1): 11-26.
- [20] Ma J, Tang L, Xu M, et al. STDFusionNet: An infrared and visible image fusion network based on salient target detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70:1-13.
- [21] Li J, Huo H T, Li C, et al. Attention FGAN: Infrared and visible image fusion using attention-based generative adversarial networks[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2020, 23(1): 1-6.
- [22] Asvadi A, Garrote L, Premevida C, et al. Multimodal vehicle detection: Fusing 3D-LIDAR and color camera data[J]. Pattern Recognition Letters, 2018, 115(1): 20-29.
- [23] Gao H, Bo C, Wang J, et al. Object classification using CNN-based fusion of vision and LIDAR in autonomous vehicle environment[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 5(1): 4224-4231.

- [24] 李梦洁. 基于激光点云与图像结合的行人检测与跟踪技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2017.
- [25] Prentice S J, He R, Bachrach A G, et al. Stereo vision and laser odometry for autonomous helicopters in GPS-denied indoor environments[J]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 2009(1): 3772.
- [26] Premebida C, Monteiro G, Nunes U, et al. A lidar and vision-based approach for pedestrian and vehicle detection and tracking[C]. Intelligent Transportation Systems Conference, Cambridge, USA, IEEE, 2007.
- [27] 林鸿生. 成像激光雷达与摄像机的图像融合研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2007.
- [28] Kidono K, Naito T, Miura J. Reliable pedestrian recognition combining high-definition LIDAR and vision data[C]. International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Cambridge, USA, IEEE, 2012.
- [29] Kaempchen N, Buehler M, Dietrnayer K. Feature-level fusion for free-form object tracking using laserscanner and video[C]. IEEE Proceedings. Intelligent Vehicles Symposium. Las Vegas, NV, USA, 2005.
- [30] 段续庭, 周宇康, 田大新, 等. 深度学习在自动驾驶领域应用综述[J]. 无人系统技术, 2021, 4(6): 1-27.
- [31] Qh S I, Kang H B. Abject detection and classification by decision-level fusion fur intelligeat vehiclesystems[J]. Sensors, 2017, 17(1): 207.
- [32] Du X, Ang M H, Rus D. Car detection for autonomous vehicle: LmAR and vision fusion approach through deep learning framework[C]. International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Vancouver, EC, USA, 2017.
- [33] Park K, Kim S, Sohn K. High-precision depth estimation using uncalibrated LiDAR and stereo fusion[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 1: 1-15.
- [34] 张翠翠, 孙辉, 潘陶, 等. 基于神经网络的三维点云和二维图像融合的校准方法: 中国, 202010932749.5[P]. 2020-09-08.
- [35] 刘宇飞, 江磊, 邢伯阳, 等. 基于全局SLAM的四足机器人路径规划研究[J]. 无人系统技术, 2021, 4(6): 57-64.
- [36] 陈智伟, 胡劲文, 赵春晖, 等. 野外无人车路径规划与轨迹规划技术[J]. 无人系统技术, 2021, 4(2): 9.
- [37] 姚文臣. 面向无人机障碍规避的机载传感器配置与融合方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2021.
- [38] 孙柯, 吴开华, 王亚涛, 等. 基于毫米波雷达的植保无人机避障系统研究[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(6): 4.
- [39] 陈洪攀. 基于毫米波雷达与单目视觉融合的无人机自主避障系统[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.
- [40] 骆云志, 雷雨能, 王钤. 基于毫米波雷达和 CCD 摄像机信息的 D-S 融合方法[J]. 数据采集与处理, 2014, 29(4): 6.
- [41] 杨磊, 陈凤翔, 陈科羽, 等. 基于多传感器的无人机避障方法研究及应用[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(1): 5.
- [42] 李朝. 基于激光雷达和毫米波雷达融合的目标检测方法研究[D]. 太原: 中北大学, 2021.
- [43] Gao F, Wang L, Zhou B, et al. Teach-repeat-replan: A complete and robust system for aggressive flight in complex environments[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2020(99): 1-20.

作者简介:



王钟鸣 (1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为无人系统自主控制。



姚文臣 (1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为无人机感知规避。



马兆伟 (1989-), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为无人系统自主控制、协同控制。



林博森 (1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为无人系统自主控制。



牛轶峰 (1979-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为无人系统自主控制、协同控制。本文通信作者。

[引用格式] 李国梁, 向文豪, 张顺利, 等. 基于残差网络和注意力机制的红外与可见光图像融合算法[J]. 无人系统技术, 2022, 5(2): 9-21.

基于残差网络和注意力机制的红外与 可见光图像融合算法

李国梁¹, 向文豪², 张顺利¹, 张博勋²

(1. 北京交通大学软件学院, 北京 100044; 2. 中国船舶工业系统工程研究院, 北京 100036)

摘要: 针对红外与可见光图像的融合, 提出了一种基于残差网络和注意力机制的图像融合算法。首先, 为了分别从背景层和细节层提取红外与可见光图像的特征信息, 使用引导滤波将红外和可见光图像分解为含有低频背景轮廓信息的背景层和含有高频细节纹理信息的细节层, 再使用编码网络分别从背景层和细节层中提取特征信息并进行融合, 该特征提取方法可提获得更为全面的图像特征信息。其次, 为了有效融合红外与可见光的图像特征, 利用添加注意力特征融合模块的解码网络对图像进行恢复重建, 获得融合图像, 该方法从空间注意力和通道注意力两个方向提升网络保留重要特征信息的能力。然后, 为了根据图像自身的信息自适应的训练网络, 设计了一种基于梯度信息的自适应权重计算方法, 以此来调节红外与可见光图像对融合图像造成影响的大小。通过源图像的梯度信息来度量红外与可见光图像的信息量, 从而自适应地计算权重。实验结果表明, 提出的图像融合算法表现优异, 取得了很好的融合效果, 与 12 个算法相比, 所提算法在 4 个客观评价指标上均超过对比算法。基于残差网络和注意力机制的图像融合算法在军事、航空、资源勘探、安防监控等众多领域具有应用价值。

关键词: 红外图像; 可见光图像; 图像融合; 残差网络; 注意力机制; 引导滤波; 编码网络
中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-5915(2022)02-09-13
DOI: 10.19942/j.issn.2096-5915.2022.2.012

Infrared and Visible Image Fusion Algorithm Based on Residual Network and Attention Mechanism

LI Guoliang¹, XIANG Wenhao², ZHANG Shunli¹, ZHANG Boxun²

(1. School of Software Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;
2. Systems Engineering Research Institute, CSSC, Beijing 100036, China)

Abstract: An image fusion algorithm based on residual network and attention mechanism is proposed for infrared and visible image fusion. Firstly, feature information of infrared and visible images is extracted from the background layer and detail layer respectively. In this paper, guided filtering is used to decompose infrared and visible images into the background layer containing low-frequency background contour information and the detail layer containing high-frequency detail texture information, and then the encoder network is used to extract feature information from the background layer and detail layer respectively and fuse them. This feature extraction method can extract more comprehensive image feature information. Secondly, in order to effectively fuse infrared and visible image features. In this pa-

收稿日期: 2021-11-06; 修回日期: 2021-12-09

基金项目: 国家自然科学基金 (61976017); 北京市自然科学基金 (4202056)

per, the fusion image is reconstructed by using the decoder network which adds the attention feature fusion module. This method improves the ability of networks to retain important feature information from two directions of spatial attention and channel attention. Then, in order to adapt the training network according to the information of the image itself, an adaptive weight calculation method based on gradient information is designed to adjust the influence of infrared and visible images on the fused image in this paper. The gradient information of the source image is used to measure the information of infrared and visible images so as to calculate the weight adaptively. Experimental results show that the proposed image fusion algorithm performs well and achieves good fusion effect. Compared with 12 algorithms, the proposed algorithm outperforms the comparison algorithm in 4 evaluation indexes. The image fusion algorithm based on residual network and attention mechanism has wide applications in many fields such as military, aviation, resource exploration, and security monitoring.

Key words: Infrared Image; Visible Image; Image Fusion; Residual Network; Attention Mechanism; Guided Filtering; Encoder Network

1 引言

无人机因其具有造价低、安全风险系数小和机动性强等优点,在军民领域有着广泛的应用^[1-5]。以无人机为载体对目标进行航拍获取目标信息一直是无人系统领域的研究热点和应用热点。无人机航拍可以获得包含目标和复杂背景的红外图像、可见光图像、灰度图像、多光谱图像等。然而在复杂的背景条件下,单一类型的图像成像存在局限。例如,虽然红外图像具有很好的抗干扰能力,能很好地捕获发热目标信息,但其图像缺乏丰富的细节纹理信息,对比度也较差;可见光图像的空间分辨率较高,且具有清晰的细节纹理信息,更易被人眼视觉系统所理解,但其成像过程对外部环境依赖较大,如光照条件差、目标信息被遮挡等都容易造成可见光成像效果变差。对此,研究人员提出了红外与可见光图像融合技术,将两种图像的优点全部呈现在融合图像上^[6-8]。深入研究红外与可见光图像融合算法能够用于军事、航空、资源勘探、安防监控等众多领域,具有非常重要的应用与研究价值。

目前,红外与可见光图像融合算法包括基于多尺度变换的方法、基于稀疏表示的方法、基于神经网络的方法等。Toet 等^[9]提出了基于对比度金字塔的图像融合算法。Burt 等^[10]为解决对比度金字塔融合算法的噪声问题而提出了基于梯度金

字塔分解的图像融合算法。此后,还出现了高斯金字塔变换^[11]、比例低通金字塔^[12]等图像融合方法。然而,金字塔分解不具有方向性,一般融合图像的质量不尽如人意。基于小波变换的融合方法在金字塔变化的基础上进一步继承和发展了多尺度融合的思想。在金字塔变换的基础上,Yan 等^[13]提出了小波变换。小波变换在频域上对图像进行分解,且具有方向性。在不同的频域上对图像分量进行融合,有助于提升融合图像的视觉效果。不同尺度的方向分量具有的图像特征明显,针对性地进行融合操作能更好地保留图像的结构信息,有助于融合效果的提升。此外,离散小波变换^[14]、提升小波变换^[15]、多小波变换^[16]等都是常见的基于小波变换的图像融合方法。

稀疏表示是一种非常有效的图像表示理论,目前已经成功应用于计算机视觉、模式识别等领域,并取得了良好的效果。与基于多尺度的融合方法不同,基于稀疏表示的融合算法利用图像数据字典对源图像进行稀疏表示,进而实现图像的融合。该类融合算法一般首先将源图像通过滑动窗口策略划分为许多带重叠的图像块,然后基于学习到的完备字典对每个图像块进行系数编码,得到图像的稀疏表示系数;之后根据融合规则融合图像系数,最后利用完备字典对系数进行重构,得到融合图像。近年来,一些学者基于图像表示理论进行图像融合,并取得了一定的研究成果。Yang 等^[17]提出了基于稀疏表示的图像融合算法。

Li 等^[18]提出了基于联合稀疏表示模型的图像融合算法。除此之外,还有基于非负稀疏表示模型^[19]、基于自适应稀疏表示模型^[20]的图像融合算法等,也取得了较好的融合效果。

近年来,随着深度学习技术的发展,深度学习在图像融合领域得到了广泛的应用。例如,李辉等^[21]提出一种深度学习框架,用于图像融合。该算法将源图像分解为基础部分和细节部分,基础部分用加权平均法融合,细节部分内容使用深度学习网络进行多层特征的提取,并以此生成多个候选融合细节内容,然后使用最大选择策略来生成融合的细节内容。最后,将融合后的基础部分与细节内容相结合,重建融合后的图像。Li 等^[22]还提出了一种基于稠密网络和自编码器结构的新型融合框架,整个框架分为编码器、融合策略、解码器三部分,编码器部分使用了稠密网络提取并保留图像的深层特征,从而确保使用融合策略融合后图像的显著特征不会丢失,然后基于制定的融合规则对红外和可见光图像的深层特征进行融合,再使用一个包含卷积层的解码器对融合后的图像特征信息进行解码,得到融合图像。Ma 等^[23]将生成式对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)用于红外和可见光图像融合任务,生成器的目标是提取源图像中的重要信息,并将这些信息融入到一张图像中,鉴别器判别融合的图像是否具有更多的可见信息,通过二者的对抗训练提升图像融合效果。与现有的融合方法相比,这些基于卷积神经网络或 GAN 的融合框架都具有良好的融合性能。

鉴于深度学习技术的优点,本文提出了一种基于残差网络和注意力机制的红外与可见光图像融合算法,分别对源图像的高频细节信息和低频背景信息进行特征提取,然后再使用解码器网络对图像特征信息进行恢复重建,得到融合图像。

2 基于残差网络与注意力机制的图像融合方法

随着深度学习的不断发展,目前已经有部分

学者和研究人员尝试使用卷积神经网络进行红外与可见光图像的图像融合,并且取得了较好的效果。采用卷积神经网络进行图像融合的方法大多采用了自编码器结构进行模型训练,在测试阶段再结合设定的融合规则进行图像融合。这类基于自编码网络的图像融合方法能很好地利用现有的大量图像数据集,但网络中的融合规则往往需要人工制定和选择,模型训练时的学习目标也不够直观。因此,本文提出了一种基于残差网络和注意力机制的图像融合算法。

2.1 融合算法网络结构

融合算法的整体框架示意图如图 1 所示。主要分为图像预处理、图像编码网络、特征融合、图像解码网络几部分。首先利用引导滤波将红外与可见光图像分解为背景层和细节层,之后使用编码网络分别提取背景层和细节层图像的特征信息,使得编码网络可以只专注于提取源图像中高频细节信息或低频背景信息的图像特征,降低了网络提取图像特征的难度,有助于提取更为全面的特征信息。在编码网络中,使用上下文特征提取模块来提取图像的上下文特征信息,提升图像特征提取的效果。之后,将两种图像特征信息进行融合,利用解码网络对图像进行恢复重建。在解码网络中,本文设计了一种注意力特征融合模块,对残差网络单元进行加强,提升了残差单元对特征信息的选择效果。该模块有利于保留重要的图像特征信息,提升图像的恢复重建效果。另外,考虑到红外和可见光图像含有的信息量不同,两者对融合图像产生的影响也不同,因此在损失函数中设计了一种基于梯度信息的自适应权重计算方法,将此权重作为红外和可见光图像的信息保留度,以此来调节不同源图像对融合图像的影响程度。

在网络结构中,使用卷积层后一般紧跟着批归一化操作和激活层。在算法模型中,输出层采用 $TanH$ 激活函数,并将值映射到 $[0,1]$ 范围内,从而将图像从特征空间转化为灰度空间;其余卷积层后的激活函数采用 $ReLU$ 函数,该函数计算复杂度低,可以有效抑制模型训练中的梯度消失问题。

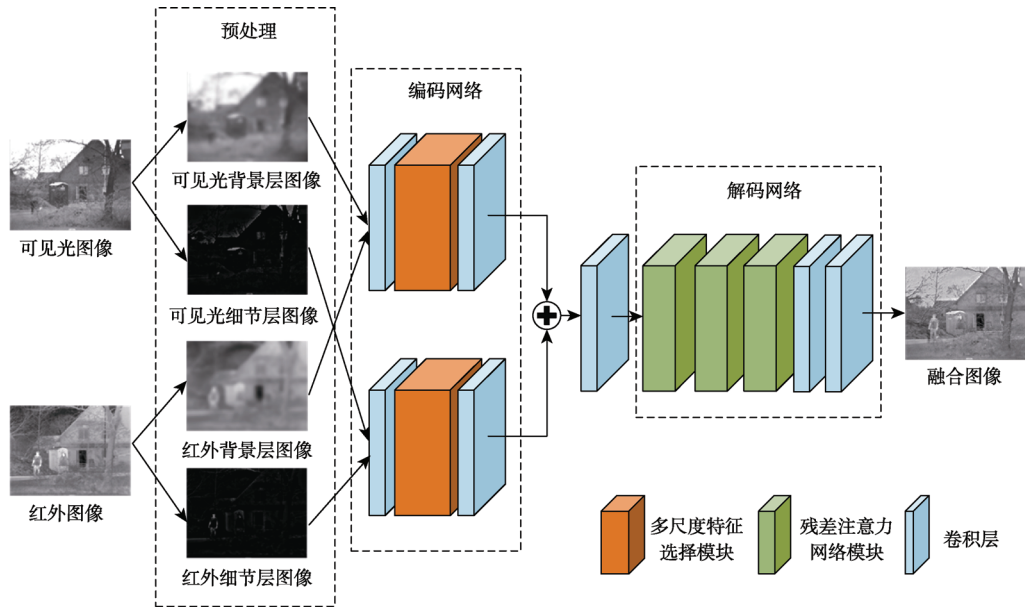


图 1 融合算法框架图

Fig. 1 Image fusion algorithm framework

2.2 图像预处理

图像的频域信息反映了图像中像素值的变化，其隐藏着丰富的图像信息。一般认为，图像频域中的高频分量对应图像的细节信息，低频分量对应图像的轮廓信息。因此，不同于其他基于深度学习的图像融合方法将红外图像与可见光图像直接拼接，进行特征提取或者分别进行特征信息提取。本文方法在图像预处理环节使用引导滤波^[24]将红外与可见光图像分解为背景层和细节层，背景层对应图像的低频分量，含有图像的背景轮廓信息，细节层中对应图像的高频分量，含有图像的细节纹理信息。引导滤波是一种自适应权重的滤波器，能够在平滑图像的同时起到保持边界的作用。图像 I 与其背景层 I_{base} 、细节层 I_{detail} 之间的关系为：

$$I = I_{base} + I_{detail} \quad (1)$$

图像的背景层和细节层包含了图像的全部信息，故在图像分解的过程中不存在图像信息的缺失。通过对图像进行分解，编码网络可以更专注于提取图像的高频特征信息或低频特征信息，减小编码网络提取图像特征的难度，从而提取到更为全面的图像特征信息。

2.3 上下文特征提取模块

为了更好地提取图像的特征信息，设计了一种上下文特征提取模块 (Context Feature Refine Block, CFR Block)。该模块可以提取输入信息的上下文特征信息，其结构如图 2 所示。该模块将神经网络分为三个分支，每个分支中都包括两个卷积层，三个分支分别使用大小为 3×3 、 5×5 和 7×7 的卷积核，对应三个分支网络的感受野分别可以达到 5、9、13，从而提取到图像的上下文特征信息。同时，为了减少参数个数，该模块将 5×5 和 7×7 卷积核替换为卷积核大小为 3×3 、扩张尺寸分别为 2 和 3 的空洞卷积。最后，将三个分支的特征信息进入相加融合，即可得到图像的上下文特征信息。CFR Block 的网络参数如表 1 所示。

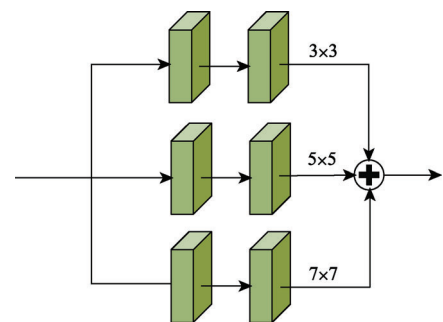


图 2 上下文特征提取模块结构

Fig. 2 Structure of context feature refine block

表 1 图像融合网络参数信息
Table 1 Parameters of image fusion network

网络层	层/操作	卷积核大小	步长	通道数 (输入/输出)	批归一化	激活函数
输入	-	-	-	2,2	-	-
编码层×2	-	3	1	32,32	BN	ReLU
	CFR Block	-	-	32,64	-	-
	Conv	3	1	64,64	BN	ReLU
融合层	Conv	1	1	64,128	BN	ReLU
解码层	Res Aff Block	-	-	128,128	-	-
	Res Aff Block	-	-	128,128	-	-
	Res Aff Block	-	-	128,128	-	-
输出	Conv	1	1	128,16	BN	ReLU
	Conv	1	1	16,1	BN	TanH

2.4 注意力特征融合模块

本文设计了一种注意力特征融合模块 (Attention Feature Fusion Block, AFF Block) 来对残差网络单元进行加强, 以提升其保留重要特征信息的能力。

该特征融合模块包括空间注意力融合模块和通道注意力融合模块。注意力特征融合模块的框架图如图 3 所示, 其中, f_1 、 f_2 为待融合的特征图信息, 二者经空间注意力融合模块可得到空间区域信息加强后的融合特征图 $f_{spatial}$, 经通道注意力融合模块可对特征图的通道信息通过注意力进行加强, 得到融合特征图 $f_{channel}$ 。最后, 将两种融合的特征图进行融合, 即得到融合特征 f_{fuse} , 三者关系可表示为:

$$f_{fuse} = 0.5 \times (f_{spatial} + f_{channel}) \quad (2)$$

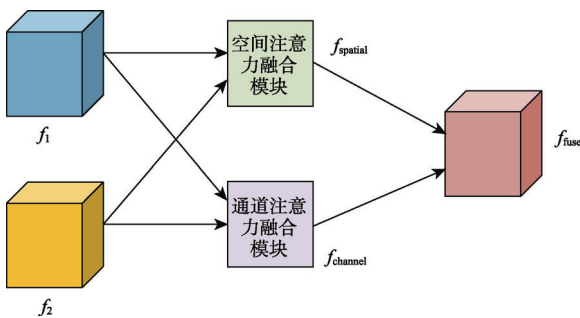


图 3 注意力特征融合模块框架

Fig. 3 Frame of attention feature fusion block

如图 4 所示, 本文将此注意力特征融合模块用于残差网络单元中, 得到残差注意力网络模块

(Residual Attention Feature Fusion Block, Res-Aff-Block), 使得残差网络单元在特征融合过程中能保留更多重要的图像特征信息。本文方法选择采用图 4 (b) 中所示的 Res-Aff-Block 用于红外与可见光图像的融合算法中, 模块内卷积层的通道数为 64、64、128。Res-Aff-Block 的网络参数如表 1 所示。

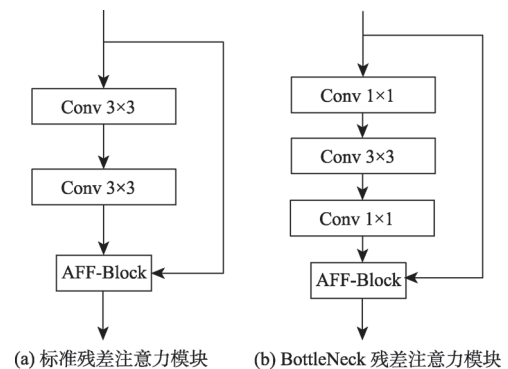


图 4 残差注意力模块示意图

Fig. 4 Diagram of Res-Aff-Block

2.4.1 空间注意力特征融合模块

空间注意力特征融合模块示意图如图 5 所示。 f_1 、 f_2 为待融合的特征图信息, 其维度为 $H \times W \times C$, H 、 W 、 C 分别表示图像的高度、宽度和通道维度。首先提取特征图的空间统计信息, 其通过在通道维度上对 f_1 、 f_2 分别进行全局平均池化和全局最大池化, 并将池化结果在通道维度上进行拼接, 得到维度为 $H \times W \times 2$ 的池化特征图。之后, 基于 f_1 、 f_2 的空间统计信息进行空间权重

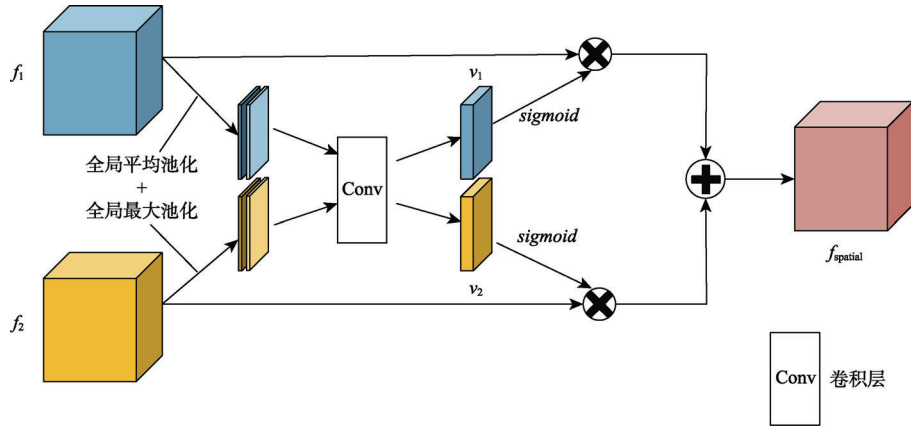


图 5 空间注意力特征融合模块

Fig. 5 Spatial attention feature fusion block

的计算。该模块利用一个输出通道为 1、卷积核大小为 1、步长为 1 的卷积层对池化特征图进行空间特征信息的提取，之后将提取的特征信息经 *sigmoid* 激活函数后，将其作为特征图 f_1 、 f_2 的空间权重信息 v_1 、 v_2 。这里，对 f_1 、 f_2 的池化特征图进行特征提取时卷积层权重共享。最后，根据空间权重对特征 f_1 、 f_2 进行空间区域信息的增强，再将增强后的特征图进行相加，即可得到融合特征图 f_{spatial} ：

$$f_{\text{spatial}} = v_1 \times f_1 + v_2 \times f_2 \quad (3)$$

2.4.2 通道注意力特征融合模块

通道注意力特征融合模块示意图如图 6 所示。 f_1 、 f_2 为待融合的特征图信息，其维度为 $H \times W \times C$ 。首先，对 f_1 、 f_2 进行平均池化操作对通道信息进行统计，具体计算形式如下所示：

$$S_1^c = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W f_1^c(i, j) \quad (4)$$

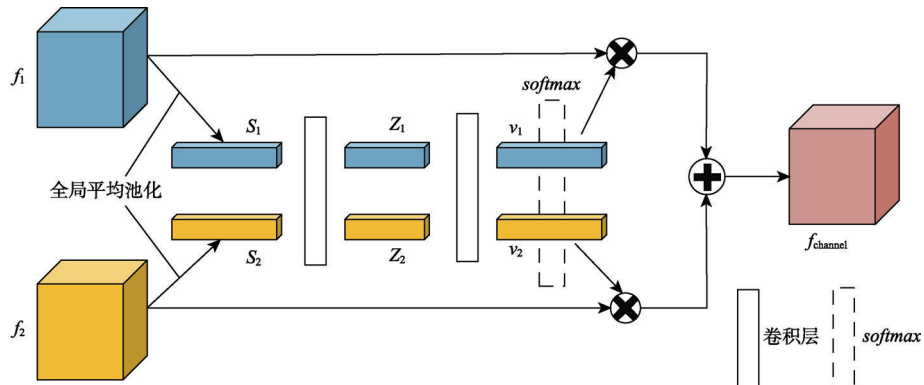


图 6 通道注意力特征融合模块

Fig. 6 Channel attention feature fusion block

$$S_2^c = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W f_2^c(i, j) \quad (5)$$

其中， S_1 、 S_2 分别为特征图 f_1 、 f_2 的通道统计信息，且 $S_1 \in R^c$ ， $S_2 \in R^c$ ； c 为特征通道维数的下标。之后，利用输出通道为 d 、卷积核大小为 1、步长为 1 的卷积层对特征 S_1 、 S_2 进行卷积操作，以获得更紧凑的特征 Z_1 、 Z_2 。特征 Z_1 、 Z_2 的维数 d 可以通过比率 r 和最小值 l 来控制，其表示为：

$$d = \max\left(\frac{C}{r}, l\right) \quad (6)$$

然后，通过输出通道为 C 、卷积核大小为 1、步长为 1 的卷积层对特征 Z_1 、 Z_2 进行卷积操作，并将输出结果进行 *softmax* 运算，得到不同特征的通道权重 v_1 、 v_2 。与空间注意力模块相同，此处对 f_1 、 f_2 的通道统计信息进行特征提取转化的卷积层权重共享。

最后，根据通道权重信息对特征 f_1 、 f_2 进行

加权计算, 得到通道注意力特征融合结果 f_{channel} :

$$f_{\text{channel}} = v_1 \times f_1 + v_2 \times f_2 \quad (7)$$

2.5 损失函数设计

不同类型的图像所具有的信息差别很大, 图像融合的目的是尽可能多地保留源图像中的互补信息, 去除其中的冗余信息。具体到红外与可见光图像融合领域, 即融合图像能从红外图像中获得更多的热辐射信息, 从可见光中获得更多的背景细节纹理信息。红外图像的热辐射信息一般主要表现在图像的像素强度信息中, 其与背景信息的差异较大, 因而高亮目标信息的边缘处也会存在较丰富的梯度信息。可见光图像的细节纹理信息较多表现在图像的梯度信息中, 一般梯度信息较丰富的地方往往便是图像细节纹理较多的区域。

如果一幅源图像中的信息量更加丰富, 则其对融合图像产生的影响可能更大, 融合图像也应与该源图像保持更大的相似度。而不同的图像具有的信息量也不尽相同, 因而本文希望利用一种信息度量的方法来确定红外图像与可见光图像中含有重要信息的比重, 使得在模型学习的过程中可以自适应地调整不同源图像对网络融合结果的影响, 从而得到更好的融合效果。

本文通过源图像的梯度信息来度量红外与可见光图像的信息量。与其他度量方法相比, 图像梯度是一种具有较小接受域的基于局部空间结构的度量方法。在深度学习框架中, 梯度信息在计算和存储方面也非常方便和有效, 非常适合在卷积神经网络中用于信息衡量。该度量方法可表示为:

$$g_I = \frac{1}{H \times W \times C} \nabla(I)_F^2 \quad (8)$$

其中, g_I 表示图像 I 的信息量, H 、 W 、 C 分别表示图像的高度、宽度、通道维数, 在图像为灰度图时, C 即为 1。 $\|\cdot\|_F$ 表示 F 范数, ∇ 表示使用拉普拉斯算子计算得到的图像的二阶梯度信息。

基于以上信息度量方法, 可以计算出可见光图像 V 和红外图像 I 所具有的信息量 g_V 和 g_I 。进一步地, 本文将其转化为自适应权重, 并将其作为红外与可见光图像在融合结果中的信息保留度, 其计算方式如下:

$$[w_V, w_I] = \text{softmax} \left(\left[\frac{g_V}{g_V + g_I}, \frac{g_I}{g_V + g_I} \right] \right) \quad (9)$$

在计算红外图像与可见光图像的信息量占总信息量的比重之后, 使用 softmax 函数对其进行处理。 w_V 和 w_I 可以用来调整融合图像与可见光、红外图像之间的相似度。权重越大, 表明对应源图像与融合图像间的相似度越高, 对应源图像的信息保存程度越高。

损失函数用于在模型训练时引导模型进行误差修正, 促使模型能保留更多的源图像信息, 使得融合图像与源图像之间具有很高的相似度。在损失函数设计中, 本文从图像结构相似性和像素强度分布两个方面来实现融合图像和可见光、红外图像间的相似性约束。

结构相似性度量方法 (Structural Similarity Index Measure, SSIM) 是在图像领域使用最广泛的指标之一, 该方法基于图像的亮度、对比度、结构三部分来衡量图像之间的相似性。在深度学习中, SSIM 也被广泛应用于图像处理相关模型的损失函数中。本文使用 SSIM 约束红外图像 I 、可见光图像 V 与融合图像 F 之间的相似性, 并结合权重 w_V 和 w_I 来调整源图像的信息保留度, 其计算公式表示为:

$$L_{\text{SSIM}}(V, I, F) = w_V \times (1 - \text{SSIM}(V, F)) + w_I \times (1 - \text{SSIM}(I, F)) \quad (10)$$

然而 SSIM 更多关注的是图像在结构和对比度上的变化, 对图像强度分布差异的约束较弱。因此, 本文使用均方误差损失来对其进行补充。在计算均方误差 MSE 时, 同样使用权重 w_V 和 w_I 来调节源图像对融合图像的影响程度, MSE 损失计算公式如下:

$$L_{\text{MSE}}(V, I, F) = w_V \times (1 - \text{MSE}(V, F)) + w_I \times (1 - \text{MSE}(I, F)) \quad (11)$$

均方误差损失对图像强度分布差异的约束较强, 在单独作为损失函数时, 容易导致图像模糊等现象。可见, SSIM 和 MSE 具有很强的互补作用, 在使用时, 本文通过常数 α 来控制二者的比重, 最终本文设计的损失函数定义为

$$L = L_{\text{SSIM}} + \alpha L_{\text{MSE}} \quad (12)$$

3 实验结果及分析

为了验证提出的图像融合算法的有效性,本文在公开数据集上进行实验,并对实验结果进行分析。

3.1 实验设置

TNO 数据集^[25]是红外与可见光图像融合领域使用广泛的数据集之一,其中包含很多图像内容丰富且经过矫正配准的红外与可见光的图像数据。本文将 TNO 数据集中 42 对常用的不同场景下的红外与可见光图像作为训练和测试数据。实验中对图像进行了裁剪,裁剪过程中步长设为 20,裁剪图像尺寸为 186×186 ,最终得到 16958 对红外与可见光图像。同时,对图像的像素值进行缩放映射到 $[0,1]$ 范围内。本文提出的融合算法基于 Tensorflow 2 深度学习框架进行模型的搭建和训练,模型训练的硬件环境为 GTX 1080Ti 和 Intel i7-8700K。融合结果的客观质量评价指标结果在 Matlab 2019b 上计算得到。

将图像融合算法与 12 个方法进行比较,其中包括 6 个传统图像融合算法:基于交叉双边滤波(Cross Bilateral Filter, CBF)^[26]、基于曲波变换(Curvelet Transform, CVT)^[27]、基于双树复小波变换(Dual-tree Complex Wavelet Transform, DTCWT)^[28]、基于梯度转移融合(Gradient Transfer Fusion, GTF)^[16]、基于多分辨率奇异值分解(Multi-Resolution Singular Value Decomposition, MSVD)^[29]、基于比率低通金字塔(Ratio of Low-Pass Pyramid, RP)^[12]的图像融合算法。6 个基于深度学习的图像融合算法:Fusion GAN^[23]、IFCNN^[30]、DenseFuse^[22]、NestFuse^[31]、U2Fusion^[32]、RFN-Nest^[33]融合算法。其中,DenseFuse 融合算法中采用 L1 融合规则,NestFuse 融合算法的注意力融合模块中采用平均融合策略,其他对比方法的参数设置根据其对应的参考文献进行设置。本文所提出的图像融合算法在模型训练过程中,使用 Adam 优化器对模型进行训练,损失函数中参数 α 设置为 20。

3.2 主观评价分析

如图 7 所示为不同图像融合算法对“街道”图像进行融合后的结果,其中(a)和(b)分别为红外图像和可见光图像,(c)~(n)为各种对比融合算法的融合图像,(o)为本文提出的图像融合算法的实验结果。为了方便实验结果的观察对比,将融合图像中的行人和广告牌区域用红色方框进行了标记。

通过观察融合结果可以发现,CBF 和 RP 算法的融合图像中具有大量噪声,导致许多图像细节信息丢失,很多图像区域也因此变得模糊。例如,CBF 融合图像中的广告牌和 RP 融合图像中的行人区域,图像的细节信息被噪声所干扰,其中 CBF 融合图像中的噪声甚至造成了图像背景的模糊。CVT、DTCWH 算法的融合图像中也含有少量噪声,但图像的纹理细节信息基本得到了保留。GTF、MSVD、Fusion GAN、RFN-Nest 融合算法的融合图像中产生的噪声很少,关键目标信息也呈现出了高亮轮廓,但是图像中的很多细节区域模糊不清,丢失了很多细节纹理信息。如 GTF 融合图像中丢失了广告牌区域光照渐变的细节纹理信息,MSVD 和 Fusion GAN 在此处的融合效果相比于 GTF 较好,但光照细节信息也有些模糊,不够清晰;RFN-Nest 融合图像中的细节信息丢失严重,对广告牌上的文字信息都未能保留。NestFuse 算法的融合图像很好地保留了图像的细节信息,但图像的对比度稍弱,U2Fusion 算法的融合图像整体色调偏暗,二者的视觉体验略差。相比之下,IFCNN、DenseFuse 和本文提出的图像融合算法的融合图像对比度较高,图像中的广告牌区域字迹清晰,光照渐变纹理信息保留较好,行人区域的高亮目标轮廓清晰,易于辨识,融合效果自然。通过对融合图像的观察比较,可以发现提出的融合算法不仅很好地保留了图像中的细节纹理信息,而且图像的背景区域信息也融合得较好,图像整体的视觉效果很好。可见,本文提出的图像融合算法将可见光和红外图像中的信息进行了很好的融合,融合图像对比度高,视觉效果好。

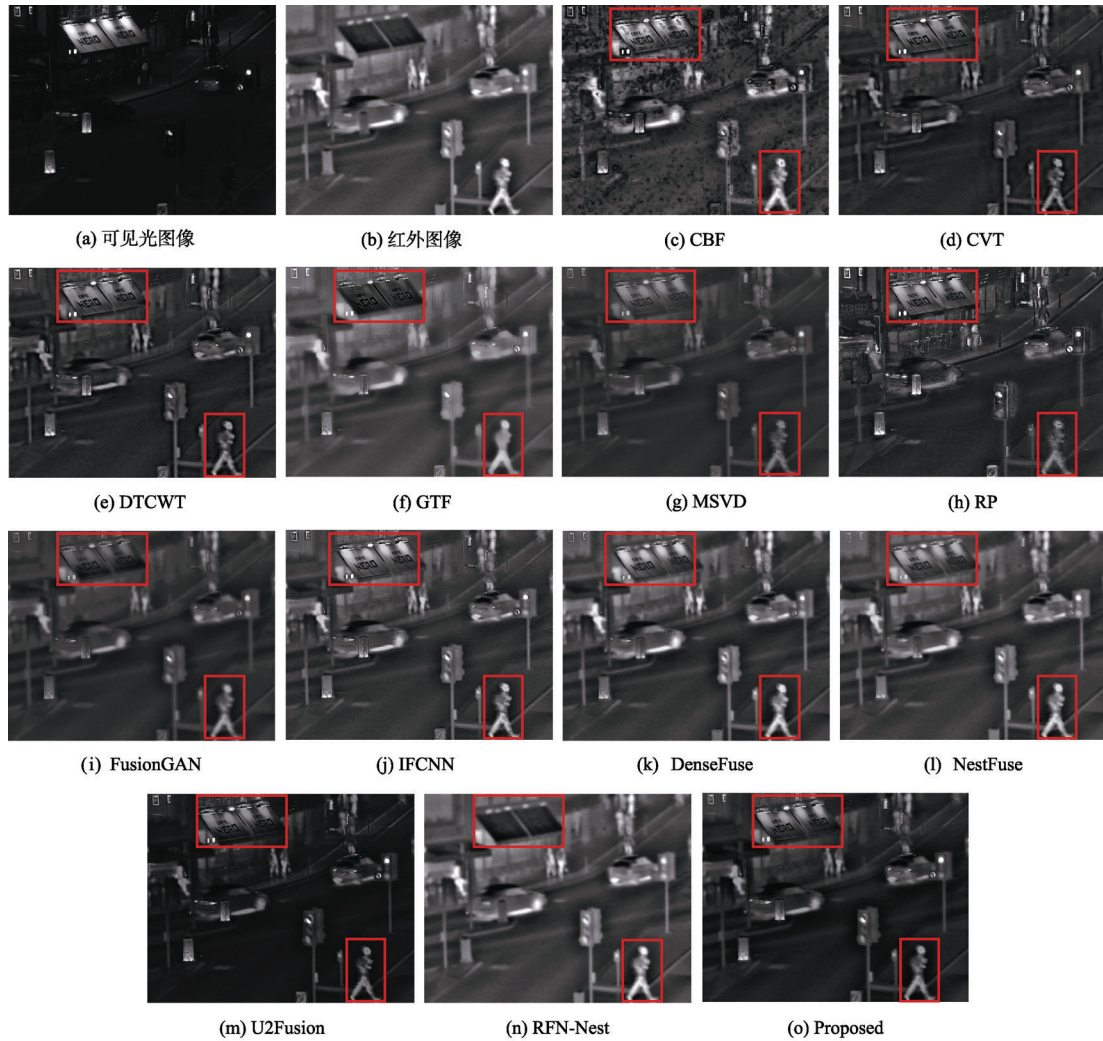


图 7 图像“街道”的融合结果
Fig. 7 Experiment on “Street” image

3.3 客观评价分析

为了客观验证融合结果的效果, 选取了信息熵 (Entropy, EN)、交叉熵 (Cross Entropy, CE)、SCD、SSIM、多尺度结构相似性 (Multi-Scale Structural Similarity Index Measure, MSSSIM)、视觉信息保真度 (Visual Information Fidelity, VIF) 作为融合图像质量的评价指标。其中, EN 可以反映图像中含有信息量的大小, 值越大表明融合图像质量越好, 但是其容易受到噪声的干扰, 可作为参考指标。CE 可以用来衡量信息量之间的距离, 其值越小, 表明融合图像的信息与源图像越相近, 融合图像的质量越好。SCD 可以衡量融合图像含有的源图像的信息量, 其值越大, 表明

融合图像从源图像中获取了更多的细节信息, 图像的融合效果更好。SSIM 可以从图像的结构、亮度、对比度三方面衡量图像间的相似度, MSSSIM 则是在 SSIM 的基础上引入了多尺度机制, 其与人眼视觉系统的视觉感知更加一致。二者的值越大, 表明融合图像与源图像越相似, 图像融合质量越好。VIF 可以衡量融合图像相对于原始图像的 VIF, 值越大, 则图像融合的效果越好。

表 2 展示了本文方法和 12 个对比融合算法在 TNO 数据集的 42 对图像上所取得的客观质量评价指标的平均值。为方便观察, 将每项指标中取得前三的结果分别用粗体、红色、绿色进行了标注。从表中结果可以看出, 本文所提出的图像融

合算法在 CE、SCD、SSIM、MSSSIM 指标上都取得了最优的结果，VIF 的结果也仅次于 U2Fusion。其中，SSIM 和 MSSSIM 指标上的结果最优，表明本算法的融合结果在图像的结构相似程度上与源图像最接近，融合图像很好地继承了源图像的亮度、对比度和结构信息。SCD 指标取得最优结果也说明了融合图像含有的源图像信息量较多，获取到的源图像的细节较多。本文的融合算法在 VIF 指标上取得了仅次于 U2Fusion 的结果，表明融合图像的 VIF 较高，视觉观感很好。

NestFuse 算法融合结果的 EN 指标最高，但观察融合结果，其图像对比度略差于本文算法。在其他指标上，本文算法也优于 NestFuse。另外，EN 的计算容易受到噪点的干扰，图像中的噪点较多会导致 EN 的计算偏高，如 CBF 算法的 EN 指标较高，但其融合图像中噪点较多。本文算法虽未能在 EN 指标上取得较好的成绩，但图像中噪点较少，而且本文算法的融合结果在 CE 上取得了最优结果，说明融合图像与源图像的信息相似程度最高，融合图像从源图像中获取的信息保留程度较好。

表 2 不同融合算法在红外与可见光图像上的客观评价指标对比
Table 2 Average values of quality metrics for fused images of different fusion algorithms

对比方法	EN	CE	SCD	SSIM	MSSSIM	VIF
CBF	6.9072	1.3011	1.3118	0.5736	0.6801	0.8075
CVT	6.5365	1.6965	1.5955	0.7112	0.9059	0.6737
DTCWT	6.4930	1.6927	1.5959	0.7181	0.9172	0.6584
GTF	6.7528	0.9758	0.9569	0.6856	0.8293	0.4819
MSVD	6.6642	1.9886	1.6568	0.7016	0.9074	0.5886
RP	6.5991	1.5578	1.5783	0.6631	0.8420	0.8406
FusionGAN	6.5144	2.6181	1.3449	0.6432	0.7560	0.5128
IFCNN	6.6924	1.6210	1.6756	0.7218	0.9164	0.6993
DenseFuse	6.9417	1.6378	1.6398	0.7194	0.8698	0.8032
NestFuse	6.9920	1.5942	1.6885	0.7098	0.8811	0.8475
U2Fusion	6.8705	1.5344	1.7726	0.6861	0.9286	0.9937
RFN-Nest	6.8475	1.4929	0.5373	0.6723	0.7069	0.7193
本文方法	6.5193	0.9133	1.8344	0.7239	0.9468	0.9134

3.4 图像预处理作用分析

为验证本文所提出的红外与可见光图像融合算法中图像预处理步骤的作用，设计了以下对比实验：

(A) 将红外图像与可见光图像分别从两路编码网络输入进行特征提取，网络其余部分保持不变；

(B) 两路编码网络合并，将红外图像与可见光图像进行拼接后输入网络进行特征提取和图像融合。为保证模型规模相当，合并后的编码网络各层间的顺序保持不变，但层数变为原先的两倍。

实验结果如表 3 所示。从表中可以看出，对源图像进行分解预处理后再进行特征提取的方法在除 CE 外的客观评级指标上都取得了最好的结

果，而且融合结果虽然未能在 CE 上取得最好结果，但其结果与实验 A 的差距也很小。这表明该图像预处理步骤有助于提取到红外和可见光图像更为全面的特征信息，有利于提升源图像的融合效果。

3.5 CFR Block 作用分析

为验证本文所提出的图像融合算法中 CFR Block 的作用，设计了以下对比实验：

(A) 为验证上下文特征的作用，将该模块中的卷积核大小统一设为 3×3 ，其余部分保持不变；

(B) 为验证多个分支进行特征提取的作用，将该模块中的卷积层合并为 1 路，加深网络深度；

(C) 将该模块合成为 1 路网络，并使用三个标准残差单元如图 4(a) 中所示替代 CFR Block 中

的卷积层, 三个残差单元的输入输出通道数分别设为 32、64、64, 另外将原先该模块后的卷积层移至第一个和第二个残差单元之间, 用来提升特征的维度。

实验结果如表 4 所示。从表中可以看出, 使用 CFR Block 进行特征提取, 融合图像在 EN、SCD、SSIM、MSSSIM 等客观质量评级指标上都

呈现出了更好的结果, 虽然未能在 CE 和 VIF 指标上保持最好结果, 但差异较小。同实验 A 的对比结果来看, CFR Block 可以有效提取到图像的上下文特征, 有助于提升图像的融合效果。同实验 B 和 C 的结果来分析, 该模块虽然网络深度较浅, 但其提取的图像特征更加丰富全面, 融合结果中源图像的结构信息和细节信息保留更好。

表 3 图像预处理分析实验结果

Table 3 Ablation study of different image preprocessing operations

对比方法	EN	CE	SCD	SSIM	MSSIM	VIF
实验 A	6.4376	0.9119	1.8031	0.7182	0.9350	0.8379
实验 B	6.3392	0.9786	1.7940	0.7121	0.9255	0.7893
本文方法	6.5193	0.9133	1.8344	0.7239	0.9468	0.9134

表 4 上下文特征分析实验结果

Table 4 Ablation study of context feature refine block

对比方法	EN	CE	SCD	SSIM	MSSIM	VIF
实验 A	6.3780	0.8310	1.7834	0.7129	0.9366	0.9219
实验 B	6.4045	0.9088	1.8006	0.6994	0.9376	0.9307
实验 C	6.3278	0.9958	1.7542	0.7215	0.9300	0.8483
本文方法	6.5193	0.9133	1.8344	0.7239	0.9468	0.9134

3.6 注意力特征融合模块作用分析

为验证本文图像融合算法中注意力特征融合模块的作用, 设计了以下对比实验:

(A) 将解码网络中残差注意力单元的注意力特征融合模块去除, 替换为标准的残差单元结构。

(B) 将注意力特征融合模块中的通道注意力特征融合模块去除, 仅使用空间注意力特征融合模块融合残差单元中的特征信息。

(C) 将注意力特征融合模块中的空间注意力特征融合模块去除, 仅使用通道注意力特征融合模块融合残差单元中的特征信息。

实验结果如表 5 所示。将实验 B 与 A 相对比发现, 使用空间注意力特征融合模块会导致融合

图像在除 VIF 以外的指标上都下降, 这说明对特征的空间信息进行增强可能会导致图像特征信息的丢失, 但是这有利于提升图像的视觉保真程度。将实验 C 与 A 相对比发现, 通道注意力特征融合模块有效地提升了融合图像对源图像中信息的保留程度。将以上实验结果和本文融合算法相比较可以发现, 将空间注意力和通道注意力相结合后, 融合图像的 EN、MSSSIM、SCD 等指标都得到了增强, 融合图像从源图像获取的信息量更多, 同时融合图像的视觉保真度也较好, 说明本文提出的注意力特征融合模块有效地结合了空间注意力和通道注意力模块的优势, 取得了一个相对更加平衡且有效的成绩。

表 5 注意力特征融合模块分析实验结果

Table 5 Ablation study of attention feature fusion block

对比方法	EN	CE	SCD	SSIM	MSSIM	VIF
实验 A	6.4325	1.0649	1.7859	0.7269	0.9370	0.8063
实验 B	6.1997	1.2404	1.7402	0.6015	0.9059	0.9440
实验 C	6.3213	0.7194	1.8303	0.7234	0.9419	0.8516
本文方法	6.5193	0.9133	1.8344	0.7239	0.9468	0.9134

4 结 论

本文提出了基于残差网络和注意力机制的红外与可见光图像融合算法。该算法通过引导滤波实现对红外图像与可见光图像的分解,通过编码器网络分别对分解后的图像进行特征提取,然后进行融合,并通过构建解码器实现对融合图像的重建。其中,利用残差网络作为模型的主干网络,引入注意力机制提高感兴趣区域的权重。实验证明,本文方法可以取得良好的融合效果,改善了单一类型图像信息量不足的问题,可用于无人机的航拍图像处理,提升无人机航拍图像捕捉目标信息的能力。然而,本文方法的融合效率还有待提高,在未来的研究工作中,可以采用更轻量化的网络进行特征提取和特征融合,在保证融合效果的同时提高运行效率,以满足实际场景的需要。

参 考 文 献

- [1] 吴健发,王宏伦,刘一恒,等. 无人机避障航路规划方法研究综述[J]. 无人系统技术, 2020, 3(1): 1-10.
- [2] 徐广通,邹汝平,王祝,等. 基于滚动规划框架的多无人机协同轨迹快速生成方法[J]. 无人系统技术, 2021, 4(2): 33-39.
- [3] 张旭东,孙智伟,吴利荣,等. 未来有人机/无人机智能协同作战顶层概念思考[J]. 无人系统技术, 2021, 4(2): 62-68.
- [4] 吴立珍,牛轶峰,王菖,等. 多无人机监督控制系统设计与实践[J]. 无人系统技术, 2020, 3(4): 42-52.
- [5] 李宏男,吴立珍,牛轶峰,等. 面向无人机小样本目标识别的元学习方法研究[J]. 无人系统技术, 2019, 2(6): 17-22.
- [6] 罗迪,王从庆,周勇军. 一种基于生成对抗网络与注意力机制的可见光和红外图像融合方法[J]. 红外技术, 2021, 43(6): 566-574.
- [7] 娄熙承,冯鑫. 潜在低秩表示框架下基于卷积神经网络结合引导滤波的红外与可见光图像融合[J]. 光子学报, 2021, 50(3): 188-201.
- [8] 周怡,马佳义,黄珺. 基于互导滤波和显著性映射的红外可见光图像融合[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(6): 1404-1413.
- [9] Toet A. Hierarchical image fusion[J]. Machine Vision and Applications, 1990, 3(1): 1-11.
- [10] Burt P J, Kolczynski R J. Enhanced image capture through fusion[C]. 1993 (4th) International Conference on Computer Vision, Berlin, Germany, 1993.
- [11] Liu Z, Tsukada K, Hanasaki K, et al. Image fusion by using steerable pyramid[J]. Pattern Recognition Letters, 2001, 22(9): 929-939.
- [12] Toet A. Image fusion by a ratio of low-pass pyramid[J]. Pattern Recognition Letters, 1989, 9(4): 245-253.
- [13] Yan X, Qin H, Li J, et al. Infrared and visible image fusion with spectral graph wavelet transform[J]. JOSA A, 2015, 32(9): 1643-1652.
- [14] Chipman L J, Orr T M, Graham L N. Wavelets and image fusion[C]. Proceedings of International Conference on Image Processing, Washington, DC, USA, 1995.
- [15] Zou Y, Liang X, Wang T. Visible and infrared image fusion using the lifting wavelet[J]. TELKOMNIKA Indonesian Journal of Electrical Engineering, 2013, 11(11): 6290-6295.
- [16] Song Y, Xiao J, Yang J, et al. Research on MR-SVD based visual and infrared image fusion[C]. Infrared Technology and Applications, and Robot Sensing and Advanced Control. International Society for Optics and Photonics, Beijing, China, 2016.
- [17] Yang B, Li S. Multifocus image fusion and restoration with sparse representation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2009, 59(4): 884-892.
- [18] Li S, Yin H. Multi-modal image fusion with joint sparsity model[J]. Optical Engineering, 2011, 50(6): 7007.
- [19] Wang J, Peng J, Feng X, et al. Fusion method for infrared and visible images by using non-negative sparse representation[J]. Infrared Physics & Technology, 2014, 67: 477-489.
- [20] Liu Y, Wang Z. Simultaneous image fusion and denoising with adaptive sparse representation[J]. IET Image Processing, 2015, 9(5): 347-357.
- [21] Li H, Wu X J, Kittler J. Infrared and visible image fusion using a deep learning framework[C]. 2018 24th international conference on pattern recognition (ICPR), Beijing, China, 2018.
- [22] Li H, Wu X J. DenseFuse: A fusion approach to infrared and visible images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 28(5): 2614-2623.
- [23] Ma J, Yu W, Liang P, et al. FusionGAN: A generative adversarial network for infrared and visible image fusion[J]. Information Fusion, 2019, 48: 11-26.
- [24] He K, Sun J, Tang X. Guided image filtering[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2012, 35(6): 1397-1409.
- [25] Toet A. TNO image fusion dataset, 2014[EB/OL]. 2014[2021]. https://figshare.com/articles/dataset/TNO_Image_Fusion_Dataset/1008029.
- [26] Kumar B K S. Image fusion based on pixel significance using cross bilateral filter[J]. Signal, Image and Video Processing, 2015, 9(5): 1193-1204.
- [27] Nencini F, Garzelli A, Baronti S, et al. Remote sensing image fusion using the curvelet transform[J]. Information Fusion, 2007, 8(2): 143-156.
- [28] Lewis J J, O'Callaghan R J, Nikolov S G, et al. Pixel-and region-based image fusion with complex wavelets[J]. Information

fusion, 2007, 8(2): 119-130.

- [29] Naidu V P S. Image fusion technique using multi-resolution singular value decomposition[J]. Defence Science Journal, 2011, 61(5): 479.
- [30] Zhang Y, Liu Y, Sun P, et al. IFCNN: A general image fusion framework based on convolutional neural network[J]. Information Fusion, 2020, 54: 99-118.
- [31] Li H, Wu X J, Durrani T. NestFuse: An infrared and visible image fusion architecture based on nest connection and spatial/channel attention models[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(12): 9645-9656.
- [32] Xu H, Ma J, Jiang J, et al. U2 fusion: A unified unsupervised image fusion network[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(1): 502-518.
- [33] Li H, Wu X J, Kittler J. RFN-Nest: An end-to-end residual fusion network for infrared and visible images[J]. Information Fusion, 2021, 73: 72-86.

作者简介:



李国梁 (1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为图像融合。



向文豪 (1981-), 男, 博士, 研究员, 主要研究方向为无人机系统总体、协同应用、跨域协同控制。本文通信作者。



张顺利 (1985-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为视频图像处理、计算机视觉等。



张博勋 (1984-), 男, 学士, 高级工程师, 主要研究方向为无人机系统总体、协同应用。

[引用格式] 刘明威, 高兵兵, 王鹏飞, 等. 基于神经网络自适应 PID 的无人机编队避障飞行控制研究[J]. 无人系统技术, 2022, 5(2): 22-32.

基于神经网络自适应 PID 的无人机编队 避障飞行控制研究

刘明威, 高兵兵, 王鹏飞, 刘亚南, 李怡萌, 李沛琦

(西北工业大学自动化学院, 西安 710072)

摘要: 针对无人机编队避障飞行控制难题, 研究了无人机编队避障航迹规划与智能控制技术。首先, 提出一种基于改进人工势场法的无人机编队航迹规划算法, 利用改进势场函数和引入“随机波动”法等手段, 解决了传统人工势场法用于无人机编队航迹规划时遇到的无法到达目标点以及局部最小值问题, 并提升了传统算法航迹规划的速度和鲁棒性。其次, 设计了一种新的 BP 神经网络辅助的自适应 PID 无人机编队智能控制算法, 通过利用神经网络的在线学习能力, 实现了 PID 参数的优化整定, 提高了现有 PID 算法的计算精度。最后, 通过无人机编队避障飞行控制仿真实验, 验证了提出方法的有效性, 基于 NN-PID 控制律的编队控制器能够更好地对无人机编队进行有效的控制。

关键词: 人工势场; 神经网络; 函数优化; 自适应 PID; 航迹规划; 无人机编队控制

中图分类号: TP203

文献标识码: A

文章编号: 2096-5915(2022)02-22-11

DOI: 10.19942/j.issn.2096-5915.2022.2.013

Research on UAV Formation Obstacle Avoidance Flight Based on Neural Network Adaptive PID Control

LIU Mingwei, GAO Bingbing, WANG Pengfei, LIU Yanan, LI Yimeng, LI Peiqi

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Aiming at the difficult problem of UAV formation obstacle avoidance flight control, the UAV formation trajectory planning and intelligent control technology has been carried out. First, an improved artificial potential field UAV formation trajectory planning algorithm is proposed, which solves the problem of unable to reach the target point and local minimum encountered of traditional artificial potential field method for UAV formation trajectory planning by improving the potential field function and introducing the “random fluctuation” method. And improve the speed and robustness of traditional algorithm trajectory planning. Secondly, a new neural network-assisted adaptive PID UAV formation intelligent control algorithm is designed. By using the online learning ability of the neural network, the optimization of PID parameters is realized, and the calculation accuracy of the existing PID algorithm is improved. Finally, through the UAV formation obstacle avoidance flight control simulation experiment, the effectiveness of the method proposed in this paper is verified.

Key words: Artificial Potential Field; Neural Networks; Function Optimization; Adaptive PID; Path Planning;

收稿日期: 2021-06-18; 修回日期: 2021-07-21

基金项目: 陕西省大学生创新创业项目 (S202010699499); 国家自然科学基金 (41904028); 陕西省自然科学基金基础研究计划 (2020JQ-150)

UAV Formation Control

1 引言

无人驾驶飞机, 简称无人机 (Unmanned Aerial Vehicle, UAV), 通常是指无飞行员驾驶、具备自主控制能力且可多次使用的一类飞行器^[1-2]。相较于有人驾驶飞机, 无人机具有成本低、使用灵活、适用范围广等优点^[3]。然而, 单架无人机存在容错率低、侦察效率有限等问题。因此, 编队飞行已成为无人机应用的一个重要趋势。

无人机编队飞行^[4], 即在多架无人机上搭载多种作战设备, 并将无人机群按照特定的队形排列, 在飞行过程中将各无人机上设备进行组合使用, 从而提升无人机的作战能力。与单架无人机相比, 无人机编队凭借其分布式、协同式和并行性等优势, 在解决很多复杂任务问题上具有特有的优势。

航迹规划是无人机编队避障飞行控制系统设计中的一个重要环节。轨迹规划是指在一定的约束条件下, 对从初始点到目标点的轨迹进行规划, 以满足一定的性能指标。同时, 无人机航迹规划也是无人机控制研究的一个难点, 是无人机协调的基础。目前, 针对无人机航迹规划问题, 许多专家已提出了不少航迹规划算法, 航迹规划算法研究初期, 主要是求解从起始点到目标点的最优/次优航迹问题, 但随着作战要求的提升, 复杂障碍^[5-6]和受限飞行空间^[7]等多约束场景下的航迹规划算法逐渐成为研究的热点。

目前, 无人机航迹规划算法可以归纳为三大类: ①数学推导方法; ②智能规划方法; ③仿生行为方法。数学推导方法主要是建立适当的数学模型, 利用数学方法进行最优路径求解, 包括最优控制算法^[8]、动态规划法^[9]、梯度法^[10]以及图论方法, 如 Dijkstra 法^[11]等; 智能规划方法通过在基础智能算法上加以改进, 应用于路径规划过程中, 包括遗传算法^[12]、蚁群算法^[13]、A*算法^[14]和人工势场法^[15]等; 其中, 人工势场法是一种成熟且高效的规划方法^[16], 其数学描述清晰, 规划

速度快。但是, 传统人工势场法存在“目标不可达”和“局部最小值”问题。本文在传统人工势场法的基础上, 引入“随机波动”的概念, 对势场函数进行改进, 以提高人工势场法的计算速度, 解决人工势场法的最小目标和不可达目标问题。

无人机编队控制算法研究初期, 主要采用线性控制算法。这些方法一般都将无人机看作质点模型或者利用自动驾驶仪模型来模拟无人机响应, 但随着对控制算法要求的进一步提升, 质点模型逐渐被替换为复杂的非线性无人机数学模型。PID 控制方法因其控制算法简单、效果好等优势被广泛应用于各领域。同时, PID 控制方法也被应用于无人机编队控制中。然而传统 PID 算法在面对编队结构复杂、易受外界干扰影响的无人机编队控制系统时, 难以满足控制要求, 并且需要多次手动调试来实现参数整定。而神经网络控制算法具有从环境中学习并不断改变自己控制输出的能力。本文提出了一种将 PID 控制与神经网络理论相结合的无人机编队控制算法, 以解决现有 PID 算法控制精度和鲁棒性差的问题。

由于神经控制具有非线性程度高、鲁棒性强等优点, 因此所提出的神经网络自适应 PID 编队控制算法可以取到更好的控制效果。

2 无人机集群航迹规划

2.1 人工势场法

将无人机和飞行空间分别抽象为一个质点和一个虚拟势场^[17-18], 无人机在虚拟势场中受到目标点的引力作用、障碍物的斥力作用^[19], 在二者共同作用下, 无人机将沿着合力的方向运动, 并逐步靠近目标点。

无人机的受力情况如图 1 所示。其中, F_{att} 为无人机所受的引力, F_{rep} 为无人机所受的斥力。

虚拟人工势场为一个矢量场, 假定无人机为势场中的一个质点 q , 总势场为

$$U(q) = U_{\text{att}}(q) + U_{\text{rep}}(q) \quad (1)$$

其中, $U(q)$ 为总势场, $U_{\text{att}}(q)$ 为引力场, $U_{\text{rep}}(q)$ 为斥力场。

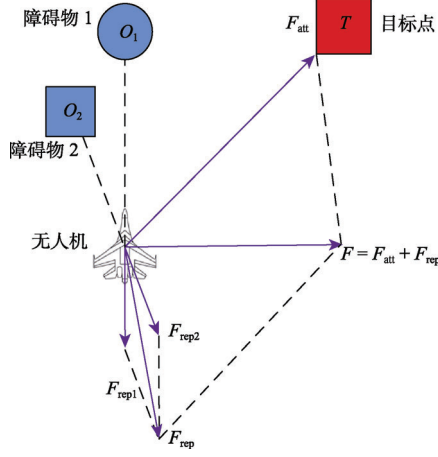


图 1 无人机在人工势场中的受力

Fig. 1 Force of UAV in artificial potential field

设 q 为三维飞行空间中的一点, 则该点的引力势函数和斥力势函数分别为

$$U_{\text{att}}(q) = \frac{1}{2} k \rho_g^2(q) \quad (2)$$

$$U_{\text{rep}}(q) = \begin{cases} \frac{1}{2} m \left[\frac{1}{\rho(q)} - \frac{1}{\rho_0} \right], & \rho(q) \leq \rho_0 \\ 0, & \rho(q) > \rho_0 \end{cases} \quad (3)$$

其中, k 和 m 是引力系数和斥力系数; $\rho_g(q)$ 和 $\rho(q)$ 分别是 q 到目标点和障碍物的距离; ρ_0 是障碍物最大影响距离。

2.2 人工势场的改进

当无人机靠近目标点时, 受到目标点的斥力作用增大, 使无人机难以靠近目标点, 故将距离量 $l(q)$ 引入斥力场函数, 使无人机在目标点所受的斥力为 0, 使目标点成为势场最小点, 因此无人机可以顺利到达^[20-21]。为了解决无人机在远离目标点的位置所受斥力较大, 影响规划的快速性问题, 引入约束距离 $l^*(q)$, 将无人机航迹规划过程进行分段处理, 保证目标可达条件的同时, 提升航迹规划的快速性。

改进后的斥力场函数为

$$U_{\text{rep}}^*(q) = \begin{cases} \frac{1}{2} m \left[\frac{1}{\rho(q)} - \frac{1}{\rho_0} \right]^2 [l(q)]^k, & \rho(q) \leq \rho_0 l(q) < l^*(q) \\ \frac{1}{2} m \left[\frac{1}{\rho(q)} - \frac{1}{\rho_0} \right]^2, & l < \rho(q) \leq \rho_0 l(q) \\ 0, & \rho(q) > \rho_0 \end{cases} \quad (4)$$

其中, k 为大于 0 的实数, 其值可根据仿真实验测定。

无人机受到目标点的引力和障碍物的斥力分别由该点引力势函数和斥力势函数的负梯度得到:

$$F_{\text{att}}(q) = -\text{grad}[U_{\text{att}}(q)] = k \rho_g(q) \quad (5)$$

$$F_{\text{rep}}(q) = -\text{grad}[U_{\text{rep}}(q)]$$

$$= \begin{cases} F_{\text{rep1}}(q) + F_{\text{rep2}}(q), & \rho(q) \leq \rho_0 l(q) < l^*(q) \\ m \left[\frac{1}{\rho(q)} - \frac{1}{\rho_0} \right]^2 \frac{1}{\rho^2(q)}, & l < \rho(q) \leq \rho_0 l(q) \\ 0, & \rho(q) > \rho_0 \end{cases} \quad (6)$$

式中

$$F_{\text{rep1}}(q) = m \left[\frac{1}{\rho(q)} - \frac{1}{\rho_0} \right] \frac{1}{\rho^2(q)} [l(q)]^k \frac{\partial \rho}{\partial X}$$

$$\|F_{\text{rep1}}(q)\| = m \left[\frac{1}{\rho(q)} - \frac{1}{\rho_0} \right] \frac{1}{\rho^2(q)} [l(q)]^k$$

$$F_{\text{rep2}}(q) = -\frac{nm}{2} \left[\frac{1}{\rho(q)} - \frac{1}{\rho_0} \right]^2 [l(q)]^{k-1} \frac{\partial l(q)}{\partial X}$$

$$\|F_{\text{rep2}}(q)\| = -\frac{nm}{2} \left[\frac{1}{\rho(q)} - \frac{1}{\rho_0} \right]^2 [l(q)]^{k-1}$$

其中, $F_{\text{rep1}}(q)$ 和 $F_{\text{rep2}}(q)$ 为斥力 $F_{\text{rep}}(q)$ 的两个分力; $F_{\text{rep1}}(q)$ 指向无人机, $F_{\text{rep2}}(q)$ 指向目标点, $\|F_{\text{rep1}}(q)\|$ 和 $\|F_{\text{rep2}}(q)\|$ 分别为两分力的模。

对于存在多个障碍物的情况, 采用势场的叠加性得到总势场 $U(q)$ 为

$$U_{qq} = U_{\text{att}}(q) + \sum_{i=1}^n F_{\text{repi}}(q) \quad (7)$$

其中, n 为障碍物个数。

无人机受到的合力为

$$F_{\text{sum}}(q) = F_{\text{att}}(q) + \sum_{i=1}^n F_{\text{repi}}(q) \quad (8)$$

无人机在改进势场中受力情况如图 2 所示,

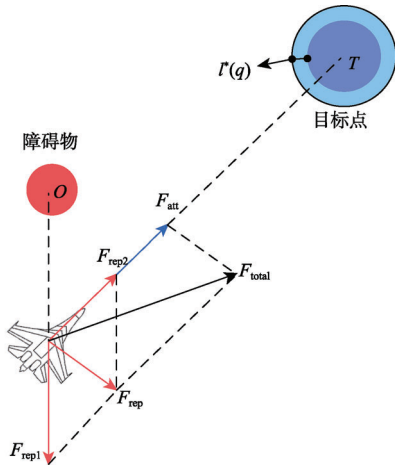


图 2 无人机在改进势场中的受力示意图
Fig. 2 Force of UAV in improved potential field

$l^*(q)$ 为针对距离目标点的约束距离。

在人工势场法中, 还存在局部极小值的问题^[22-24], 当质点所受的斥力与引力相平衡时, 质点停留在平衡点无法前进, 陷入局部极小状况。为解决这一问题, 采用“随机波动法”在原有受力的基础上引入大小为 $F_{help} = \omega * \|F_{att}(q)\|$ 的“随机外力”, 方向垂直于无人机当前位置与目标的连线, 且满足右手法则, 其中 ω 为比例系数。

根据上述改进的人工势场法得到初始航迹, 对该航迹圆滑处理后即可得到无人机的规划航迹。

3 神经网络自适应 PID

传统的 PID 控制算法由于无人机编队结构复杂, 外界干扰因素多, 难以满足编队控制系统的控制指标。并且通过手动调试来进行 PID 参数整定, 难以得到最优结果。而神经网络具有较强的多维非线性映射能力, 同时能够逼近任意的非线性函数, 有着最优泛函数逼近能力。

传统的神经网络 PID 模型偏向于对 PID 参数的在线整定, 在其控制过程中易出现被控量震荡效果较大的现象, 并且当存在不可控的系统误差时, 原有的神经网络 PID 控制算法难以做出快速的应对处理, 导致编队控制系统的失稳。

针对上述问题, 引入 BP 神经网络构建了一种新的 PID 模型, 区别于其他神经网络在线搜索 PID 参数的方法, 本模型是在使用 PID 控制器的

基础上利用神经网络进行实时误差校正, 提升了编队控制系统的精度和鲁棒性。

3.1 BP 神经网络

BP 神经网络^[25]是一个三层神经网络, 由一个输入层、一个隐含层和一个输出层组成, 它们之间由可修正的权值 w_{ij} 与 w_{jk} 互连。输入层是将系统外界的信息和数据输入至神经网络之中, 其整个输入层的信息节点数量等于网络中需要处理信息的总维度; 隐含层处于输入层和输出层之间, 通过数值运算实现信息向量的传导过程, 是神经网络的主体部分; 输出层的作用是将隐含层所传递来的信息进行解算并输出, 同时进行误差的反向传播, 实现误差校正的过程。BP 神经网络结构图如图 3 所示。

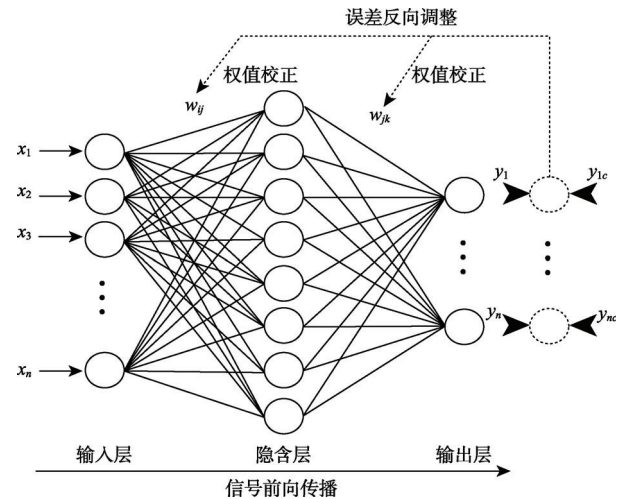


图 3 BP 神经网络结构
Fig. 3 BP neural network structure

传统的 BP 算法, 存在以下缺点:

- (1) 神经网络因其规模复杂, BP 学习过程中计算量增多, 导致学习的收敛速度降低, 难以达到对控制对象的控制的快速收敛;
- (2) 在某些初始条件下, BP 算法采用的梯度下降法会导致产生的解陷入局部最优, 并非全局最优;
- (3) 无法从理论上推导出精确的学习率模型, 学习速率的经验式设置不利于网络的训练。

3.2 改进的神经网络自适应 PID 编队控制算法

针对神经网络的一些缺点, 本节对传统的 BP

算法进行了改进,通过引入动态量、梯度调节因子以及优化学习率更新策略来提高神经网络的收敛速率,同时避免算法陷入局部最优状态。

(1) 引入动量项

标准的 BP 网络中,权值调整公式如下^[26]:

$$\Delta w(k) = -\eta \frac{\partial J(k)}{\partial w(k)} \quad (9)$$

由式(9)可知,影响 k 时刻权重调整值的因素只与 k 时刻的目标误差项 $J(k)$ 和当前的权重 $w(k)$ 有关,忽略了 k 时刻之前历史权值信息对当前权值调整的影响。通过引入动量项,增加历史信息的影响,得到

$$\Delta w(k) = -\eta(1-\alpha) \frac{\partial J(k)}{\partial w(k)} + \alpha\beta\Delta w(k-1) + \alpha(1-\beta)\Delta w(k-2) \quad (10)$$

其中, $\alpha\beta\Delta w(k-1)$, $\alpha(1-\beta)\Delta w(k-2)$ 为引入的动量项; $\Delta w(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻生成的权值调整量, $\Delta w(k-2)$ 为 $k-2$ 时刻生成的权值调整量; α 、 β 为动量调整因子,目的是合理规划梯度下降法和历史信息在 k 时刻权值调节中的权重。

通过引入动态量调节因子,实现了历史信息对当前信息的影响,提升了算法的收敛速度,同时优化算法的动态性能。在加入动量项 $\Delta w(k) \neq \Delta w(k-1)$, $\Delta w(k) \neq \Delta w(k-2)$ 后,消除了 $\Delta w(k) = \Delta w(k-1) = \Delta w(k-2)$ 情况下导致的局部死循环问题。

(2) 引入梯度调节因子

标准 BP 算法在对权值进行调整时,仅根据 k 时刻的负梯度方向来得到,当网络学习训练过程中出现外界干扰导致较大变动时,常规的 BP 算法难以在短时间内收敛。针对上述问题,在式(10)的基础上引入梯度调节因子 γ , 得到

$$\Delta w(k) = -\eta(1-\alpha) \left[(\gamma-1) \frac{\partial J(k)}{\partial w(k)} - \gamma \frac{\partial J(k)}{\partial w(k-1)} \right] + \alpha\Delta w(k-1) + \alpha\beta\Delta w(k-2) \quad (11)$$

由式(11)可以看出,在引入梯度调节因子后,计算 k 时刻的权重修正值 $\Delta w(k)$ 时,同时参考 k 时刻以及 $k-1$ 时刻的梯度值,提升了网络的快速收敛性和鲁棒性。

(3) 改进学习速率

传统 BP 神经网络算法中学习率 η 的选取会直接影响权值调整量的大小,进而影响网络的收敛效率。若 η 选取过大,会引起收敛过程中极小值问题;若 η 选取过小,网络的收敛速度很慢。

对于优化传统 BP 神经网络算法学习率,目前较为常用的方法是动态学习法^[27],其核心思想是将算法的学习率由定常数改为一个分段时变函数,其表达式如下:

$$\eta(k+1) = \begin{cases} (1+\lambda)\eta(k), & J(k) < J(k-1) \\ (1-\lambda)\eta(k), & J(k) > J(k-1) \\ \eta(k), & J(k) = J(k-1) \end{cases} \quad (12)$$

由式(12)可知,动态学习法中输出层和隐含层的学习率为同一个值 η ,这样会导致不同网络层中神经元的更新效率较为类似,进而造成网络资源的浪费。本节在动态学习的基础上,对学习率进行分层定义,有利于不同层级神经元学习效率的提高,定义如下:

$$\eta_1(k+1) = \begin{cases} (1+\lambda_1)\eta_1(k), & J(k) < J(k-1) \\ (1-\lambda_1)\eta_1(k), & J(k) > J(k-1) \\ \eta_1(k), & J(k) = J(k-1) \end{cases} \quad (13)$$

$$\eta_2(k+1) = \begin{cases} (1+\lambda_2)\eta_2(k), & J(k) < J(k-1) \\ (1-\lambda_2)\eta_2(k), & J(k) > J(k-1) \\ \eta_2(k), & J(k) = J(k-1) \end{cases} \quad (14)$$

其中, η_1 和 η_2 分别为隐含层与输出层的神经元学习率; λ_1 和 λ_2 为分层学习率对应的调节因子; $J(k)$ 和 $J(k-1)$ 分别为 k 时刻及 $k-1$ 时刻的目标误差项。

改进后的神经网络自适应 PID 算法步骤如下所示:

Step 1: 确定 BP 神经网络的结构。

确定输入层节点数为 2 个,分别线性混合误差及其变化率 e 和 de ; 隐含层节点数为 7 个; 输出层节点数为 3 个,分别对应 PID 控制器的三个参数的调整量 Δk_p 、 Δk_i 和 Δk_d 。

在编队控制器中,共包含三个通道神经网络,其对应的输入分别为 e_{vi} 和 de_{vi} 、 e_{ψ_i} 和 de_{ψ_i} 、 e_{zi} 和 de_{zi} ; 输出分别对应三个不同通道的 PID 参数调整量 Δk_{vp} 、 Δk_{vi} 和 Δk_{vd} , $\Delta k_{\psi p}$ 、 $\Delta k_{\psi i}$ 和 $\Delta k_{\psi d}$, Δk_{zp} 、

Δk_{zi} 和 Δk_{zd} 。其中, e_{vi} 、 $e_{\psi i}$ 和 e_{zi} 分别为速度、航向角和高度通道的线性混合误差; de_{vi} 、 $de_{\psi i}$ 和 de_{zi} 分别为误差 e_{vi} 、 $e_{\psi i}$ 和 e_{zi} 的变化率。

Step 2: 设置神经网络各神经元连接权重的初始值。

连接权值初始化过程中, 选择 0~1 之间的随机数作为神经元连接权重的初始值, 即 $w_{ij}, w_{jk} \in [0, 1]$ 。

Step 3: 选择激活函数。

ReLU 函数在收敛速度上比 tanh 函数快, 且矫正了梯度消失问题。因此, 隐含层选择收敛速度较快的 ReLU 函数

$$f_1(x) = \max(0, x) \quad (15)$$

由于输出层节点 k_p 、 k_i 和 k_d 均不能小于 0, 因此选择非负的双曲正切函数作为这一层的激活函数, 其表达式如下:

$$f_2(x) = \frac{e^x}{e^x + e^{-x}} \quad (16)$$

Step 4: 对当前 k 时刻的三通道的混合误差 e_{vi} 、 $e_{\psi i}$ 和 e_{zi} 进行采样, 并计算其对应的误差变化率 de_{vi} 、 $de_{\psi i}$ 和 de_{zi} 。分别计算网络输入层输入、隐含层输入、隐含层输出、输出层输入和输出层输出。其中

输入层输入为

$$x = x(i), i = 1, 2 \quad (17)$$

隐含层输入为

$$\text{net}_j = \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} + w_{j0} = w_j x \quad (18)$$

隐含层输出为

$$o_j = f_1(\text{net}_j), j = 1, 2, \dots, 7 \quad (19)$$

输出层输入为

$$\text{net}_k = \sum_{j=1}^m o_j w_{jk} + w_{k0} = w_k y \quad (20)$$

输出层输出为

$$y_k = f_2(\text{net}_k), k = 1, 2, 3 \quad (21)$$

Step 5: 根据神经网络的输出来校正原有的 PID 控制器参数, 并根据增量式数字 PID 控制的

解算出神经网络 PID 控制器输出的控制值 $u(k)$:

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \quad (22)$$

采用增量数字 PID 控制的解算 $\Delta u(k)$, 其表达式如下

$$\Delta u(k) = k_p^{nn} [e(k) - e(k-1)] + k_i^{nn} e(k) + k_d^{nn} [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (23)$$

其中, k_p^{nn} 、 k_i^{nn} 和 k_d^{nn} 分别为通过神经网络实时校正后的 PID 控制器参数, 其表达式如下

$$k_p^{nn} = k_p + \Delta k_p^{nn} \quad (24)$$

$$k_i^{nn} = k_i + \Delta k_i^{nn} \quad (25)$$

$$k_d^{nn} = k_d + \Delta k_d^{nn} \quad (26)$$

其中, Δk_p 、 Δk_i 和 Δk_d 为式(21)计算得到的 y_1 、 y_2 和 y_3 。

Step 6: 三通道神经网络 PID 控制器设计。

在传统 PID 的基础上, 设计速度、航向角以及高度三通道神经网络自适应 PID 控制律对僚机的状态进行控制。三个通道的控制器设计如下。

速度通道控制器设计:

$$v_{ic} = k_{vp}^{nn} e_{vi} + k_{vi}^{nn} \int_0^t e_{vi} dt + k_{vd}^{nn} \frac{de_{vi}}{dt} \quad (27)$$

航向角通道控制器设计:

$$\psi_{ic} = k_{\psi p}^{nn} e_{\psi i}^{new} + k_{\psi i}^{nn} \int_0^t e_{\psi i}^{new} dt + k_{\psi d}^{nn} \frac{de_{\psi i}^{new}}{dt} \quad (28)$$

高度通道控制器设计:

$$z_{ic} = k_{zp}^{nn} e_{zi} + k_{zi}^{nn} \int_0^t e_{zi} dt + k_{zd}^{nn} \frac{de_{zi}}{dt} \quad (29)$$

其中, k_{vp}^{nn} 、 k_{vi}^{nn} 和 k_{vd}^{nn} , $k_{\psi p}^{nn}$ 、 $k_{\psi i}^{nn}$ 和 $k_{\psi d}^{nn}$, k_{zp}^{nn} 、 k_{zi}^{nn} 和 k_{zd}^{nn} 分别对应每个通道控制器的比例系数、积分系数和微分系数。

Step 7: 设定目标函数 $J(k)$

$$J(k) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l [y(k) - y_c(k)]^2 \quad (30)$$

其中, $y(k)$ 为被控对象的实际输出, $y_c(k)$ 为被控对象的期望输出。

Step 8: 调整输出层的连接权值 w_{jk} 与隐含层的连接权值 w_{ij} 。

使用改进的 BP 神经网络优化算法, 根据双

梯度修正规则, 使用分层分段式学习速率 η_1 和 η_2 , 计算更新后的隐含层和输出层连接权值为

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \Delta w_{ij} = w_{ij}(k) + \eta_1 x_i \delta_j \quad (31)$$

$$w_{jk}(k+1) = w_{jk}(k) + \Delta w_{jk} = w_{jk}(k) + \eta_2 o_i \delta_k \quad (32)$$

Step 9: 若性能指标函数 $J(k)$ 小于设定值, 说明网络输出的 3 个参数已满足 PID 控制器要求, 学习结束; 反之, 令 $k = k + 1$, 返回 Step 4 继续学习。

4 仿真验证与分析

为了验证提出的改进人工势场法与神经网络自适应 PID 编队控制算法, 本节选择 3 架无人机组成飞行编队, 建立二维环境障碍威胁, 并进行仿真验证与分析。

4.1 编队飞行控制系统仿真

设定编队主机初始位置为 $[0, 0, 3000]^T \text{m}$, 目标点位置为 $[15000, 15000, 3000]^T \text{m}$, 障碍物选用影响半径为 500m 的圆形障碍模型, 其对应的位置为 $[5000, 5000, 3000]^T \text{m}$ 、 $[8700, 6800, 3000]^T \text{m}$ 和 $[13000, 11000, 3000]^T \text{m}$ 。飞行编队避障飞行航迹如图 4 所示。

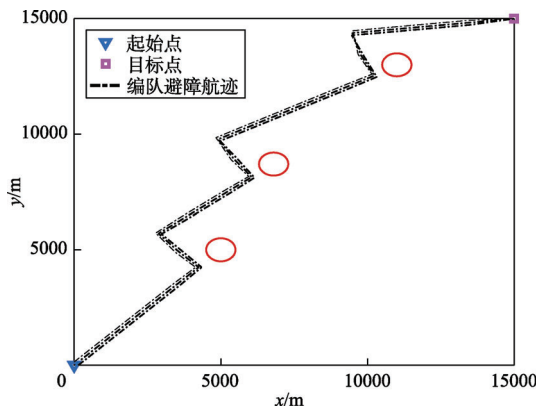


图 4 二维避障航迹曲线图

Fig. 4 Avoidance track curve in two-dimensional obstacle

图 4 为航迹规划算法解算的编队航迹; 图 5 是根据导引函数对编队航迹进行解算后的可执行航迹路线, 在导引处理后的航迹上进行编队飞行

控制系统仿真实验。设置编队无人机个数为 3 架, 编队队形为平行编队, 平行间距为 100 m, 仿真时间为 400 s, 采样周期为 0.1 s。仿真结果如图 6 所示。

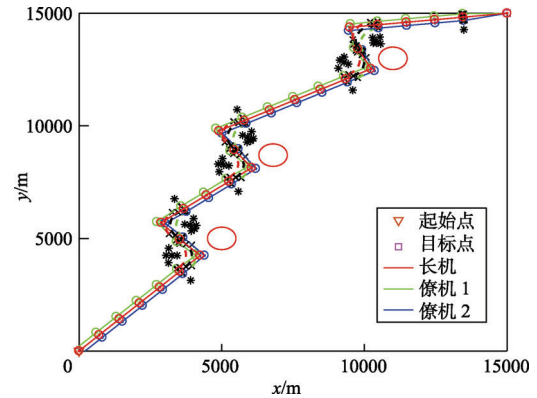


图 5 二维避障航迹导引曲线图

Fig. 5 Guidance curve for two-dimensional obstacle avoidance trajectory

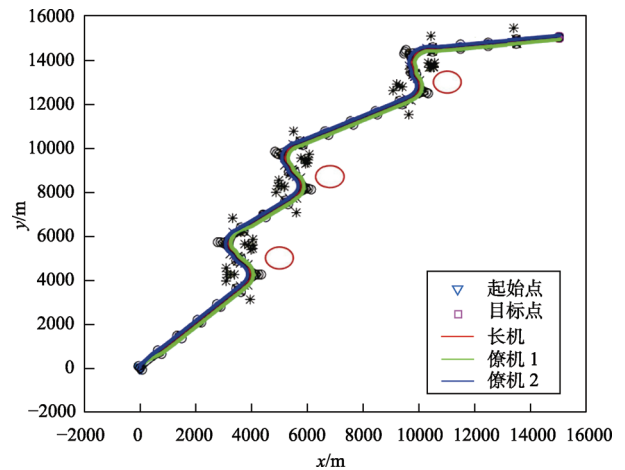


图 6 无人机编队飞行航线二维轨迹图

Fig. 6 Two-dimensional trajectory of UAV formation flight

从图 6 可以看出, 无人机能够快速且稳定地跟踪预设避障航线, 通过飞行控制系统实时控制, 能够稳定且有效地到达目标点。

图 7~9 表示了编队 3 架无人机的位置间距变化曲线, 通过仿真结果可以看出, 无人机编队在飞行过程中能够保持期望队形并具有较强的鲁棒性, 在 56~140 s、170~220 s 和 290~350 s 区间编队处于机动转弯过程, 位置间距有所变化但其误差较小, 转弯完成后能够快速收敛至指定值。

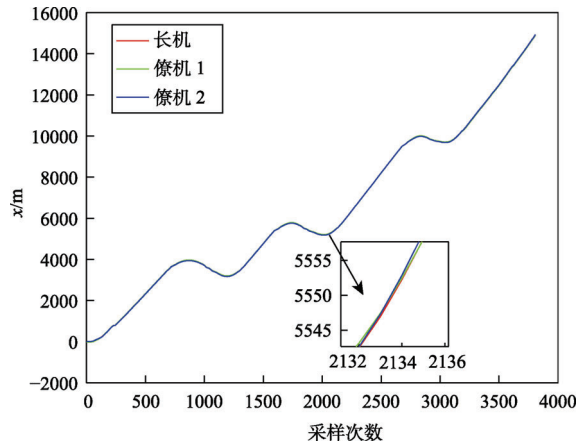


图 7 x 方向位置变化曲线图
Fig. 7 Change of position in x direction

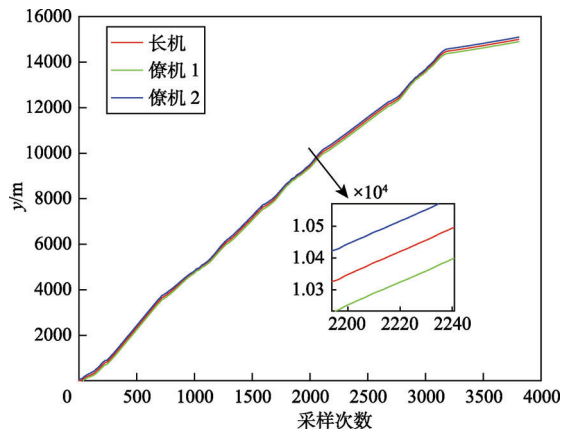


图 8 y 方向位置变化曲线图
Fig. 8 Change of position in y direction

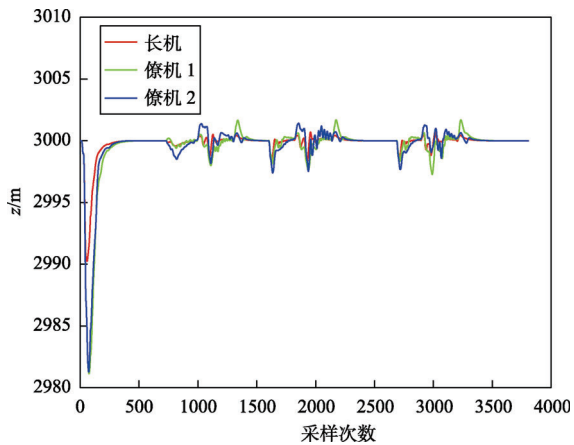


图 9 z 方向位置变化曲线图
Fig. 9 Change of position in z direction

图 10~12 表示了编队 3 架无人机的位置间距变化曲线, 通过仿真结果可以看出, 无人机编队在飞行过程中能够保持期望队形并具有较强的鲁

棒性, 在 56~140 s、170~220 s 和 290~350 s 区间编队处于机动转弯过程, 位置间距有所变化但其误差较小, 转弯完成后能够快速收敛至指定值。

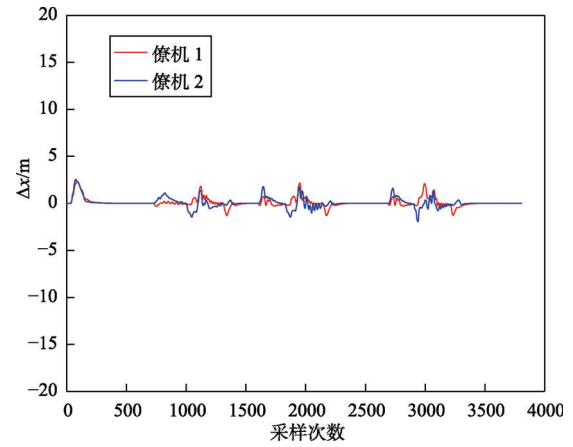


图 10 x 方向编队间距变化曲线图
Fig. 10 Change of formation spacing in x direction

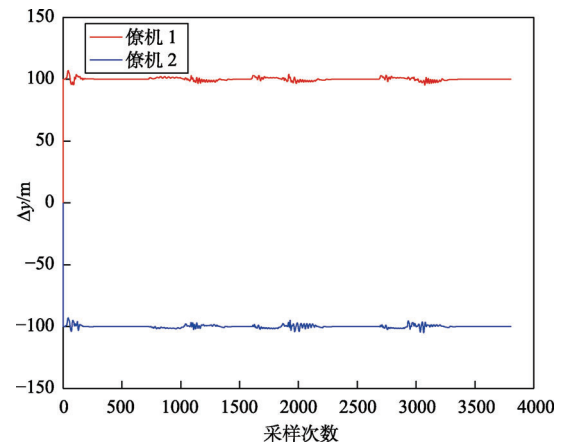


图 11 y 方向编队间距变化曲线图
Fig. 11 Change of formation spacing in y direction

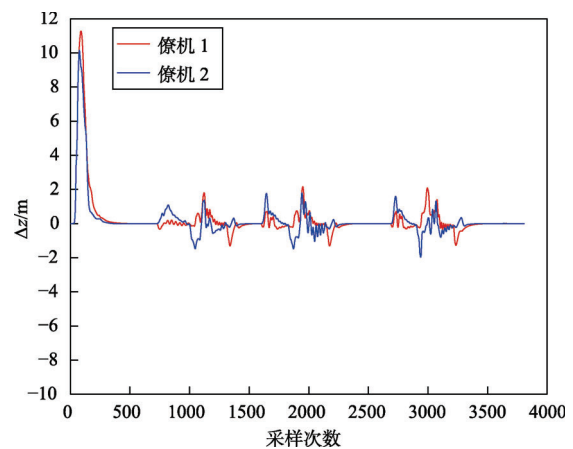


图 12 z 方向编队间距变化曲线图
Fig. 12 Change of formation spacing in z direction

由图 13 可知，在 56~100 s、160~180 s 和 270~290 s 区间内，无人机做左转弯机动，通过速度通道编队控制器的控制，僚机 1 和僚机 2 速度分别稳定在 52.5 m/s 和 48.2 m/s 左右；在 56~100 s、160~180 s 和 270~290 s 区间内，无人机做右转弯机动，僚机 1 和僚机 2 速度分别稳定在 47.8 m/s 和 52.8 m/s 左右；转弯机动完成后各无人机速度能够快速收敛。

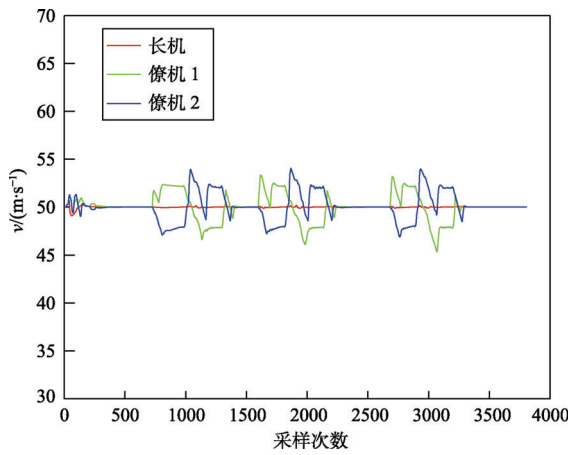


图 13 UAV 速度变化曲线图
Fig. 13 Changes of speed for UAVs

图 14~18 表示编队飞行过程中各无人机的姿态角、气流角变化曲线，由仿真曲线可以看出，各姿态角仅在无人机机动转弯过程中产生变化，但其变化误差较小且能够快速收敛至指定值。综上所述，上述仿真实验结果说明了无人机编队飞行控制律的有效性。

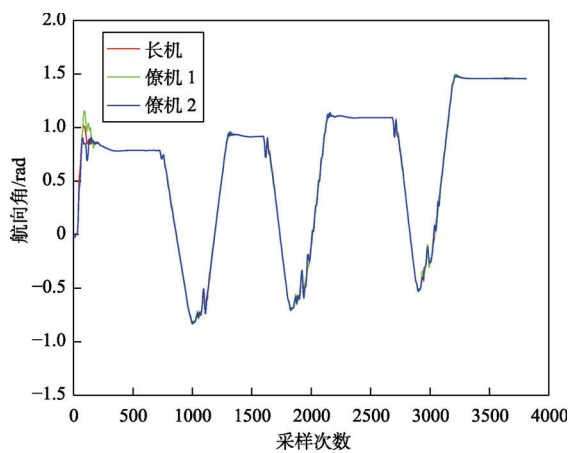


图 14 UAV 航向角变化曲线图
Fig. 14 Changes of yaw angle for UAVs

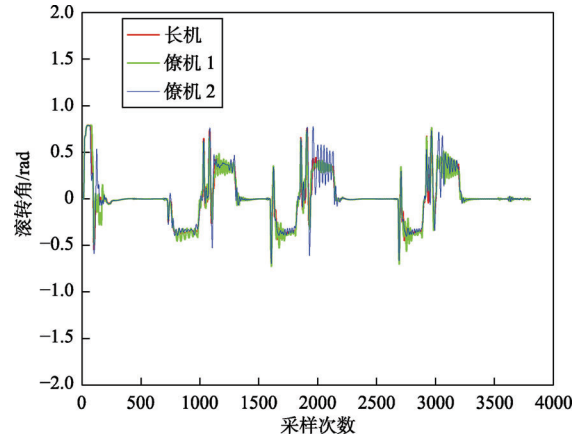


图 15 UAV 滚转角变化曲线图
Fig. 15 Changes of roll angle for UAVs

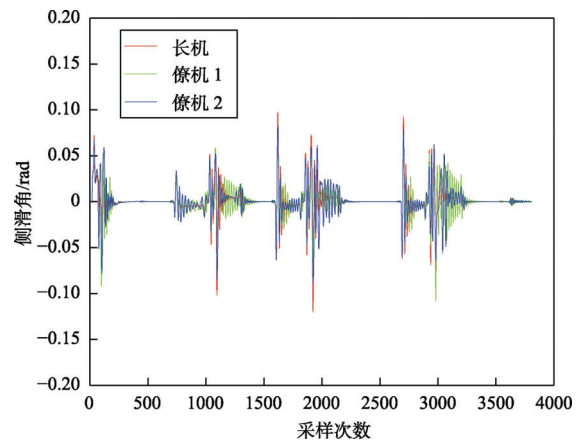


图 16 UAV 侧滑角变化曲线图
Fig. 16 Changes of sideslip angle for UAVs

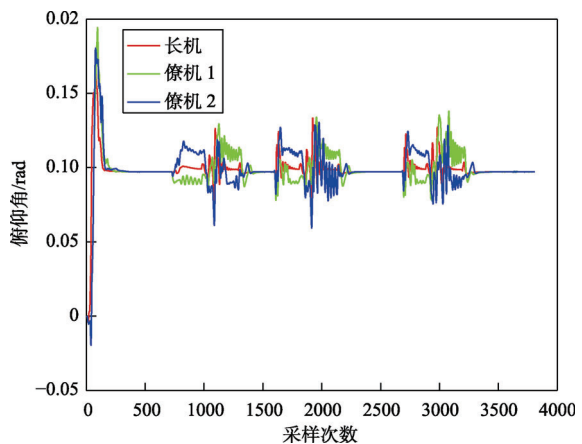


图 17 UAV 俯仰角变化曲线图
Fig. 17 Changes of pitch angle for UAVs

4.2 改进的控制律与 PID 控制律对比

分别采用 PID 算法与改进的神经网络 PID 算法 (NN-PID) 进行编队仿真实验验证，仿真时间

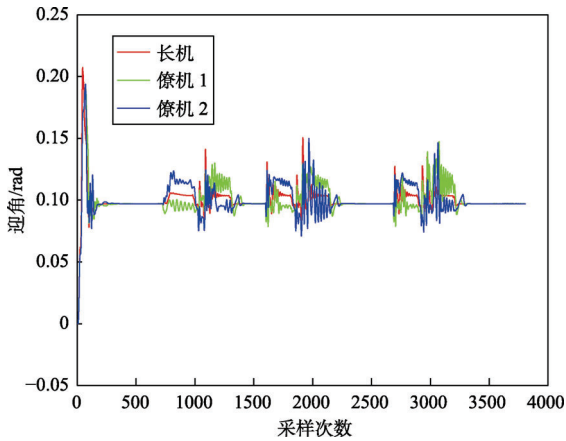


图 18 UAV 迎角变化曲线图

Fig. 18 Changes of angle of incidence for UAVs

为 50 s, 采样周期为 0.01 s, 得到的仿真结果如图 19~21 所示。

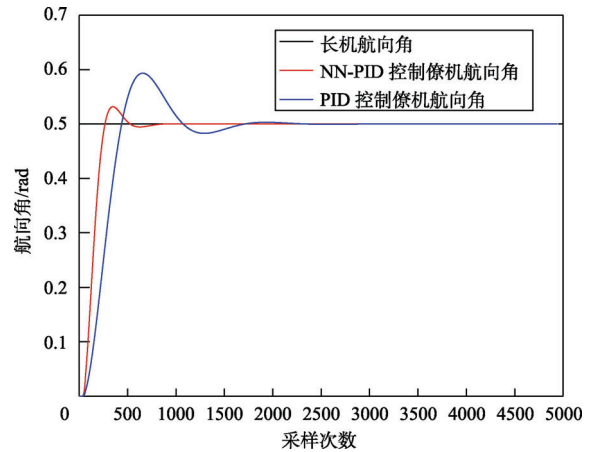


图 21 长机与僚机航向角响应曲线图

Fig. 21 The yaw angle changes of the leader and the following UAVs

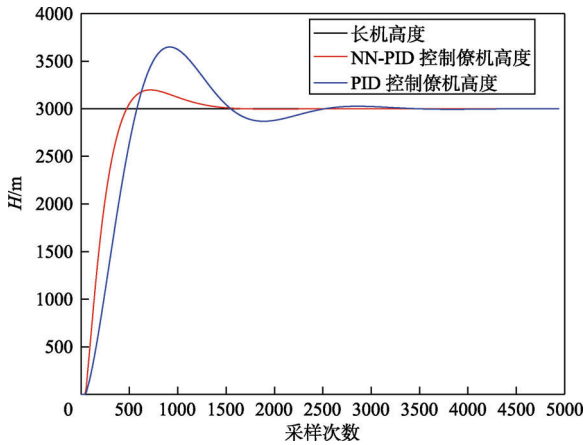


图 19 长机与僚机高度响应曲线图

Fig. 19 The height changes of the leader and the following UAVs

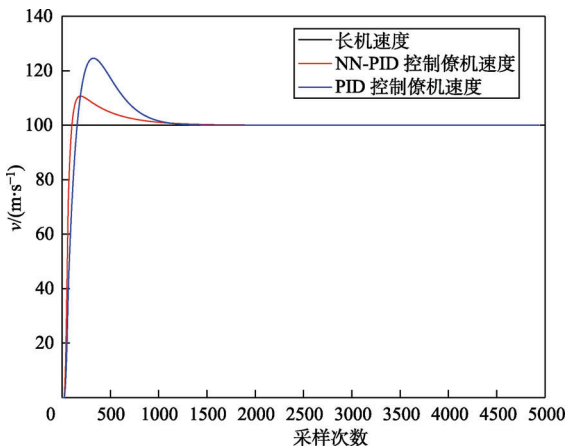


图 20 长机与僚机速度响应曲线图

Fig. 20 Speed changes of the leader and the following UAVs

从上述仿真结果可以看出, 分别采用两种编队控制算法对僚机进行控制, 均可以实现对长机速度、高度及航向角的跟踪, 证明了编队控制器的有效性。不过两种算法之间仍存在差异, 在高度和航向角通道内, 相较于经典 PID 算法, 在使用 NN-PID 算法时僚机能够更快速地跟踪长机的高度并保持较小的超调量, 拥有较短的调节时间; 在速度通道内, 僚机能够快速跟踪长机的速度值, 但使用 NN-PID 算法时, 通过实时优化整定最佳 PID 参数, 能够有效削减传统算法中出现的超调量过大问题。综上所述, 上述仿真结果表明基于 NN-PID 控制律的编队控制器能够更好地对无人机编队进行有效的控制。

5 结 论

本文首先设计了一种基于改进人工势场的航迹规划算法, 以实现无人机编队避障航迹的有效规划。在对传统人工势场法研究的基础上, 通过引入“随机波动”法和改进势场函数, 解决了传统算法出现的局部极小值问题和航迹规划过程中的目标不可达问题, 提升了传统算法的收敛速度和鲁棒性。

其次, 在传统 PID 控制算法的基础上, 提出一种基于神经网络自适应 PID 的无人机编队飞行智能控制算法。该算法吸收了神经网络控制鲁棒性强、非线性程度高的优点, 并能够兼具传统 PID

算法简单、可靠的特点,提高了原有算法的准确性与鲁棒性。

参 考 文 献

- [1] Fahlstrom P G, Gleason T J. 无人机系统导论[M]. 吴汉平, 译. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [2] Valavanis K P. Advances in unmanned aerial vehicles: State of the art and the road to autonomy[M]. New York: Springer, 2008.
- [3] 张旭东, 孙智伟, 吴利荣, 等. 未来有人机/无人机智能协同作战顶层概念思考[J]. 无人系统技术, 2021, 4(2): 62-68.
- [4] York G, Pack D J. Ground target detection using cooperative unmanned aerial systems[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2012, 65(1-4):473-478.
- [5] Saha O, Dasgupta P, Woosley B. Real-time robot path planning from simple to complex obstacle patterns via transfer learning of options[J]. Autonomous Robots, 2019, 43(8): 1-23.
- [6] Zeitz F H. UCAV path planning in the presence of radar-guided surface-to-air missile threats[D]. Michigan: the University of Michigan, 2005.
- [7] Schellenberg B, Richardson T, Richards A, et al. On-board real-time trajectory planning for fixed wing unmanned aerial vehicles in extreme environments[J]. Sensors, 2019, 19(19): 40-85.
- [8] Zhang Z, Li J, Wang J. Sequential convex programming for nonlinear optimal control problems in UAV path planning[J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 76: 280-290.
- [9] Faridi A Q, Sharma S, Shukla A, et al. Multi-robot multi-target dynamic path planning using artificial bee colony and evolutionary programming in unknown environment[J]. Intelligent Service Robotics, 2018, 11(2): 171-186.
- [10] Liu Y, Zhang W, Chen F, et al. Path planning based on improved deep deterministic policy gradient algorithm[C]. 2019 IEEE 3rd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference. IEEE, 2019.
- [11] Ammar A, Bennaceur H, Châari I, et al. Relaxed Dijkstra and A* with linear complexity for robot path planning problems in large-scale grid environments[J]. Soft Computing, 2016, 20(10): 4149-4171.
- [12] Guo H, Mao Z, Ding W, et al. Optimal search path planning for unmanned surface vehicle based on an improved genetic algorithm[J]. Computers & Electrical Engineering, 2019, 79: 106467.
- [13] Neydorf R, Yarakhmedov O, Polyakh V, et al. Robot path planning based on ant colony optimization algorithm for environments with obstacles[M]. Andreas Öchsner, Holm Altenbach. Improved Performance of Materials. Berlin: Springer, 2018: 175-184.
- [14] 王维, 裴东, 冯璋. 改进 A*算法的机器人最短路径规划[J]. 计算机应用, 2018, 38(5): 1523-1526.
- [15] Kumar P B, Rawat H, Parhi D R. Path planning of humanoids based on artificial potential field method in unknown environments[J]. Expert Systems, 2019, 36(2): e12360.
- [16] Sfeir J, Saad M, Saliyah-Hassane H. An improved Artificial Potential Field approach to real-time mobile robot path planning in an unknown environment[C]. IEEE International Symposium on Robotic & Sensors Environments. IEEE, 2011.
- [17] 王萌, 王晓荣, 李春贵, 等. 改进人工势场法的移动机器人路径规划研究[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(6):1504-1506.
- [18] Ge S S, Fua C H. Queues and artificial potential trenches for multirobot formations[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2005, 21(4):646-656.
- [19] Min C L, Min G P. Artificial potential field based path planning for mobile robots using a virtual obstacle concept[C]. IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. IEEE, 2003.
- [20] 王会丽, 傅卫平, 方宗德, 等. 基于改进的势场函数的移动机器人路径规划[J]. 机床与液压, 2002(6):67-68.
- [21] 蒋正雄. 无人机编队协同航迹规划研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2011.
- [22] 覃柯, 孙茂相, 孙昌志. 动态环境下基于改进人工势场法的机器人运动规划[J]. 沈阳工业大学学报, 2004, 26(5):568-571.
- [23] 罗乾又, 张华, 王姮, 等. 改进人工势场法在机器人路径规划中的应用[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(4):1411-1413.
- [24] 张建英, 赵志萍, 刘墩. 基于人工势场法的机器人路径规划[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2006, 38(8):1306-1309.
- [25] 杨洋. 基于 BP 神经网络的自适应逆控制系统[D]. 昆明: 云南师范大学, 2016.
- [26] 牧彬, 米征, 盛凯, 等. BP 神经网络 PID 控制器在无人机编队飞行中的应用[J]. 测控技术, 2017, 36(4): 66-69.
- [27] Pinto T, Morais H, Corchado J M. Adaptive entropy-based learning with dynamic artificial neural network[J]. Neurocomputing, 2019, 338: 432-440.

作者简介:



刘明威 (2000-), 男, 本科生, 主要研究方向为飞行器控制。本文通信作者。



高兵兵 (1990-), 男, 博士, 助理研究员, 主要研究方向为无人机导航与控制。



王鹏飞 (1999-), 男, 本科生, 主要研究方向为飞行器控制。



刘亚南 (2000-), 女, 本科生, 主要研究方向为模式识别。



李怡萌 (2000-), 女, 本科生, 主要研究方向为网络通信安全。



李沛琦 (2000-), 男, 本科生, 主要研究方向为计算机系统。

[引用格式] 苏子康, 陈嘉, 邢卓琳. 多无人直升机协作搬运控制技术研究[J]. 无人系统技术, 2022, 5(2): 33-42.

多无人直升机协作搬运控制技术研究

苏子康¹, 陈嘉¹, 邢卓琳²

(1. 南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106; 2. 山西大学自动化与软件学院, 太原 030013)

摘要: 随着多无人机协同控制技术的迅猛发展, 多无人机悬挂运输飞行成为国内外研究的热点。针对多无人直升机协作悬挂搬运的绳索摆动问题和轨迹控制问题, 设计了基于最小学习参数神经网络的动态面轨迹控制方法。首先, 建立了多无人直升机协作悬挂搬运系统的非线性动力学模型。然后, 把对无人直升机动力学特性和稳定性能影响较大且无法测量的各绳索拉力作为扰动, 构建最小学习参数神经网络估计器进行估计, 并在控制设计中予以补偿。然后, 提出一种基于最小学习参数神经网络的动态面轨迹控制方法。同时, 分析了轨迹控制系统的闭环稳定性。最后, 进行数值仿真的验证。结果表明, 协作无人直升机能在 0.5 s 后迅速跟踪各自轨迹指令, 并使跟踪轨迹的平均相对误差小于 0.2%, 从而实现精准协作搬运。本文提出的多无人直升机轨迹控制方法为进一步研究多无人机协同轨迹控制提供参考依据。

关键词: 多无人机; 协作搬运; 刚体吊挂; 神经网络; 轨迹控制; 干扰估计; 动态面控制

中图分类号: V249

文献标识码: A

文章编号: 2096-5915(2022)02-33-10

DOI: 10.19942/j.issn.2096-5915.2022.2.014

Research on Cooperative Transportation Control Technology with Multi-unmanned Helicopters

SU Zikang¹, CHEN Jia¹, XING Zhuolin²

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. School of Automation and Software Engineering, Shanxi University, Taiyuan 030013, China)

Abstract: With the rapid development of multi-UAVs cooperative control technology, multi-UAVs suspension transport flight has become a hot research topic at home and abroad. In this paper, a dynamic surface trajectory control method based on neural network with minimum learning parameters is proposed for the cable-suspended swing problem and trajectory control problem of multi-unmanned helicopters cooperative suspension handling control. Firstly, the nonlinear dynamic model of multi-unmanned helicopters cooperative suspension transportation system is established. The unmeasurable cable tension, which will greatly impact the system dynamics and stability, is taken as the disturbance and estimated by the minimal-learning-parameter neural network estimator. Then, a dynamic surface trajectory control method based on neural network with minimum learning parameters is proposed. At the same time, the closed-loop stability of the trajectory control system is analyzed. Finally, the results of numerical simulation show that the cooperative unmanned helicopters can quickly track their trajectory instructions after 0.5 s, and make the average relative error of tracking trajectory less than 0.2%, so as to realize accurate cooperative handling. The trajectory control method of

收稿日期: 2021-10-15; 修回日期: 2021-11-28

基金项目: 国家自然科学基金(61903190); 航空科学基金(2019ZA052006); 江苏省自然科学基金(BK20190401); 中国博士后科学基金资助项目(2020M681588); 中央高校基本科研业务费专项资金资助(NT2020005); 江苏省博士后科研资助计划(2021K428C)

multi-unmanned helicopters proposed in this paper provides a reference basis for the further study of multi-UAVs cooperative trajectory control.

Key words: Multi-unmanned Helicopters; Cooperative Transportation; Rigid-Body Slung-Load; Neural Network; Trajectory Control; Disturbance Estimation; Dynamic Surface Control

1 引言

直升机机外悬挂运输最早开始于 20 世纪 50 年代, 主要用于紧急救援、军事行动、森林防火等任务, 是直升机在军用和民用领域主要的用途之一^[1-2]。然而, 传统的单架直升机在执行外挂飞行时, 由于机体易产生晃动, 使得直升机与悬挂载荷之间存在耦合摆动问题, 这严重影响了直升机和悬挂载荷的稳定性和飞行安全性^[3-4]。为了减小耦合摆动, 提高直升机悬挂系统操纵品质, 许多研究者针对系绳直升机提出了抗摆动控制算法^[5]。

近年来, 随着多无人机协同技术的发展, 相关研究也越来越多, 其中将多无人机应用于悬挂载荷运输成为热门^[6-7]。与单架无人机相比, 多架无人机协作搬运, 能更好地发挥其优势。其优势主要体现在更灵活的机动性、更大的承载能力、更强的任务执行力、更好的容错性和鲁棒性以及更高的经济可承受性。根据不同任务的载荷要求, 灵活调整无人机的数量, 实现资源的有效配置。此外, 无人机数量的增加使得整个协作搬运系统结构更加稳定, 有效避免了单架无人机的吊索摆动问题^[1]。

然而, 目前无人机协作搬运技术研究多采用四旋翼驱动, 但由于四旋翼无人机载重尺寸和重量有限, 会限制其运输能力。文献[7]利用拉格朗日力学建立了四旋翼协作搬运的动力学模型, 将机体、缆绳和载荷之间的耦合效应考虑在内, 设计了几何非线性 PID 控制器来实现载荷位置和姿态的有效跟踪。文献[8]给出了直升机吊挂载荷的完整模型, 设计了一种基于视觉估计的控制器, 通过主动阻尼来防止载荷飘摆。文献[9]设计了一种基于反馈线性化多旋翼加速度动力学的滑模控制器, 实现了载荷路径的稳定跟踪。文献[10]采用 Udwadia-Kalaba 方法对悬挂载荷系统进行建

模, 提出了基于次最优 LQR-PID 的扩展系统控制器与增稳系统, 使每一个四旋翼飞行器保持姿态稳定并将载荷引导到预期方向。文献[11]将无源控制设计应用于多无人机悬挂载荷系统, 调节无人机之间的相对位置并补偿载荷施加的垂直力, 使系统在绳索拉力下的平衡点处于稳定。在文献[11]的基础上, 文献[12]提出的协作控制算法将环境扰动的影响考虑在内, 并简化了负载模型, 用以运输质量未知的悬挂载荷。除了使用四旋翼飞机, 文献[13]还尝试采用三架直升机来解决协作运输问题。与旋翼机相比, 协作无人直升机具有更强的运输能力, 在大质量载荷运输领域, 直升机将更有优势。

值得关注的是, 由于绳索上的拉力很难测量, 现有的控制方法都假设其无法测量, 所以设计出的控制器都缺乏相应的抗干扰能力。作用在无人直升机上的绳索拉力大大提升了耦合载荷运输系统的复杂性, 对无人直升机的动力学特征和稳定性也产生了较为严重的影响。因此, 本文将无法测量的绳索拉力作为一种扰动, 研究基于最小学习参数神经网络 (Minimal Learning Parameter Neural Networks, MLPNN) 的多无人直升机协作运输的鲁棒轨迹跟踪控制方法。

2 问题建模

本文多无人直升机的协作搬运系统由 N 架无人直升机、载荷以及用于连接载荷与直升机的绳索组成, 其模型如图 1 所示。此悬挂载荷动力学方程可以用以下公式来表示^[7,12]:

$$\ddot{\mathbf{X}}_L = T_L/m_L - \mathbf{g} \quad (1)$$

其中, m_L 是负载的质量, $\mathbf{g}=[0,0,g_0]^T$ 是重力加速度, $\dot{\mathbf{X}}_L=[x_L,y_L,z_L]^T$ 是在东北地 (North-East-Down) 惯性坐标下载荷的轨迹矢量。 $T_L \in \mathbf{R}^3$ 为 4

架无人直升机作用在物体上的合力。

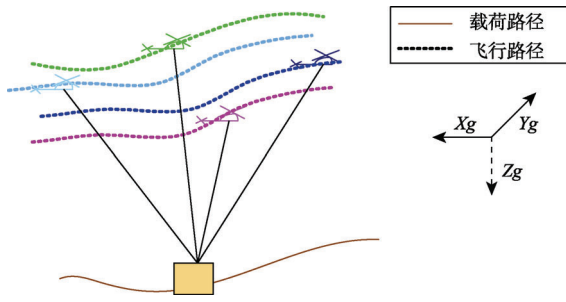


图 1 多无人直升机协作搬运系统模型

Fig. 1 Cooperative handling system with MUHs.

无人直升机的动力学模型可以如下形式表示^[2]:

$$\begin{cases} \dot{X}_{1i} = X_{2i} \\ \dot{X}_{2i} = F_{pi} + U_{i1} \\ \dot{X}_{3i} = H_i X_{4i} \\ \dot{X}_{4i} = H_{ai} + F_{ai} + U_{i2} \end{cases}, i=1,2,\dots,N \quad (2)$$

式中:

$$\begin{aligned} X_{1i} = P_i, X_{2i} = V_i, X_{3i} = \Omega_i, X_{4i} = \Theta_i, F_{pi} = -T_{Li}/m_i, \\ F_{ai} = J_i^{-1} M_{bi}, U_{i1} = R_i e \Gamma_i / m_i - g, U_{i2} = M_{ai}, \quad (3) \\ H_{ai} = -J_i^{-1} \Theta_i \times J_i \Theta_i, i=1,2,\dots,N \end{aligned}$$

其中, N 是无人直升机的数量, 无人直升机 i 的内部状态变量包括位移 $\dot{P}_i = [x_i, y_i, z_i]^T$, 速度 $V_i = [V_{x_i}, V_{y_i}, V_{z_i}]^T$, 姿态角 $\Omega_i = [\phi_i, \theta_i, \varphi_i]^T$ 以及姿态角速度 $\Theta_i = [p_i, q_i, r_i]^T$. Γ_i , $M_{ai} = [L_i, M_i, N_i]^T$ 是推力和转动力矩矢量; m_i 为无人机的质量. $J_i = \text{diag}(J_{xi}, J_{yi}, J_{zi})$ 是无人直升机 i 的转动惯量矩阵; R_i 为无人直升机的机体坐标系到地面坐标系的转换矩阵, H_i 为无人直升机的姿态坐标系到角速率坐标系的转换矩阵; T_{Li}, M_{bi} 为负载对无人直升机 i 产生的作用力和力矩. 并且

$$M_{bi} = P_{Hi} \times T_{Li}, i=1,2,\dots,N \quad (4)$$

式中, $P_{Hi} = [0, 0, l_{Hi}]^T$, 其中 l_{Hi} 是吊挂点到无人直升机 i 质心的直线距离;

本文将无法测量的 F_{pi} 和 F_{ai} 分别视为集总干扰, 并由下面设计的神经网络状态/干扰估计器对其进行估计。

但在协作运输模型中, 需要对拉力 T_{Li} 进行解析计算. 无人直升机 i 与绳索 i 之间的约束可以用以下公式来描述:

$$g_i(L_i, l_i) = \|L_i\|^2 - l_i^2 = 0, i=1,2,\dots,N \quad (5)$$

式中, $L_i = X_{i1} - X_L$ 是从载荷指向无人直升机 i 的方向矢量; l_i 是绳索 i 的标称长度。

根据 Udwadia-Kalaba 方法^[14], 可以保证 $\ddot{g}_i(L_i, l_i) = 0$. 但是由于数值积分误差的存在, $g_i(L_i, l_i) \neq 0$ 且 $\dot{g}_i(L_i, l_i) \neq 0$. 为了解决数值积分问题, 通常会运用 Baumgarte 方法^[15]. 因此, 约束方程可以清楚地表示为:

$$\begin{aligned} T_L^* &= M^{-1/2} (VM^{-1/2})^+ (W - \ddot{g}_i - V\dot{a}_u) \\ &= M^{-1/2} (VM^{-1/2})^+ (W - 2\alpha\dot{g}_i - \beta^2 g_i - V\dot{a}_u) \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $(\cdot)^+$ 为 Moore-Penrose 广义逆; α 和 β 是反馈增益; a_u 是在无视拉力的情况下, 无人直升机和载荷的无约束加速度。

3 基于 MLPNN 估计器的轨迹控制算法

本节设计了基于 MLPNN 的轨迹控制算法, 并基于李雅普诺夫理论对系统的闭环稳定性进行分析。

3.1 神经网络估计器

在非线性系统的控制设计中, 神经网络因其在一定条件下的逼近能力而被广泛应用. 神经网络有很多种, 比如径向基函数神经网络 (Radial Basis Function Neural Networks, RBFNN) 和小波神经网络 (Wavelet Neural Network). 由于 RBFNN 具有在任意精度范围内逼近任意光滑非线性函数的固有特性, 本文引入 RBFNN 来处理未知函数. 为了减少计算负担, 利用最小学习参数 (Minimal Learning Parameter, MLP) 技术来估计理想权值向量的最大范数^[16-19]. RBFNN 的核心可以由下述引理 1 进行概括。

引理 1^[18-20]. 对于给定连续有界函数 $f(X)$, 它的初值为零, 即 $f(0) = 0$, 利用连续函数分离技术和 RBFNN 逼近技术, 则由 RBFNN 输入

$\mathbf{X}=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in \mathbf{R}^n$ 与输出 $\mathbf{y}=\mathbf{W}^{*\top} \mathbf{h}(\mathbf{X}) \in \mathbf{R}^n$ 之间的映射关系, 可得:

$$f(\mathbf{X})=\mathbf{W}^{*\top} \mathbf{h}(\mathbf{X})+\zeta \quad (7)$$

式中: $\zeta>0$ 表示估计误差, 其上界为 ζ_M , $\mathbf{W}^*=[w_1^*, w_2^*, \dots, w_p^*] \in \mathbf{R}^p$ 为权重向量, $\mathbf{h}(\mathbf{X})=[h_1(\mathbf{X}), h_2(\mathbf{X}), \dots, h_{p_n}(\mathbf{X})]^T \in \mathbf{R}^{p_n}$, n 为输入向量维数, p 为权重向量维数, p_n 为节点数, 并且

$$h_j(\mathbf{X})=\exp\left(-\frac{\|\mathbf{X}-\mathbf{c}\|}{2b_j^2}\right), j=1, 2, \dots, p_n \quad (8)$$

式中, $\mathbf{c}=[c_1, c_2, \dots, c_n]^T \in \mathbf{R}^n$ 为中心向量; 变量 b_j 表示基函数的宽度。

由式 (7) 可知, 可以采用 RBFNN 的输出来逼近连续有界函数 $f(\mathbf{X})$, 估计误差为 $\zeta>0$ 。需要注意的是标称权重向量 \mathbf{W}^* 通常是未知的, 因此, $w_1^*, w_2^*, \dots, w_{p_n}^*$ 需要适时自适应更新。为了减少计算量, 定义 $\varphi=\|\mathbf{W}^*\|^2$, 用以替代标称权重向量 \mathbf{W}^* , 从而可以大幅减少 RBFNN 计算量。该思路也是基于 MLP 的 RBFNN。

对于基函数式 (8), 指数函数 $\exp(\cdot)$ 是严格单调递增的, 且 $-\|\mathbf{X}-\mathbf{c}\|/(2b_j^2) \leq 0$, 故可得 $0 < h_j(\mathbf{X}) \leq 1$ 。因此, 存在正常数 \bar{h} , 使得 $h_j(\mathbf{X}) \leq \bar{h}$ 。

3.2 轨迹控制算法

根据反步设计思路^[21-25], 协作无人机轨迹控制算法可以通过如下步骤实现。

Step 1. 定义轨迹跟踪误差 $\mathbf{e}_{i1}=\mathbf{X}_{i1}-\mathbf{X}_{i1}^d$, 其中 \mathbf{X}_{i1}^d 是直升机 i 的飞行轨迹, 则 \mathbf{e}_{i1} 是关于时间的微分。

$$\dot{\mathbf{e}}_{i1}=\dot{\mathbf{X}}_{i1}-\dot{\mathbf{X}}_{i1}^d=\mathbf{X}_{i2}-\dot{\mathbf{X}}_{i1}^d \quad (9)$$

然后我们设计轨迹控制律 $\bar{\mathbf{X}}_{i2}$

$$\bar{\mathbf{X}}_{i2}=-\mathbf{k}_{i1}\mathbf{e}_{i1}+\dot{\mathbf{X}}_{i1}^d \quad (10)$$

其中, 正定矩阵 $\mathbf{k}_{i1}=\text{diag}(k_{11}, k_{12}, k_{13})$ 是反馈增益。

为避免出现“微分爆炸”问题, 设计带有时间常数 $\tau_2>0$ 的 DSC (11), 以便求取指令信号 $\dot{\mathbf{X}}_{i2}^d$ 的微分。

$$\tau_2 \dot{\mathbf{X}}_{i2}^d + \mathbf{X}_{i2}^d = \bar{\mathbf{X}}_{i2} - \tau_2 \mathbf{e}_{i1}, \mathbf{X}_{i2}^d(0) = \bar{\mathbf{X}}_{i2}(0) \quad (11)$$

根据式 (11), 可以得到滤波误差的微分:

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_{i2} &= \mathbf{X}_{i2}^d - \bar{\mathbf{X}}_{i2} \\ \dot{\mathbf{e}}_{i2} &= -1/\tau_2 \mathbf{e}_{i2} - \dot{\bar{\mathbf{X}}}_{i2} - \dot{\mathbf{e}}_{i1} = -1/\tau_2 \mathbf{e}_{i2} - \dot{\mathbf{e}}_{i1} + M_{i2}(\mathbf{e}_{i1}, \dot{\mathbf{X}}_{i1}^d) \end{aligned} \quad (12)$$

其中, $M_{i2}(\mathbf{e}_{i1}, \dot{\mathbf{X}}_{i1}^d) = -d(-\mathbf{K}_{i1}\dot{\mathbf{e}}_{i1} + \dot{\mathbf{X}}_{i1}^d)/dt$

注 1. 根据 Swaroop 等^[22]的研究结论, 对于式 (12) 所描述的滤波误差动态 $\dot{\mathbf{e}}_{i2}$, 存在一个正常数 $M_{i2, \max} > 0$, 使 $\|M_{i2}\| \leq M_{i2, \max}$ 成立。

Step 2. 定义了速度误差 $\mathbf{e}_{i2}=\mathbf{X}_{i2}-\mathbf{X}_{i2}^d$, 其中 \mathbf{X}_{i2}^d 由 DSC 式 (13) 获取。然后设计速度回路虚拟控制律。

$$\mathbf{U}_{i1} = -\hat{\mathbf{F}}_{pi} - \mathbf{k}_{i2}\mathbf{e}_{i2} + \dot{\mathbf{X}}_{i2}^d - \dot{\mathbf{e}}_{i1} \quad (13)$$

其中, 正定矩阵 $\mathbf{k}_{i2}=\text{diag}(k_{21}, k_{22}, k_{23})$ 是反馈增益; $\hat{\mathbf{F}}_{pi}$ 为 \mathbf{F}_{pi} 估计值。

根据 RBFNN 逼近原理, \mathbf{F}_{pi} 可由如下 MLPNN 估计:

$$\mathbf{F}_{pi} = \frac{1}{2} \mathbf{W}_2^* \|\mathbf{h}_2(\mathbf{X}_{i2})\|^2 + \zeta_2 \quad (14)$$

式中, $\mathbf{W}_2^*=[W_x^*, W_y^*, W_z^*]^T$ 为权重向量, W_x^*, W_y^* 和 W_z^* 为理想权重; $\mathbf{h}_2(\mathbf{X}_{i2})=[h_{2x}(\mathbf{X}_{i2}), h_{2y}(\mathbf{X}_{i2}), h_{2z}(\mathbf{X}_{i2})]^T$ 为高斯基函数; \mathbf{X}_{i2} 为估计器的输入; 逼近误差满足为 $\|\zeta_2\| \leq \zeta_2^*$, $\zeta_2^*>0$ 正常数。

为避免传统权重系数自适应更新律可能导致的问题, 构建速度回路 MLPNN 状态/干扰估计器^[20]:

$$\begin{cases} \dot{\tilde{\mathbf{X}}}_{i2} = \frac{1}{2} \mathbf{W}_2 \|\mathbf{h}_2(\mathbf{X}_{i2})\|^2 + \mathbf{U}_{i1} - \boldsymbol{\eta}_2 \tilde{\mathbf{X}}_{i2} \\ \dot{\tilde{\mathbf{F}}}_{pi} = \frac{1}{2} \mathbf{W}_2 \|\mathbf{h}_2(\mathbf{X}_{i2})\|^2 \end{cases} \quad (15)$$

式中, $\boldsymbol{\eta}_2=[\eta_{2x}, \eta_{2y}, \eta_{2z}]^T$, $\eta_{2x}>0$, $\eta_{2y}>0$, $\eta_{2z}>0$ 为待设计的估计器增益, $\tilde{\mathbf{X}}_{i2}=\tilde{\mathbf{X}}_{i2}-\mathbf{X}_{i2}$ 是状态估计误差。

同时, 设计新型权重向量自适应更新律:

$$\dot{\mathbf{W}}_2 = -\Gamma_2 (\|\mathbf{h}_2(\mathbf{X}_{i2})\|^2 \tilde{\mathbf{X}}_{i2} + \boldsymbol{\sigma}_2 \mathbf{W}_2) \quad (16)$$

式中, $\Gamma_2 = \text{diag}(\Gamma_{2x}, \Gamma_{2y}, \Gamma_{2z})$ 为自适应增益矩阵; $\sigma_2 = \text{diag}(\sigma_{2x}, \sigma_{2y}, \sigma_{2z})$ 为待调参数。

注 2. 通过构建 MLPNN 状态/干扰估计器, 对无法测量的拉力进行准确重构。速度的估计误差 \tilde{X}_{i2} , 对权重向量的估计 (式 (15)) 起主要作用, 这样就使传统权重更新律依赖于控制跟踪误差 e_{i2} 的问题得以解决, 将状态/干扰估计器和控制器参数分离, 使控制器设计简化。

注 3. 状态估计误差的初值可人工设置为零, 避免了传统神经网络在跟踪误差出现跳变时可能产生的瞬态高频震荡问题; 此外采用 MLP 技术用权重向量的模 $\varphi = \|W^*\|^2$ 替代权重向量元素, 减小了神经网络的计算负担。

根据动力学公式 (2), 虚拟控制向量 U_{i1} 可以写成

$$\begin{cases} U_{i11} = \frac{\Gamma_i}{m_i} (c_{\psi_i^*} s_{\theta_i^*} c_{\phi_i^*} + s_{\psi_i^*} s_{\theta_i^*}) \\ U_{i12} = \frac{\Gamma_i}{m_i} (s_{\psi_i^*} s_{\theta_i^*} c_{\phi_i^*} - c_{\psi_i^*} s_{\theta_i^*}) \\ U_{i13} = \frac{\Gamma_i}{m_i} c_{\theta_i^*} c_{\phi_i^*} - g_0 \end{cases} \quad (17)$$

其中, ϕ_i^* , θ_i^* 和 ψ_i^* 是期望的滚转角, 俯仰角和偏航角的指令。

因此,

$$\begin{cases} u_{i1} = m_i \sqrt{U_{i11}^2 + U_{i12}^2 + (U_{i13} + g_0)^2} \\ \phi_i^* = \arcsin\left(\frac{m_i}{u_{i1}} (U_{i11} s_{\psi_i^*} - U_{i12} c_{\psi_i^*})\right) \\ \theta_i^* = \arctan\left(\frac{1}{U_{i13} + g_0} (U_{i11} c_{\psi_i^*} + U_{i12} s_{\psi_i^*})\right) \end{cases} \quad (18)$$

定义 $\bar{X}_{i3} = [\phi_i^*, \theta_i^*, \psi_i^*]^T$ 和 $\psi_i^* = 0$, 然后利用带有时间常数 $\tau_3 > 0$ 的 DSC (19) 得到姿态环的指令信号 X_{i3}^d 。

$$\tau_3 \dot{X}_{i3}^d + X_{i3}^d = \bar{X}_{i3}, X_{i3}^d(0) = \bar{X}_{i3}(0) \quad (19)$$

滤波误差 $\varepsilon_{i3} = X_{i3}^d - \bar{X}_{i3}$ 的导数

$$\dot{\varepsilon}_{i3} = -1/\tau_3 \varepsilon_{i3} - \dot{\bar{X}}_{i3} = -1/\tau_3 \varepsilon_{i3} + M_{i3}(\dot{X}_{i2}^d) \quad (20)$$

式中, $M_{i3} = -d(-\hat{F}_{pi} - k_{i2}e_{i2} + \dot{X}_{i2}^d - e_{i1})/dt$; 由注 1 可知, 存在一个正常数 $M_{i3,\max} > 0$, 使得 $\|M_{i3}\| \leq M_{i3,\max}$ 成立。

Step 3. 定义姿态角误差 $e_{i3} = X_{i3} - X_{i3}^d$ 。然后设计虚拟姿态控制律

$$\bar{X}_{i4} = -H_i^{-1} k_{i3} e_{i3} + H_i^{-1} \dot{X}_{i3}^d \quad (21)$$

其中, $k_{i3} = \text{diag}(k_{31}, k_{32}, k_{33})$ 是反馈增益。

根据 DSC (22) 得到期望命令信号的微分 \dot{X}_{i4}^d 。

$$\tau_4 \dot{X}_{i4}^d + X_{i4}^d = \bar{X}_{i4} - \tau_4 H_i^T e_{i3}, X_{i4}^d(0) = \bar{X}_{i4}(0) \quad (22)$$

可以得到滤波误差 $\varepsilon_{i4} = X_{i4}^d - \bar{X}_{i4}$ 的微分

$$\begin{aligned} \dot{\varepsilon}_{i4} &= -1/\tau_4 \varepsilon_{i4} - H_i^T e_{i3} - \dot{\bar{X}}_{i4} \\ &= -1/\tau_4 \varepsilon_{i4} - H_i^T e_{i3} + M_{i4}(e_{i3}, \dot{X}_{i3}^d) \end{aligned} \quad (23)$$

式中, $M_{i4} = -d(-H_i^{-1} k_{i3} e_{i3} + H_i^{-1} \dot{X}_{i3}^d)/dt$; 由注 1 可知, 存在一个正常数 $M_{i4,\max} > 0$, 使得 $\|M_{i4}\| \leq M_{i4,\max}$ 成立。

Step 4. 定义角速度跟踪误差 $e_{i4} = X_{i4} - X_{i4}^d$, 其中, X_{i4}^d 通过 DSC (21) 得到。然后建立无人直升机理想控制律。

$$U_{i2} = -H_{ai} - \hat{F}_{ai} - k_{i4}e_{i4} + \dot{X}_{i4}^d - H_i^T e_{i3} \quad (24)$$

其中, $k_{i4} = \text{diag}(k_{41}, k_{42}, k_{43})$ 是反馈增益; \hat{F}_{ai} 为 F_{ai} 估计值。

类似地, F_{ai} 可由如下 MLPNN 估计:

$$F_{ai} = \frac{1}{2} W_4^* \|h_4(X_{i4})\|^2 + \varsigma_4, i=1,2,3,4 \quad (25)$$

式中, $W_4^* = [W_p^*, W_q^*, W_r^*]^T$ 为期望权重向量; $h_4(X_{i4}) = [h_{4p}(X_{i4}), h_{4q}(X_{i4}), h_{4r}(X_{i4})]^T, i=1,2,3,4$ 为高斯基函数; 逼近误差 ς_4 满足 $\|\varsigma_4\| \leq \varsigma_4^*, \varsigma_4^* > 0$ 为常数。

构建 MLPNN 状态/干扰估计器式 (26), 以便逼近重构干扰 F_{ai} 。

$$\begin{cases} \dot{X}_{i4} = \frac{1}{2} W_4 \|h_4(X_{i4})\|^2 + U_{i2} - \eta_4 \tilde{X}_{i4} \\ \hat{F}_{ai} = \frac{1}{2} W_4 \|h_4(X_{i4})\|^2 \end{cases} \quad (26)$$

式中, $\boldsymbol{\eta}_4 = [\eta_{4p}, \eta_{4q}, \eta_{4r}]^T$ 为待设计的估计器增益;
 $\tilde{\boldsymbol{X}}_{i4} = \hat{\boldsymbol{X}}_{i4} - \boldsymbol{X}_{i4}$ 是状态估计误差。

此外, 设计权重向量自适应更新律:

$$\dot{\boldsymbol{W}}_4 = -\boldsymbol{\Gamma}_4 (\|\boldsymbol{h}_4(\boldsymbol{X}_{i4})\|^2 \tilde{\boldsymbol{X}}_{i4} + \boldsymbol{\sigma}_4 \boldsymbol{W}_4), i=1,2,3,4 \quad (27)$$

式中, $\boldsymbol{\Gamma}_4 = \text{diag}(\Gamma_{4p}, \Gamma_{4q}, \Gamma_{4r})$ 为自适应增益矩阵;
 $\boldsymbol{\sigma}_4 = \text{diag}(\sigma_{4p}, \sigma_{4q}, \sigma_{4r})$ 为待调参数。

3.3 稳定性分析

定理 1. 考虑非线性动力学模型 (2), 设计控制律式 (10)、(13)、(21) 和 (24), DSC 式 (11)、(19) 和 (22), 状态/干扰估计器式 (15) 和 (26), 以及自适应更新律式 (16) 和 (27), 则对给定连续光滑轨迹指令信号 \boldsymbol{X}_{i1}^d , 通过选取合适的参数。可确保所有的误差信号 $\boldsymbol{e}_{ij}, j=1,2,3,4$ 和 $\tilde{\boldsymbol{X}}_{ij}, \tilde{\boldsymbol{W}}_i, \boldsymbol{\varepsilon}_i, i=1,2,3,4, j=2,4$ 都一致最终有界。

证. 以下分两步对上述定理进行证明。

(1) 首先, 求取系统误差信号 $\boldsymbol{e}_{ij}, j=1,2,3,4$ 和 $\tilde{\boldsymbol{X}}_{ij}, \tilde{\boldsymbol{W}}_j, \boldsymbol{\varepsilon}_{ij}, j=2,4; i=1,2,3,4$ 的微分。

由 $\boldsymbol{\varepsilon}_{i2} = \boldsymbol{X}_{i2}^d - \bar{\boldsymbol{X}}_{i2}$ 和 $\boldsymbol{e}_{i2} = \boldsymbol{X}_{i2} - \boldsymbol{X}_{i2}^d$, 结合式 (9) 和式 (10), 可得:

$$\begin{aligned} \dot{\boldsymbol{e}}_{i1} &= \boldsymbol{X}_{i2} - \dot{\boldsymbol{X}}_{i1} \\ &= -\boldsymbol{k}_{i1} \boldsymbol{e}_{i1} + \boldsymbol{e}_{i2} + \boldsymbol{\varepsilon}_{i2}, i=1,2,3,4 \end{aligned} \quad (28)$$

同理可得:

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{e}}_{i1} = -\boldsymbol{k}_{i1} \boldsymbol{e}_{i1} + \boldsymbol{e}_{i2} + \boldsymbol{\varepsilon}_{i2} \\ \dot{\boldsymbol{e}}_{i2} = -\boldsymbol{k}_{i2} \boldsymbol{e}_{i2} - \boldsymbol{e}_{i1} + \tilde{\boldsymbol{F}}_{pi} \\ \dot{\boldsymbol{e}}_{i3} = -\boldsymbol{k}_{i3} \boldsymbol{e}_{i3} + \boldsymbol{H}_i (\boldsymbol{e}_{i4} + \boldsymbol{\varepsilon}_{i4}) \\ \dot{\boldsymbol{e}}_{i4} = -\boldsymbol{k}_{i4} \boldsymbol{e}_{i4} - \boldsymbol{H}_i^T \boldsymbol{e}_{i3} + \tilde{\boldsymbol{F}}_{ai} \end{cases}, i=1,2,3,4 \quad (29)$$

其中, 干扰估计误差:

$$\tilde{\boldsymbol{F}}_{pi} = -\frac{1}{2} \tilde{\boldsymbol{W}}_2 \|\boldsymbol{h}_2(\boldsymbol{X}_{i2})\|^2 + \boldsymbol{\zeta}_2, i=1,2,3,4 \quad (30)$$

$$\tilde{\boldsymbol{F}}_{ai} = -\frac{1}{2} \tilde{\boldsymbol{W}}_4 \|\boldsymbol{h}_4(\boldsymbol{X}_{i4})\|^2 + \boldsymbol{\zeta}_4, i=1,2,3,4 \quad (31)$$

对于状态估计误差 $\tilde{\boldsymbol{X}}_{i2}, \tilde{\boldsymbol{X}}_{i4}, i=1,2,3,4$:

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{\boldsymbol{X}}}_{i2} &= -\boldsymbol{\eta}_2 \tilde{\boldsymbol{X}}_{i2} + \frac{1}{2} \boldsymbol{W}_2 \|\boldsymbol{h}_2(\boldsymbol{X}_{i2})\|^2 - \boldsymbol{F}_{pi} \\ &= -\boldsymbol{\eta}_2 \tilde{\boldsymbol{X}}_{i2} + \frac{1}{2} \tilde{\boldsymbol{W}}_2 \|\boldsymbol{h}_2(\boldsymbol{X}_{i2})\|^2 - \boldsymbol{\zeta}_2 \end{aligned} \quad (32)$$

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{\boldsymbol{X}}}_{i4} &= -\boldsymbol{\eta}_4 \tilde{\boldsymbol{X}}_{i4} + \frac{1}{2} \boldsymbol{W}_4 \|\boldsymbol{h}_4(\boldsymbol{X}_{i4})\|^2 - \boldsymbol{H}_{ai} - \boldsymbol{F}_{ai} \\ &= -\boldsymbol{\eta}_4 \tilde{\boldsymbol{X}}_{i4} + \frac{1}{2} \tilde{\boldsymbol{W}}_4 \|\boldsymbol{h}_4(\boldsymbol{X}_{i4})\|^2 - \boldsymbol{\zeta}_4 - \boldsymbol{H}_{ai} \end{aligned} \quad (33)$$

而对于自适应权重 $\tilde{\boldsymbol{W}}_j = \boldsymbol{W}_j - \boldsymbol{W}_j^*, j=2,4$:

$$\dot{\tilde{\boldsymbol{W}}}_j = -\boldsymbol{\Gamma}_j \left(\|\boldsymbol{h}_j(\boldsymbol{X}_{ij})\|^2 \tilde{\boldsymbol{X}}_{ij} + \boldsymbol{\sigma}_j \boldsymbol{W}_j \right), j=2,4 \quad (34)$$

(2) 选取如下李雅普诺夫函数, 对定理 1 进行证明。

$$\begin{aligned} V_L &= \underbrace{\sum_{j=1}^4 \frac{1}{2} \boldsymbol{e}_{ij}^T \boldsymbol{e}_{ij}}_{V_1} + \underbrace{\sum_{j=2}^4 \frac{1}{2} \boldsymbol{\varepsilon}_{ij}^T \boldsymbol{\varepsilon}_{ij}}_{V_2} + \\ &\quad \underbrace{\sum_{j=2}^4 \frac{1}{2} \tilde{\boldsymbol{X}}_{ij}^T \tilde{\boldsymbol{X}}_{ij}}_{V_3} + \underbrace{\sum_{j=2}^4 \frac{1}{2} \tilde{\boldsymbol{W}}_j^T \boldsymbol{\Gamma}_j^{-1} \tilde{\boldsymbol{W}}_j}_{V_4} \quad (35) \\ &\quad i=1,2,3,4 \end{aligned}$$

则由式 (12)、式 (20)、式 (23) 和式 (29) 可求出李雅普诺夫函数前两项的导数。

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 + \dot{V}_2 &= -\sum_{j=1}^4 \boldsymbol{e}_{ij}^T \boldsymbol{k}_{ij} \boldsymbol{e}_{ij} + \boldsymbol{e}_{i2}^T \tilde{\boldsymbol{F}}_{pi} + \boldsymbol{e}_{i4}^T \tilde{\boldsymbol{F}}_{ai} - \\ &\quad \sum_{j=2}^4 \frac{1}{\tau_j} \boldsymbol{\varepsilon}_{ij}^T \boldsymbol{\varepsilon}_{ij} + \sum_{j=2}^4 \boldsymbol{\varepsilon}_{ij}^T \boldsymbol{M}_{ij} \end{aligned} \quad (36)$$

由状态估计误差式 (32) 和式 (33) 可求出李雅普诺夫函数第三项的导数。

$$\dot{V}_3 = \sum_{j=2}^4 \left(-\tilde{\boldsymbol{X}}_{ij}^T \boldsymbol{\eta}_j \tilde{\boldsymbol{X}}_{ij} + \frac{1}{2} \tilde{\boldsymbol{X}}_{ij}^T \tilde{\boldsymbol{W}}_j \|\boldsymbol{h}_j(\boldsymbol{X}_{ij})\|^2 - \tilde{\boldsymbol{X}}_{ij}^T \boldsymbol{\zeta}_j - \tilde{\boldsymbol{X}}_{ij}^T \boldsymbol{H}_{ai} \right) \quad (37)$$

则

$$\begin{aligned} \dot{V}_L &= \dot{V}_1 + \dot{V}_2 + \dot{V}_3 + \dot{V}_4 = -\sum_{j=1}^4 \boldsymbol{e}_{ij}^T \boldsymbol{k}_{ij} \boldsymbol{e}_{ij} + \boldsymbol{e}_{i2}^T \tilde{\boldsymbol{F}}_{pi} + \\ &\quad \boldsymbol{e}_{i4}^T \tilde{\boldsymbol{F}}_{ai} - \sum_{j=2}^4 \frac{1}{\tau_j} \boldsymbol{\varepsilon}_{ij}^T \boldsymbol{\varepsilon}_{ij} + \sum_{j=2}^4 \boldsymbol{\varepsilon}_{ij}^T \boldsymbol{M}_{ij} - \\ &\quad \sum_{j=2}^4 \tilde{\boldsymbol{X}}_{ij}^T \boldsymbol{\eta}_j \tilde{\boldsymbol{X}}_{ij} + \sum_{j=2}^4 \frac{1}{2} \tilde{\boldsymbol{X}}_{ij}^T \tilde{\boldsymbol{W}}_j \|\boldsymbol{h}_j(\boldsymbol{X}_{ij})\|^2 \\ &\quad - \sum_{j=2}^4 \tilde{\boldsymbol{X}}_{ij}^T \boldsymbol{\zeta}_j - \sum_{j=2}^4 \tilde{\boldsymbol{X}}_{ij}^T \boldsymbol{H}_{ai} + \sum_{j=2}^4 \tilde{\boldsymbol{W}}_j^T \boldsymbol{\Gamma}_j^{-1} \dot{\tilde{\boldsymbol{W}}}_j \end{aligned} \quad (38)$$

又由 Young 不等式, 可将式 (38) 进一步整理为:

$$\begin{aligned}
\dot{V}_L \leq & -\sum_{j=1}^4 \left(\left(\lambda_{\min}(\mathbf{k}_{ij}) - \frac{\bar{h}^2}{4} - \frac{1}{2} \right) \|\mathbf{e}_{ij}\|^2 \right) - \\
& \sum_{j=2}^4 \left(\left(\frac{1}{\tau_j} - \frac{1}{2} \right) \|\boldsymbol{\varepsilon}_{ij}\|^2 \right) - \\
& \sum_{j=2}^4 \left(\left(\lambda_{\min}(\boldsymbol{\eta}_j) - \frac{3\bar{h}^2}{4} - 1 \right) \|\tilde{\mathbf{X}}_{ij}\|^2 \right) - \\
& \sum_{j=2}^4 \left(\left(\lambda_{\min}(\boldsymbol{\sigma}_j) - \frac{\lambda_{\max}(\boldsymbol{\sigma}_j)}{2} - \bar{h}^2 \right) \|\tilde{\mathbf{W}}_j\|^2 \right) + \\
& \sum_{j=2}^4 \left(\zeta_j^{*2} + \frac{\lambda_{\max}(\boldsymbol{\sigma}_j)}{2} \gamma^2 \right) + \frac{1}{2} \|\mathbf{H}_{ai}\|^2 + \\
& \sum_{j=2}^4 \left(\frac{1}{2} \mathbf{M}_{ij,\max}^2 \right)
\end{aligned} \quad (39)$$

记

$$\Omega = \sum_{j=2}^4 \left(\zeta_j^{*2} + \frac{\lambda_{\max}(\boldsymbol{\sigma}_j)}{2} \gamma^2 \right) + \sum_{j=2}^4 \left(\frac{1}{2} \mathbf{M}_{ij,\max}^2 \right) + \frac{1}{2} \|\mathbf{H}_{ai}\|^2 \quad (40)$$

设计控制参数满足以下条件:

$$\begin{cases}
\mu_1 = \lambda_{\min}(\mathbf{k}_{ij}) - \frac{\bar{h}^2}{4} - \frac{1}{2} > 0, j=1,2,3,4 \\
\mu_2 = \frac{1}{\tau_j} - \frac{1}{2} > 0, j=2,4 \\
\mu_3 = \lambda_{\min}(\boldsymbol{\eta}_j) - \frac{3\bar{h}^2}{4} - 1 > 0, j=2,4 \\
\mu_4 = \lambda_{\min}(\boldsymbol{\sigma}_j) - \frac{\lambda_{\max}(\boldsymbol{\sigma}_j)}{2} - \bar{h}^2 > 0, j=2,4
\end{cases} \quad (41)$$

则不等式 (39) 可写成:

$$\begin{aligned}
\dot{V}_L \leq & -\mu \left(\sum_{j=1}^4 \|\mathbf{e}_{ij}\|^2 + \sum_{j=2}^4 \|\boldsymbol{\varepsilon}_{ij}\|^2 + \right. \\
& \left. \sum_{j=2}^4 \|\tilde{\mathbf{X}}_{ij}\|^2 + \sum_{j=2}^4 \|\tilde{\mathbf{W}}_j\|^2 \right) + \Omega \\
\leq & -\mu V + \Omega
\end{aligned} \quad (42)$$

式中, $\mu = \min\{\mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4\}$ 。

因此, 当 $\mu > \Omega/V$, 有 $\dot{V} < 0$ 。即通过合适的控制参数选取, 可以确保所有系统误差最终一致有界。证毕。

4 飞行仿真校验与分析

为了验证所提算法的有效性, 本节进行数值

仿真。本文采用文献[2]中直升机的物理参数。仿真中, 控制器相关参数选取如下。

直升机参数: $N=4$, $L=10$, $l_{Hi}=1$, 悬挂物重 $m_L=100$, 无人机质量 $m_i=500$, 转动惯量 $J_i=\text{diag}(210,220,210)$;

反馈增益: $\mathbf{k}_{i1}=\text{diag}(3,3,3)$, $\mathbf{k}_{i2}=\text{diag}(6,6,6)$, $\mathbf{k}_{i3}=\text{diag}(12,12,12)$, $\mathbf{k}_{i4}=\text{diag}(25,25,25)$; DSC 时间常数: $\tau_2=0.1$, $\tau_3=0.01$, $\tau_4=0.01$ 。

MLPNN 参数: $p_n=500$; $c_i=0, i=0,1,\dots,n$; $b_j, j=1,2,\dots,p_n$; $\boldsymbol{\eta}_2=90 \times \text{diag}(1,1,1)$, $\boldsymbol{\Gamma}_2=2 \times \text{diag}(1,1,1)$, $\boldsymbol{\sigma}_2=0.5 \times \text{diag}(1,1,1)$, $\boldsymbol{\eta}_4=\text{diag}(100,70,70)$, $\boldsymbol{\Gamma}_4=20 \times \text{diag}(1,1,1)$, $\boldsymbol{\sigma}_4=\text{diag}(20,0.02,0.02)$ 。

图 2 给出了多无人直升机协作搬运的三维轨迹。可以直观地看出飞机能够很好地跟踪给定的轨迹指令, 完成预期目标将负载运往目的地。

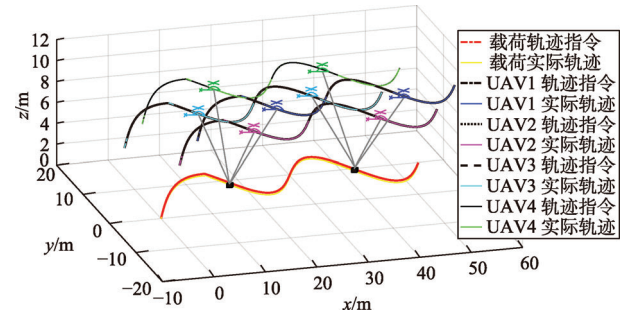


图 2 多无人直升机协作搬运的三维轨迹结果
Fig. 2 3D trajectory results of cooperative MUHs system.

图 3 将 3 个轴上的轨迹详细的描绘出来。从 X 轴上只能看到第 1、第 3 和第 4 架飞机的轨迹曲线, 说明负载、第 2 架飞机和第 4 架飞机在同一位置。从 Y 轴上同样只能看到 3 条轨迹曲线, 说明负载、第 1 架飞机和第 3 架飞机在同一位置。从 Z 轴上只能看到两条轨迹曲线, 4 架飞机的轨迹曲线重合为一条曲线, 说明 4 架飞机位于同一高度。所以飞机的位置是第 1 架飞机在前, 第 3 架飞机在后, 第 2 架和第 4 架飞机在中间分别位于负载两侧, 从而印证了三维轨迹结果。此外, 通过轨迹数据点计算出来的三轴平均相对误差仅有 0.2%。图 4 为无人直升机 1 在三轴上的速度曲线, 可以看到实际速度能够很好地跟踪速度指令。

除了起飞时三轴上的速度都变化,其他时候 X 轴上的速度保持在 1m/s , Z 轴上的速度也保持不变。由于飞机在 Y 轴上不断变化方向,所以速度也在不停地变化。图 5~6 分别是无人直升机 1 的姿态角和角速度曲线,只有在起飞时才会变化,其他时候保持不变。

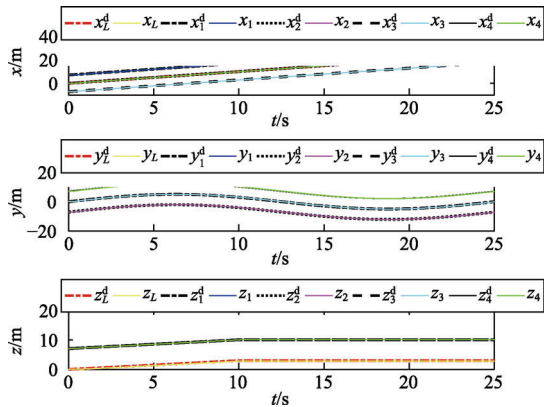


图 3 多无人直升机详细的轨迹曲线
Fig. 3 Trajectory results of MUHs

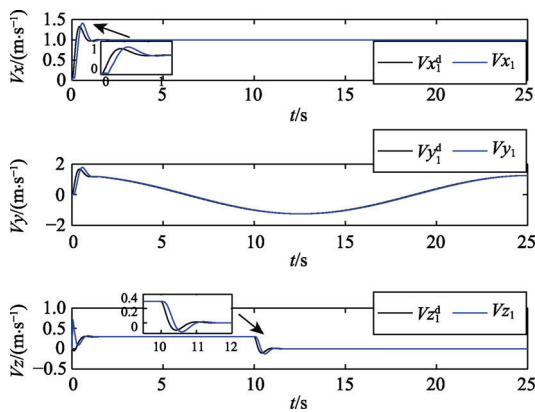


图 4 无人直升机 1 的速度曲线
Fig. 4 Velocity results of UH1

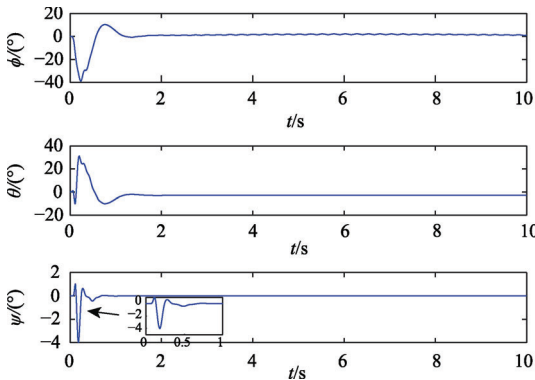


图 5 无人直升机 1 的姿态角曲线
Fig. 5 Attitude angle curve of UH1

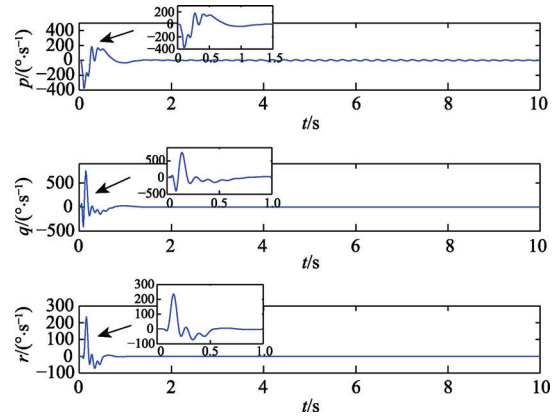


图 6 无人直升机 1 的角速度曲线
Fig. 6 Angular velocity curve of UH1

图 7~8 分别为无人直升机 1 的速度和角速度的集总扰动曲线。可以看到扰动值很小,对系统影响不大。图 9 给出了协作搬运系统的绳索拉力。在绝大多数状态下,拉力平稳无波动,这意味着无人直升机与载荷之间的绳索始终保持张紧状态。

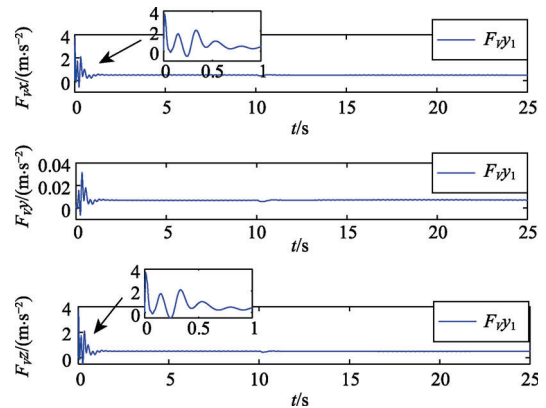


图 7 无人直升机 1 的速度集总扰动曲线
Fig. 7 Velocity lumped disturbance curve of UH1

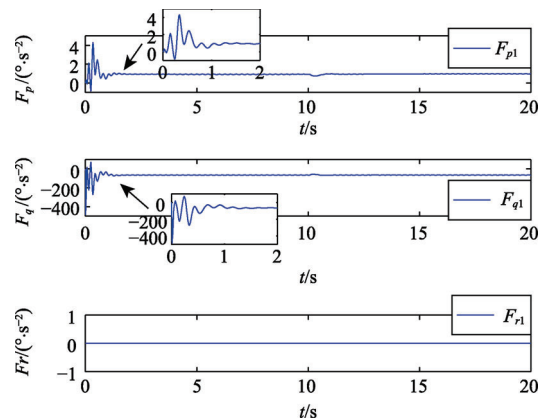


图 8 无人直升机 1 的角速度集总扰动曲线
Fig. 8 Angular velocity lumped disturbance curve of UH1

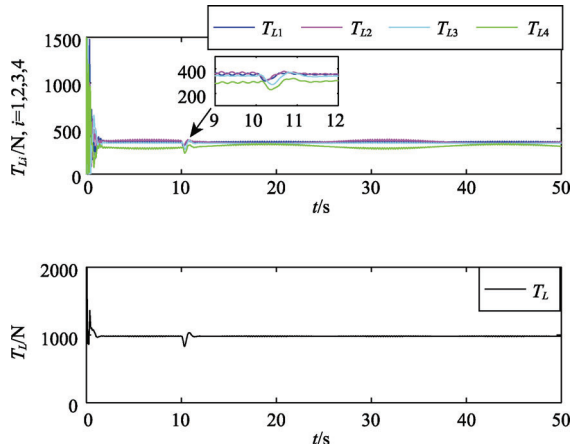


图 9 协作搬运系统的拉力

Fig. 9 Tension of cooperative handling system

5 结 论

本文对多无人直升机协作搬运的鲁棒控制问题进行了研究。首先, 构建无人直升机的 6 自由度仿射非线性动力学模型和绳索悬挂运输的动力学模型, 为研究非线性控制设计打下基础。然后将悬挂拉力视为集总扰动分量, 通过状态/扰动在线估计器进行重构。结合 MLPNN 状态/干扰在线估计器和 DSC 技术, 设计了一种基于 MLPNN 状态/干扰估计器的协作搬运轨迹控制算法。最后, 利用仿真结果验证了该控制算法有效的跟踪性能。

参 考 文 献

- [1] 赵伟, 王正平, 张晓辉, 等. 面向疫情防控的无人机关键技术综述[J]. 无人系统技术, 2020, 3(3): 8-18.
- [2] 何荣荣, 陈谋, 吴庆宪, 等. 无人直升机吊挂系统滑模反步减摆控制[J]. 航空兵器, 2020, 27(5): 100-106.
- [3] 王德荣, 桑雨生. 直升机外挂飞行中的飘摆问题[J]. 飞行力学, 1996, 14(4): 78-83.
- [4] Thanapalan K. Nonlinear controller design for a helicopter with an external slung load system[J]. Systems Science & Control Engineering, 2017, 5(1): 97-107.
- [5] Ren Y, Li K, Ye H. Modeling and anti-swing control for a helicopter slung-load system[J]. Applied Mathematics and Computation, 2020, 372: 315-330.
- [6] 齐俊桐, 平原. 无人机吊挂飞行控制技术综述[J]. 无人系统技术, 2018, 1(1): 83-90.
- [7] Lee T. Geometric control of quadrotor UAVs transporting a cable-suspended rigid body[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2017, 26(1): 255-264.
- [8] Bisgaard M. Modeling, estimation and control of helicopter slung load system[D]. Denmark: Aalborg University, 2008.
- [9] Qian L H, Liu H H. Path following control of multiple quadrotors carrying a rigid-body slung payload[C]. AIAA Scitech 2019 Forum, San Diego, USA, January 7-11, 2019.
- [10] Shirani B, Najafi M, Izadi I. Cooperative load transportation using multiple UAVs[J]. Aerospace Science and Technology, 2019, 84: 158-169.
- [11] Meissen C, Klausen K, Arcak M, et al. Passivity-based formation control for UAVs with a suspended load[J]. IFAC-Papers Online, 2017, 50(1): 13150-13155.
- [12] Klausen K, Meissen C, Fossen T I, et al. Cooperative control for multirotors transporting an unknown suspended load under environmental disturbances[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2020, 28(2): 653-660.
- [13] Maza I, Kondak K, Bernard M, et al. Multi-UAV cooperation and control for load transportation and deployment[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2010, 57(1-4): 417-449.
- [14] Zhao X M, Chen Y H, et al. Udwadia-kalaba equation for constrained mechanical systems: Formulation and application[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2018, 31(6): 11-24.
- [15] Lin S T, Huang J N. Stabilization of baumgarte's method using the Runge-Kutta approach[J]. Journal of Mechanical Design, 2002, 124(4): 633-641.
- [16] Zong Q, Wang F, Tian B, et al. Robust adaptive dynamic surface control design for a flexible air-breathing hypersonic vehicle with input constraints and uncertainty[J]. Nonlinear Dynamics, 2014, 78(1): 289-315.
- [17] Bu X W, Wu X Y, Huang J Q, et al. Minimal-learning-parameter based simplified adaptive neural back-stepping control of flexible airbreathing hypersonic vehicles without virtual controllers[J]. Neurocomputing, 2016, 175: 816-825.
- [18] Shao X L, Liu N, Wang Z Q, et al. Neuroadaptive integral robust control of visual quadrotor for tracking a moving object[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 136: 106513.
- [19] Shao X L, Liu N, Wang Z Q, et al. Estimator-based MLP neuroadaptive dynamic surface containment control with prescribed performance for multiple quadrotors[J]. Aerospace Science and Technology, 2020, 97: 105620.
- [20] Su Z K, Wang H L, Yao P, et al. Back-stepping based anti-disturbance flight controller with preview methodology for autonomous aerial refueling[J]. Aerospace Science and Technology, 2017, 61: 95-108.
- [21] Davila J. Exact tracking using backstepping control design and

- high-order sliding modes[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2013, 58(8): 2077-2081.
- [22] Swaroop D, Hedrick J K, Yip P P, et al. Dynamic surface control for a class of nonlinear systems[J]. IEEE Transaction Automatic Control, 2000, 45(10): 1893-1899.
- [23] 苏子康, 程遵堃, 王宏伦. 基于主动抗扰反步法的三维超低空空投飞行控制[J]. 无人系统技术, 2020, 3(2): 14-21.
- [24] Shao X L, Wang H L. Back-stepping active disturbance rejection control design for integrated missile guidance and control system via reduced-order ESO[J]. ISA Transactions, 2015, 57: 10-22.
- [25] 刘国庆, 赵林. 多飞行器的有限时间姿态一致性编队控制[J]. 无人系统技术, 2020, 3(2): 22-29.

作者简介:



苏子康(1990-),男,博士,讲师,主要研究方向为无人机智能决策与自主控制、空中加油技术等。本文通信作者。



陈嘉(1998-),男,硕士研究生,主要研究方向无人机飞行控制。



邢卓琳(2000-),女,本科生,主要研究方向为无人机飞行控制。

[引用格式] 张小沛, 赵梓晓, 杜清河. 缓存需求驱动的无人机轨迹优化[J]. 无人系统技术, 2022, 5(2): 43-51.

缓存需求驱动的无人机轨迹优化

张小沛, 赵梓晓, 杜清河

(西安交通大学, 西安 710049)

摘要: 在移动边缘计算网络中, 无人机搭载缓存服务器可视为移动的边缘节点, 它可以按照一定的顺序接近每个地面终端。根据需要缓存数据量的大小, 结合无人机能源受限的特点, 提出了缓存需求驱动的无人机轨迹优化方案。该方案的目标是用最短的时间满足某一区域内所有地面节点的通信需求。首先, 假设无人机与地面网络节点的通信顺序已知; 然后, 在此基础上根据地面节点的数据传输量, 即无人机需缓存的内容长度, 设计了一种基于半监督学习的无人机轨迹优化策略。具体而言, 根据无人机的计算系统中是否存储最佳飞行轨迹或者贪心指数的大小, 可将算法细分为启发式和半监督模型两大类, 依实际情况进行选择。仿真表明, 方案提出的轨迹长度相对比方案优化了 22.1%~33.5%, 可以有效缩短无人机飞行距离和减少飞行时间, 从而可更有效地为地面网络节点提供边缘计算服务。

关键词: 缓存; 机器学习; 无人机; 轨迹优化; 需求驱动; 启发式优化

中图分类号: V249.1

文献标识码: A

文章编号: 2096-5915(2022)02-43-09

DOI: 10.19942/j.issn.2096-5915.2022.2.015

Cache Demand-Driven UAV Trajectory Optimization

ZHANG Xiaopei, ZHAO Zixiao, DU Qinghe

(Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: In the mobile edge computing network, the unmanned aerial vehicle (UAV)-mounted cache server can be regarded as the mobile edge node, which can approach each ground terminal in a certain order. According to the amount of data needed to be cached and the characteristics of the UAV's limited energy, a caching requirement-driven UAV trajectory optimization scheme is proposed. The goal of this scheme is to satisfy the communication needs of all ground nodes in a certain area in the shortest time. Firstly, we assume that the communication sequence between the UAV and the ground network nodes can be known in advance. On the basis of this communication sequence, a semi-supervised learning based trajectory optimization strategy for UAV is designed according to the amount of data transmitted by the ground nodes, i.e., the contents need to be cached by UAV. Particularly, according to whether the optimal flight trajectory is stored in the computing system of the UAV or the size of the greedy index, the algorithm can be subdivided into two categories: heuristic and semi-supervised models, which will be selected according to the actual situation. The simulation results show that compared with the comparison scheme, the trajectory length proposed by this scheme is optimized by 22.1%~33.5%. It can effectively shorten the flight distance and reduce the flight time of UAV, thus providing more effective edge computing services for ground network nodes.

Key words: Cache; Machine Learning; Unmanned Aerial Vehicle; Trajectory Optimization; Demand Driven; Heuristic Optimization

1 引言

传统意义上的无线通信主要是利用地面上的固定基站等设施,但为了满足日益增长的多样化的通信需求,可利用无人机作为空中通信平台,从空中为地面终端提供无线通信服务。因为空中视野开阔,遮蔽物少,所以无人机可以提供视距链路,从而提供良好的服务质量。目前,有大量的研究工作致力于优化无人机在二维或三维空间的布局^[1-4]。同时,随着信息技术领域的日益普及,无人机已经可以为无线用户提供无缝的互联网连接服务。无人机的自由移动特性可以让无人机根据服务的地面终端位置及其通信要求动态调整空中位置。因此,无人机能够在缺乏地面基础设施的地区或过载条件下,为地面用户提供地面—空中通信服务。例如,在文献[5]中,优化无人机的部署位置可以改善无线网络的连接质量。在文献[6]中,用无人机作为通信中继,帮助无人水下航行器与地面设备进行通信连接。在文献[7]中,研究了无人系统在多障碍环境中的路径规划。

当前,网络中数据流优化的解决方案包括带宽管理、编码压缩、路由选择等,但这些解决方案不能很好地适应数据的爆炸式增长。影响网络吞吐量和传输时延的关键因素之一是内容提供商与终端用户之间的距离。因此,通过在靠近用户的边缘服务器上缓存流行内容可有效减少内容与终端用户的距离。在这种情况下,缓存是提高网络传输效率的一种有效技术。在机器学习的基础上,大量文献提出了各种基于机器学习的缓存策略。文献[8]将缓存替换问题建模成一种经典的多臂老虎机问题,利用强化学习来解决缓存问题。文献[9]提出了一种基于迁移学习的缓存策略。该策略所用的机器学习模式与传统的机器学习模式不同,传统的机器学习模式训练完毕后,如果再添加新的训练数据,机器学习将重新从零开始训练。

在移动边缘计算网络中,无人机搭载缓存服务器可视为移动的边缘节点,其可以按照一定顺序接近每个地面终端。在这种场景中,无人机不

仅需要尽可能地缩短与每个地面终端的视距距离,以获得更高效的传输速率和通信质量,而且还需要使无人机尽可能快速地满足所有地面终端的通信需求。然而,先前的工作主要集中在无人机导航应用上,以确保其在已预先确定的初始位置和最终位置之间能安全飞行,如研究如何避免与其他无人机或地形障碍物发生碰撞^[10]。对于无人机搭载缓存服务器的场景,无人机的轨迹决定了系统性能。近年来,已有部分文献研究了如何通过设计无人机的飞行轨迹来优化系统通信性能。例如,文献[11]研究了无人机在物联网中的应用,即利用无人机进行数据采集和机器通信时,无人机通过依次靠近每个地面终端的方式来缩短通信与移动调度距离,以实现更高效的数据采集。文献[12]研究了无人机作为移动中继的场景,当其为不同用户传输数据时,需在数据量和下载延迟之间进行权衡,为此可通过遗传算法优化无人机轨迹。在文献[13]中,提出了一种使无人机通信的能效最大化的轨迹优化方案。在文献[14]中,针对无人机移动中继系统,为了最大化吞吐量,提出了一个功率/速率分配和无人机轨迹(包括飞行方向和速度)的联合优化方案。针对优化无人机的飞行时间和飞行总长,文献[15]为了最大限度地提高了无人机的能量效率,利用线性规划和凸优化来优化无人机的飞行轨迹。但该算法仅考虑了无人机和地面终端的吞吐量,未考虑无人机与地面终端的实时通信质量。文献[16]研究了一种基于无人机多播系统的飞行轨迹设计问题,其优化目标是在确保每个地面终端能成功接收到内容的基础上保证无人机完成任务的时间最小。该方案将复杂的轨迹约束条件简化为每个地面终端的最小连接时间约束,利用凸优化方法,提出了一种有效路径点的设计方案。该文献中的无人机轨迹仅由直线段,其中包含了大量的急转弯。在实际应用中,由于惯性等物理因素,无人机较难实现这种轨迹。文献[17]针对多任务场景中的多子群任务分配和路径规划问题,将任务分配和路径规划联合优化,提出了改进的蚁群优化算法。

在本文中,我们利用半监督学习的思想,提

出了一种缓存需求驱动的无人机轨迹优化方案。该方案解决了单无人机和多个地面终端通信时的飞行轨迹设计问题,优化了无人机飞行轨迹总长和飞行时间。无人机从部署服务器的位置出发,依次经过各地面终端并完成通信任务,然后返回至初始位置。其中,当无人机起飞时,根据已确定的与地面各结点的通信顺序,依次朝各地面终端位置飞去;当无人机进入地面终端的通信范围时,无人机初始化地面终端的信息,同时地面终端向无人机发送需求信息,无人机接收到需求信息后则开始向地面终端传输需求内容,其中,同一时间无人机只能与一个地面终端进行通信。无人机在与地面终端的通信过程中,利用迭代采取启发式随机法及半监督模型法优化局部飞行轨迹,当无人机与当前地面终端完成通信任务后,无人机飞向下一个地面终端或返回初始位置。仿真表明,该方案可以明显降低无人机的飞行距离及飞行时间,降低周期循环时间,有效地为地面终端提供边缘计算服务。

2 系统模型

在一些特殊场景,地面终端与基站间的通信质量较差,无法满足通信需求。如图 1 所示,我们考虑一个基站服务多个地面终端的场景。基站处可派遣搭载缓存服务器的无人机飞向地面终端,并向地面终端提供内容下载缓存、数据采集缓存、双向信息传输、扩展网络覆盖等通信服务。无人机与基站可通过无线或有线的方式进行数据传输,在无人机的缓存服务器中存储内容后,无

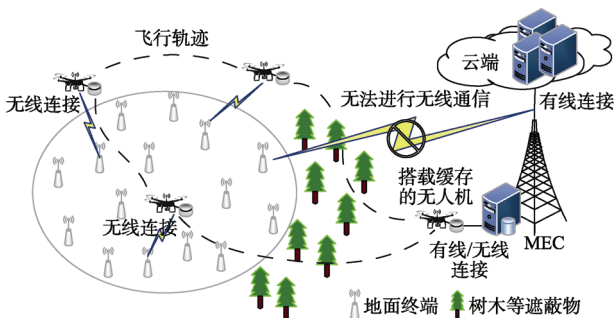


图 1 系统模型图

Fig. 1 System model

人机成为一个移动边缘节点。随后无人机将从基站位置出发,向所有地面终端提供内容后返回基站位置,我们将整个流程定义为一个周期。在本文中,我们专注于单无人机和多个地面终端通信的场景。

我们用 $\mathbf{K} = \{1, \dots, k, \dots, K\}$ 表示的 K 个地面终端组成的无线通信系统,地面终端 k 的位置表示为 $\mathbf{w}_k \in \mathbf{R}^{2 \times 1}, k \in \mathbf{K}$ 。在实践中,地面终端的位置可以在系统数据库中(例如用无线传感器网络)获得,或者由标准定位技术(例如 GPS 定位)确定。无人机的飞行高度固定为 H 。在实践中,为确保无人机安全飞行, H 可以对应于最合适的飞行高度(例如躲避障碍而不频繁地使飞机上升或下降)。

因此,无人机轨迹可用 $[x(t), y(t), H]$, $0 \leq t \leq T_p$ 表示,其中, $x(t)$ 和 $y(t)$ 表示在水平面上投影的 x 和 y 的坐标, H 表示无人机与地面终端的高度差。那么,无人机的投影位置可以用 $\mathbf{q}(t) = [x(t), y(t)]$ 表示,其中 $0 \leq t \leq T_p$ 。为了便于问题的公式化,我们引入时隙 $\delta(t)$,将周期时间离散为 M 个时隙 $\delta(t)$,我们假设无人机的轨迹满足以下约束:

$$\mathbf{q}(1) = \mathbf{q}(M) \quad (1)$$

$$\|\mathbf{q}(n) - \mathbf{q}(n-1)\| \leq L \quad (2)$$

式(1)表明无人机的起始位置和终止位置。说明在一个周期内,无人机从基站位置出发最终返回至基站位置。式(2)中, L 表示无人机在一个时隙的飞行距离,即在一个时隙中,无人机的飞行距离不超过 L 。

在任何一个时隙内,无人机与地面终端 k 之间的距离 $d_k(n)$ 为:

$$d_k(n) = \sqrt{\|\mathbf{q}(n) - \mathbf{w}_k\|^2 + H^2}, k \in \mathbf{K} \quad (3)$$

式中, \mathbf{w}_k 为地面终端的位置坐标。

假设每个 UAV-GT 信道遵循 LoS 链路且其他地面终端不会对无人机和当前通信任务的地面终端 k 之间的通信信道造成任何干扰。实际的 UAV-GT 信道可以很好地近似于 LoS 模型,同时假设由于无人机的移动性引起的多普勒频移可以

完全预补偿掉^[13],从地面终端 k 到无人机的信道功率增益符合自由空间损耗模型,其表示为

$$h_k(n) = \beta_0 d_k^{-2}(n) = \frac{\beta_0}{\|q(n) - w_k\|^2 + H^2}, k \in \mathbf{K} \quad (4)$$

式中, β_0 为距离 $d_0 = 1$ m 处的接收功率。

每个时隙中的每个地面终端的传输功率 P 是恒定的,则时隙 n 时地面终端 k 的接收信噪比 SNR 为

$$\gamma_k(n) = \frac{Ph_k(n)}{\sigma^2} = \frac{P\gamma_0}{\|q(n) - w_k\|^2 + H^2} \quad (5)$$

式中, σ^2 为加性高斯白噪声功率。 $\gamma_0 = \frac{\beta_0}{\sigma^2}$ 为 $d_0 = 1$ m 时接收机的信噪比 (SNR)。

根据式(5),为满足服务质量,即 $\gamma_k(n)$ 的值应大于某个阈值,这个条件等价于无人机与地面终端 k 之间的水平距离不应大于某个阈值 D 。

我们定义了一个二进制变量 $\alpha_k(n)$,代表地面终端的通信调度因子,表示无人机在时隙 n 是否与地面终端 k 发生数据交互。 $\alpha_k(n)$ 具体表示无人机在时隙 n 时是否与地面终端发生数据交互,即 $\alpha_k(n) = 1$,则表明无人机在时隙 n 时与地面终端发生了数据交互通信; $\alpha_k(n) = 0$,则表明无人机在时隙 n 时没有与地面终端发生数据交互通信,所以 $\alpha_k(n)$ 应满足

$$\alpha_k(n) = \begin{cases} 1 & \text{if } \|q(n) - w_k\| \leq D \& \sum_{k=1}^K \alpha_k(n) \leq 1, \forall k, n \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

假设无人机的通信带宽为 B ,无人机和地面终端 k 之间的瞬时信道容量可以被写为

$$r_k(n) = \begin{cases} B \log \left(1 + \frac{\gamma_0 P}{\|q(n) - w_k\|^2 + H^2} \right) & \alpha_k(n) = 1, k \in \mathbf{K} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

在整个周期,地面终端 k 的吞吐量为

$$R_k = \sum_{n=1}^M \alpha_k(n) B \log \left(1 + \frac{\gamma_0 P}{\|q(n) - w_k\|^2 + H^2} \right), k \in \mathbf{K} \quad (8)$$

具体的,设无人机搭载的边缘计算服务器需

要处理来自地面终端的各种数据请求,与地面终端请求的所有内容可以用一组数据集表示:

$\mathbf{C} = \{1, 2, \dots, C_{\max}\}$, \mathbf{C} 中的元素代表数据对象,这些数据对象的类型多种多样。同样在实际系统中,数据集 \mathbf{C} 中元素可能有无限多个,但由于无人机搭载的缓存设备容量有限,无人机会对其缓存服务器中的缓存内容进行处理,使其在每个周期内其缓存的内容都是该周期内流行度最高(需求量最高)的内容,以保证无人机的传输效率和缓存效率最大化。即使无人机在当前周期无法向地面终端提供所需内容,当无人机返回起始地面服务器时,在下个周期的准备时间里无人机会更新缓存内容,以保证无人机在下个周期为地面终端提供上周期未能提供的内容。总的来说,无人机向地面终端提供内容这一需求可以表述为

$$R_k \geq Q_m^k, \forall k \quad (9)$$

式中: Q_m^k 为本周期内地面终端 k 所需内容的总和。

综上所述,我们最终的目标是要优化无人机的飞行轨迹 $q(n)$,使其所飞行的时长最短,进而飞行路径最短。建立的全局轨迹优化问题如式(10)所示。

$$\begin{aligned} & \min_{q(n), \alpha_k(n)} M \\ & \text{s.t.} \begin{cases} q(1) = q(M) \\ \|q(n) - q(n-1)\| \leq L, n = 2, \dots, M \\ \alpha_k(n) = \begin{cases} 1 & \text{if } \|q(n) - w_k\| \leq D \& \sum_{k=1}^K \alpha_k(n) \leq 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \\ \sum_{n=1}^M \alpha_k(n) B \log \left(1 + \frac{\gamma_0 P}{\|q(n) - w_k\|^2 + H^2} \right) \geq Q_m^k \end{cases} \end{cases} \quad (10)$$

式中: M 为周期时间内离散间隙 $\delta(t)$ 数量。

寻找式(10)最优解等价于寻找有序路径点 \mathbf{Q} 的最优集合,其中包含表示每路径段的起点和终点的位置。但该优化问题是 NP-hard,难以直接求解。

对于终端通信半径 $D = 0$ 时的极端情况,即无人机需要按某种顺序访问所有地面终端,并在每个地面终端的顶部保持静止 T_{\min} 。在这种情况下,

寻找到式(10)的最优路径点集简化为确定所有地面终端的访问顺序,这样就可以最小化总的无人机飞行距离,这基本上等同于 TSP。

但在实际中,终端通信半径 $D > 0$, 所以我们寻找次优解。为此,我们首先假设无人机与各地面终端的通信顺序已知,即通信调度表已确定(或利蚁群算法确构建通信调度表),然后将全局优化问题转变为局部优化问题。

如图 2 所示,当前周期开始时,无人机从基站处将数据存入自身缓存服务器。接着无人机从基站位置出发,根据已知的通信顺序飞向目标地面终端。当进入目标地面终端的通信范围后,无人机在与地面终端通信的同时根据算法决定每一时刻的飞行轨迹。当完成与该地面终端的通信任务后,无人机根据通信调度表确定下一个地面终端的位置。如果无人机已经完成所有任务,则无人机返回基站更新缓存服务器的内容,为下周期通信任务做准备。

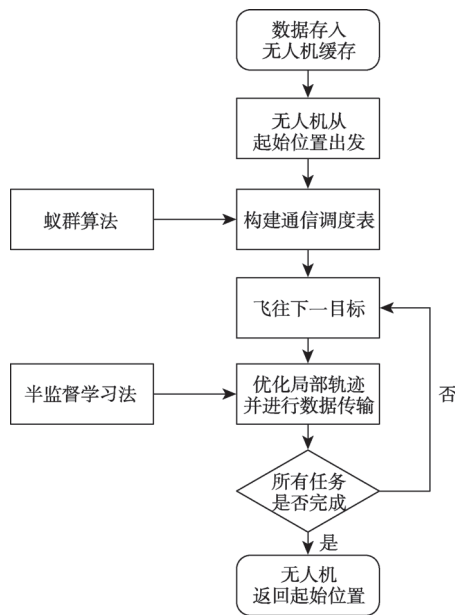


图 2 无人机缓存通信流程图

Fig. 2 Flow diagram of UAV trajectory

3 基于半监督学习的局部轨迹优化

3.1 局部轨迹优化算法

根据通信调度表,无人机首先飞往的地面终

端及其位置我们用 w_1 表示,以此类推,通信调度表中顺序为第 k 个地面终端的位置为 w_k 。也就是说,无人机从起始位置出发,依次飞向 $\{w_1, w_2, \dots, w_K\}$ 并在完成所有通信任务后返回起始位置。根据通信调度表中的顺序,当无人机需要与 w_k 进行通信时,即在进行第 k 个通信任务时,算法进入地面终端 k 的局部轨迹优化环节,并当完成当前局部优化后,将局部优化轨迹并入全局优化轨迹中。

在第 k 个通信任务中,当前需求通信的地面终端 k 为 w_k ,下一个需要通信的地面终端为 w_{k+1} (未完成所有通信任务的情况下)。为了不失一般性和方便表述,将当前需求通信的地面终端 k 定义为 w_T ,其有效通信半径为 D 。 w_S 为无人机在局部轨迹中的初始位置, w_E 为下一个要前往的地面终端。无人机从 w_S 出发,经过 w_T 的通信范围,并完成通信任务后前往下个目的地 w_E 。

我们的局部优化问题就是要使得无人机在完成 w_T 通信任务的同时,使得无人机的飞行距离和飞行时间最少。因此,式(10)的优化问题转化为式(11)。

该问题仍属于 NP-hard。本文所述算法利用半监督学习的思想,通过训练参考轨迹,逼近最优解。当无人机进入局部轨迹优化区域时,无人机的计算系统先判断系统中有无存储的参考轨迹。若无人机计算系统中无参考轨迹,则通过仿真启发式的生成参考轨迹,并判断该轨迹是否满足任务需求。若满足任务需求,则记录该轨迹和其特征向量。

$$\begin{aligned} & \min M_k \\ & \mathbf{q}_k(n), \alpha_k(n) \\ & \left\{ \begin{aligned} & \mathbf{q}_k(1) = \mathbf{w}_S \\ & \|\mathbf{q}_k(n) - \mathbf{q}_k(n-1)\| \leq L, n = 2, \dots, M_k \\ & \alpha_k(n) = \begin{cases} 1 & \text{if } \|\mathbf{q}_k(n) - \mathbf{w}_T\| \leq D \& \sum_{k=1}^K \alpha_k(n) \leq 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \\ & \sum_{n=1}^M \alpha_k(n) B \log \left(1 + \frac{\gamma_0 P}{\|\mathbf{q}_k(n) - \mathbf{w}_T\|^2 + H^2} \right) \geq Q_m^k \end{aligned} \right. \end{aligned} \quad (11)$$

式中： $\mathbf{q}_k(n)$ 为无人机在第 k 个通信任务中的位置。

若无人机计算系统中存在参考轨迹时，则通过对参考轨迹的特征向量的训练，形成新模型来生成新的飞行轨迹。若该轨迹可提升性能，则记录该轨迹和其特征向量，并利用该轨迹以及其特征向量优化参考轨迹生成模型。

算法通过循环迭代不断优化轨迹生成模型，使得无人机在进入局部优化区域时可以快速生成一条符合性能标准的轨迹曲线。循环迭代同时也可以使得生成的轨迹曲线进行再次优化，直到性能逼近理论上界或迭代计数到达上界。

3.2 预处理特征参数

在局部轨迹优化场景中，根据式(7)对于无人机传输速率的描述，无人机在距离目标地面终端越近时，其传输速率越大。那么无人机在 \mathbf{w}_T 处有最大传输速率

$$r_{\max} = B \log \left(1 + \frac{\gamma_0 P}{H^2} \right) \quad (12)$$

人机处于边界上有最小传输速率

$$r_{\min} = B \log \left(1 + \frac{\gamma_0 P}{D^2 + H^2} \right) \quad (13)$$

关于无人机飞行的方向选择有两种可能。第一种可能：为了获得更高的传输速率，无人机可能会朝着目标地面终端 \mathbf{w}_T 的方向飞行。第二种可能：为了缩短无人机飞行距离，无人机可能朝着下一目标地面终端 \mathbf{w}_E 的方向飞行。总之无论无人机如何选择飞行方向，无人机在飞行时每一时隙所在的位置必然比上一时隙所在的位置更接近目标地面终端 \mathbf{w}_T 或下一个地面终端 \mathbf{w}_E 。无人机的飞行区域存在非优解区域和优解区域。

无人机与目标地面终端 \mathbf{w}_T 的距离为

$$D_T(n) = \|\mathbf{q}_k(n) - \mathbf{w}_T\| \quad (14)$$

无人机与下一目标地面终端 \mathbf{w}_E 的距离为

$$D_E(n) = \|\mathbf{q}_k(n) - \mathbf{w}_E\| \quad (15)$$

无人机在 $n+1$ 时刻与地面终端 \mathbf{w}_T 和 \mathbf{w}_E 的加权距离必然比 n 时刻与地面终端 \mathbf{w}_T 和 \mathbf{w}_E 的加权距离短，如式(16)所示。

$$(1-\zeta)D_T(n) + \zeta D_E(n) \leq (1-\zeta)D_T(n) + \zeta D_E(n) \quad (16)$$

式中： ζ 为距离重要程度因子， $0 \leq \zeta \leq 1$ ， ζ 值越大，距离对方向的选择越重要。 ζ 由式(17)表示

$$\zeta = \frac{R_k}{Q_m^k} \quad (17)$$

式中： R_k 为已传输的数据总量。

满足式(2)的条件下，为了保证飞行时间最短，我们假设无人机只有两个状态：静止或以最大速度飞行。则无人机在第 $i+1$ 个时隙的位置坐标可以表示为

$$\begin{cases} x_{i+1} = x_i + L \times \cos \theta_i \\ y_{i+1} = y_i + L \times \sin \theta_i \end{cases} \quad (18)$$

在满足式(16)的条件下，可解出 θ_i 的上界 θ_i^H 及下界 θ_i^L ， θ_i 表示无人机在第 $i \sim i+1$ 个时隙之间的飞行方向。

根据无人机的计算系统中有没有存储最佳飞行轨迹或者贪心指数的大小，可将算法细分为两大类，分别为启发式优化飞行轨迹和半监督模型化优化飞行轨迹。

3.3 启发式优化飞行轨迹

如果无人机的计算系统中没有存储参考轨迹，或满足贪心指数，那么本次局部轨迹优化采用启发式的贪心策略，根据 θ_i 的概率密度 $P(\theta_i)$ 随机选取 θ_i 值，得 $\mathbf{q}_k(i+1)=[x_k(i+1), y_k(i+1)]$ 的坐标，其 θ_i 的概率密度如式(19)。随着时隙的不断加，最终获得本次局部优化的轨迹，并得到方向参数数据集。

$$P(\theta_i) = \begin{cases} \frac{1}{\theta_i^H - \theta_i^L} & \theta_i^L < \theta_i < \theta_i^H \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

对于本次局部优化的轨迹 \mathbf{q}_k ，其路径长度为

$$S_k = \sum_{j=1}^{M-1} \|\mathbf{q}_k(j+1) - \mathbf{q}_k(j)\| + \|\mathbf{q}_k(M) - \mathbf{w}_{k+1}\| \quad (20)$$

3.4 半监督模型化优化飞行轨迹

如果无人机的计算系统中存储最佳飞行轨迹，最优空间中的参数为 $\Theta=[\theta_1^B, \theta_2^B, \dots, \theta_N^B]$ ，那么本时隙无人机的飞行方向采用机器学习的方

式, 根据 θ_i 的概率密度 $P(\theta_i)$ 随机选取 θ_i 值, 得 $\mathbf{q}_k(i+1)=[x_k(i+1), y_k(i+1)]$ 的坐标; 其 θ_i 的概率密度如式(21)。随着时隙的不断增加, 最终获得本次局部优化的轨迹。

$$P(\theta_i) = \begin{cases} \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(\theta_i - \theta_i^B)^2}{2\sigma^2}}}{\int_{\theta_i^L}^{\theta_i^H} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(\theta_i - \theta_i^B)^2}{2\sigma^2}} d\theta_i}, & \theta_i^L < \theta_i < \theta_i^H \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

4 仿真评估

4.1 对比算法

在基于飞行轨迹优化的无人机缓存通信策略中, 本文提出了一种基于半监督学习的轨迹优化方案。我们通过仿真结果来评估所提出方案的性能。为了突出比较, 在仿真中设置了一种对比算法, 即基于椭圆折线的轨迹优化算法。在我们的仿真中设置了两种对比算法, 分别为基于 TSP 的轨迹优化算法和基于椭圆折线的轨迹优化算法。

4.1.1 基于 TSP 的轨迹优化算法

这种方案的假设是当地面终端的通信范围 $D=0$ 时, 与地面终端的通信范围相当于一个点。如果无人机需要与各地面终端进行通信, 那么无人机必须经过(贴近)地面终端, 此时可以将该问题看作是一般的经典 TSP, 可利用蚁群算法加以解决。

4.1.2 基于椭圆折线的轨迹优化算法

在现实中, 无人机的飞行轨迹是一条有向曲线, 但如果把曲线离散化形成一个个坐标点, 那么无人机飞行轨迹可由一系列坐标点组合而成。如果需要找到无人机在每个时隙的最优坐标点, 那么算法难以设计。椭圆折线法的核心思想是只找最优飞行轨迹的关键坐标点, 通过将关键坐标点相连, 近似地逼近最优飞行轨迹。

基于椭圆折线的轨迹优化算法, 根据已确定的通信顺序, 在与地面终端进行通信的同时进行局部轨迹优化。可以说, 基于椭圆折线的轨迹优

化算法是一种局部轨迹优化算法。

具体来说, 当无人机与 w_k 进行通信时, 即在进行第 k 个通信任务时, 算法进入地面终端 k 的局部轨迹优化环节。同样, 将当前需求通信的地面终端 k 定义为 w_T , 其有效通信半径为 D 。 w_S 为无人机在局部轨迹中的初始位置, w_E 为下一个要前往的地面终端。

我们需要将地面终端的有效通信半径 D 再度离散化, 定义离散程度 d 将通信半径 D 分为 $n_D=D/d$ 段。在每一段通信区域内, 无人机与地面终端的通信速率相等, 即

$$\begin{aligned} D - n_p \cdot d < \|\mathbf{q}(n) - \mathbf{w}_T\| \leq D - (n_p - 1) \cdot d, \\ \exists 1 \leq n_p \leq n_D \end{aligned} \quad (22)$$

式中, n_p 为无人机所在的离散通信区域序号, 序号相同时, 无人机与地面终端的通信速率相等。

即离散通信区域 n_p 的通信区域为

$$\begin{aligned} D - n_p \cdot d < \|\mathbf{w}_T\| \leq D - (n_p - 1) \cdot d, \\ n_p = 1, 2, \dots, n_D \end{aligned} \quad (23)$$

我们知道, 无人机在飞行过程中要尽可能地缩短飞行距离。如果无人机能以直线飞行, 那么其飞行距离一定是最短的。但是由于通信范围的限制, 无人机几乎不可能以一条直线为轨迹, 所以我们需要找出几个关键的拐点, 以折线为飞行轨迹。

利用椭圆性质: 椭圆上任意一点到两焦点的距离相等。

$$\sqrt{(x - x_p)^2 + (y - y_p)^2} + \sqrt{(x - x_E)^2 + (y - y_E)^2} = C \quad (24)$$

式中, (x_p, y_p) 为无人机进入离散通信区域 n_p 的外边界时的坐标。 (x_E, y_E) 为下一个要前往的地面终端 w_E 的坐标。

通过调整 C 的大小, 作一个椭圆与离散通信区域 n_p 的内边界相切, 该切点即所找的拐点。

4.2 仿真参数设置

本节中将所有仿真实验涉及的参数汇总, 如表 1 所示。

表 1 仿真参数表

Table 1 Simulation parameters

主要仿真参数	数值设置
地面终端个数	16
通信半径 D	50~140 m
地面终端需求数据量	100 Mbit
无人机传输带宽	1 MHz
无人机距地面高度	50 m
无人机最大飞行速度	10 m/s
距离 1 m 时的接收信噪比	69 dB
无人机传输功率	10 dBm

4.3 仿真结果评估

在第一组实验中,我们首先仿真了在两个地面终端在需求数据量不同的情况下的无人机飞行轨迹,设置两地面终端所需求的数据量分别为 110 Mbit 和 60 Mbit,通信半径都为 60 m。从图 3 可以看出,蓝色路线为基于半监督学习的飞行轨迹,其总长为 459 m,比 TSP 蚁群算法轨迹(红色路线)总长减少 202 m,优化 30.6%;两地面终端的轨迹不相似,左侧的地面终端需求数据量较小,无人机绕其边界飞行;右侧地面终端需求数据量较大,则需要略微深入地面终端的通信范围。说明本算法能很好地把握终端的通信需求。

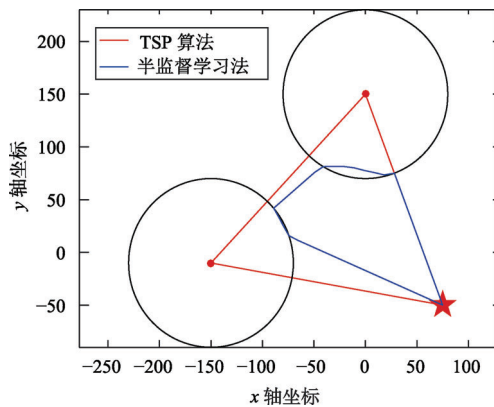
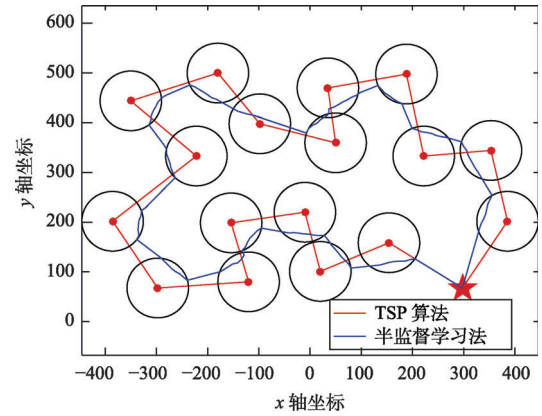


图 3 两地面终端无人机轨迹优化图

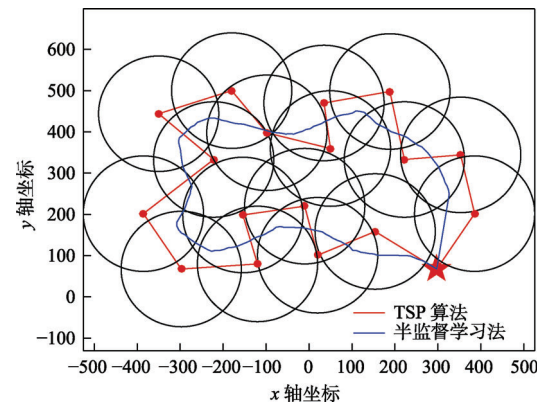
Fig. 3 Ground terminal UAV trajectory optimization

在第二组实验中,我们仿真了 $D=60$ m 时无人机飞行轨迹图。基于椭圆折线法的无人机飞行轨迹,其总长为 2251 m,比 TSP 蚁群算法轨迹总长减少 511 m,总长优化 18.5%;如图 4 所示,蓝色路线为基于半监督学习的无人机飞行轨迹,其总长为 2152 m,比 TSP 蚁群算法轨迹总长减少

图 4 $D=60$ m 时基于半监督学习的无人机飞行轨迹图Fig. 4 UAVs flight trajectory graph based on Semi-supervised Learning ($D=60$ m)

610 m,优化 22.1%。

在第三组实验中,我们仿真了 $D=140$ m 时无人机飞行轨迹图。如图 5 所示,蓝色路线为基于半监督学习的无人机飞行轨迹,其总长为 1836 m,比 TSP 蚁群算法轨迹总长减少 926 m,优化 33.5%。基于椭圆折线法的无人机飞行轨迹,其总长为 1910 m,比 TSP 蚁群算法轨迹总长减少 852 m,总长优化 30.8%。

图 5 $D=140$ m 时基于半监督学习的无人机飞行轨迹图Fig. 5 UAVs flight trajectory graph based on Semi-supervised Learning ($D=140$ m)

两种方法相比 TSP 蚁群算法,有明显的提升。基于半监督学习的无人机飞行轨迹总长比基于椭圆折线法的无人机飞行轨迹总长减少 74 m,性能提升 3.8%。从性能提升上看,半监督学习法比椭圆折线法只有略微的提升。但从飞行轨迹上看,椭圆折线法的飞行轨迹拐角较大,无人机因为自

身性能和惯性的原因其转向较慢, 无人机按照椭圆折线法的轨迹可能较难操作, 达不到实际要求。半监督学习法拐角圆润, 易于操作。

5 结 论

本文研究了在移动边缘计算系统中, 搭载边缘计算服务器的无人机与地面终端的通信问题, 并将该问题转化为无人机的飞行轨迹优化问题。并且提出了缓存需求驱动的无人机轨迹优化方案。具体为: 在一个周期内, 无人机从部署服务器的位置出发, 依次经过各地面终端并完成通信任务, 然后返回至初始位置。其中, 当无人机起飞时, 根据已知的通信顺序, 依次飞行经过各地面终端并与各地面终端通信; 当无人机进入地面终端的通信范围时, 无人机初始化地面终端的信息, 同时地面终端向无人机发送需求信息, 无人机接收到需求信息后则开始向地面终端传输需求内容。其中, 同一时间无人机只能与一个地面终端进行通信, 无人机在与地面终端的通信过程中, 利用迭代采取启发式随机法及半监督模型法优化局部飞行轨迹, 无人机沿着优化轨迹飞行。仿真表明, 该方案可以明显降低无人机的飞行距离及飞行时间, 有效地为地面网络节点提供边缘计算服务。

参 考 文 献

- [1] Azari M M, Rosas F, Chen K C, et al. Optimal UAV positioning for terrestrial-aerial communication in presence of fading[C]. IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), Washington, DC, USA, 2016.
- [2] Alzenad M, El-Keyi A, Yanikomeroglu H. 3D placement of an unmanned aerial vehicle base station for maximum coverage of users with different QoS requirements[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(1): 38-41.
- [3] Kalantari E, Yanikomeroglu H, Yongacoglu A. On the number and 3D placement of drone base stations in wireless cellular networks[C]. IEEE Vehicular Technology Conference (VTC-Fall), Montreal, QC, Canada, 2016.
- [4] Yaliniz R I B, El-Keyi A, Yanikomeroglu H. Efficient 3-D placement of an aerial base station in next generation cellular networks[C]. IEEE International Conference on Communications (ICC), Kuala Lumpur, Malaysia, 2016.
- [5] Kim S, Oh H, Suk J, et al. Coordinated trajectory planning for efficient communication relay using multiple UAVs[J]. Control Engineering Practice, 2014, 29: 42-49.
- [6] Johansen T A, Zolich A, Hansen T, et al. Unmanned aerial vehicle as communication relay for autonomous underwater vehicle—Field tests[C]. IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), Austin, TX, USA, 2014.
- [7] 李艳, 郭继峰, 罗汝斌. 基于遗传算法与 Dubins 理论的高速无人系统在多障碍环境中的路径规划[J]. 无人系统技术, 2021, 4(6): 37-45.
- [8] Blasco P, Gunduz D. Learning-based optimization of cache content in a small cell base station[C]. IEEE International Conference on Communications (ICC), Sydney, NSW, Australia, 2014.
- [9] Hou T, Feng G, Qin S, et al. Proactive content caching by exploiting transfer learning for mobile edge computing[C]. IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), Singapore, 2017.
- [10] Richards A G, How J P. Aircraft trajectory planning with collision avoidance using mixed integer linear programming[C]. American Control Conference, Anchorage, USA, 2002, 3: 1936-1941.
- [11] Lyu J, Zeng Y, Zhang R. Cyclical multiple access in UAV-aided communications: A throughput-delay tradeoff[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2016, 5(6): 600-603.
- [12] Anazawa K, Li P, Miyazaki T, et al. Trajectory and data planning for mobile relay to enable efficient internet Access after disasters[C]. IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), San Diego, CA, USA, 2015.
- [13] Zeng Y, Zhang R. Energy-efficient UAV communication with trajectory optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(6): 3747-3760.
- [14] Zeng Y, Zhang R, Lim T J. Throughput maximization for UAV-enabled mobile relaying systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(12): 4983-4996.
- [15] Xu Y, Xiao L, Yang D, et al. Energy-efficient UAV communication with multiple GTs based on trajectory optimization[J]. Mobile Information Systems, 2018: 1-10.
- [16] Zeng Y, Xu X, Zhang R. Trajectory optimization for completion time minimization in UAV-enabled multicasting[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(4): 2233-2246.
- [17] 苏梅梅, 程咏梅, 胡劲文, 等. 基于改进蚁群算法的无人机集群任务分配和路径规划联合优化[J]. 无人系统技术, 2021, 4(4): 40-50.

作者简介:



张小沛 (1993-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为缓存需求驱动的无人机轨迹优化。



赵梓晓 (2000-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为 5G 超可靠低时延通信。



杜清河 (1979-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为无线通信与网络。本文通讯作者。

[引用格式] 缪坤忠, 李建宁. 领导者输入未知的多智能体系统容错一致性设计方法[J]. 无人系统技术, 2022, 5(2): 52-61.

领导者输入未知的多智能体系统容错 一致性设计方法

缪坤忠, 李建宁

(杭州电子科技大学自动化学院, 杭州 310000)

摘要: 自然界中许多现象都间接地映射了多智能体分布式协同控制问题, 在实践应用中展现了潜在的应用价值, 如何实现一致性一直是多智能体研究的基础和热点问题。基于李雅普诺夫稳定性分析、自适应控制理论等方法研究了具有绝对未知输入的多智能体系统的自适应容错一致性问题。首先, 根据故障的演变特征建立了一种马尔科夫跳变故障模型; 其次, 提出一类包含固定控制器增益、相邻智能体的局部状态信息及时变辅助控制函数的容错一致协议, 利用辅助控制函数来补偿执行器故障和领导者未知输入; 然后, 建立适合于该系统的 H_∞ 性能指标函数, 减少了估计误差和多智能体初始状态对闭环系统的影响; 最后, 通过仿真验证了所设计方法的有效性, 能较好的估计故障和实现容错一致性。所提供的算法为无人协同编队在复杂环境下的应用提供理论支撑。

关键词: 领导—跟随多智能体系统; 故障模型; 未知输入; 自适应容错控制; 容错一致性; H_∞ 性能指标
中图分类号: V279 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-5915(2022)02-52-10
DOI: 10.19942/j.issn.2096-5915.2022.2.016

Fault-tolerant Consensus Design Method for Multi-agent System with Unknown Leader Input

MIAO Kunzhong, LI Jianning

(School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310000, China)

Abstract: Many phenomena in nature indirectly reflect the problem of multi-agent distributed cooperative control, which shows potential application value in practical application, how to achieve consensus has always been the basis and hot issue of multi-agent research, the adaptive fault-tolerant consensus of multi-agent systems with absolutely unknown inputs is investigated. First of all, according to the evolution characteristics of failures, a Markov jump failure model is established, and then a class of fault-tolerant consensus protocols including fixed controller gain, local state information of adjacent agents and variable auxiliary control functions are proposed, and auxiliary control functions are used to compensate actuator failures and leader unknown inputs. In addition, the H_∞ performance index function suitable for the system is established, which reduces the influence of the estimation error and the initial state of the agent system on the closed-loop system. Finally, the effectiveness of the designed method is verified by simulation. The algorithm provides theoretical support for the application of unmanned cooperative formation in complex environment.

Key words: Leader-following Multi-agent System; Failure Model; Unknown Input; Adaptive Control; Fault-tolerant Consensus; H_∞ Performance Index

收稿日期: 2021-11-06; 修回日期: 2021-12-15

基金项目: 国家自然科学基金(61733009); 浙江省自然科学基金项目(LY19F030020)

1 引言

近年来,由于多智能体系统在飞行器编队^[1-2]、传感器网络系统^[3]、卫星编队等领域^[4]得到了广泛的应用,多智能体系统研究备受关注。特别是领导—跟随多智能体的一致性^[5]问题,即所有智能体的状态都可以通过适当的控制器达到一致,使领导者和跟随者之间的距离最小化。同时,许多学者提出一个领导者或者多个领导者^[5-6]、固定时间^[7-8]、自适应一致性^[9-10]等领域的相关研究成果。

多智能体系统容易因未知现象而突然发生故障,这将导致控制性能的下降,为了克服这个困难,最值得考虑的办法是自适应控制算法^[11-12]、鲁棒控制^[13-14]等。其中,自适应控制最为突出,它被应用在许多领域。例如,在文献^[15]中,所研究系统的执行器故障模型由线性部分和非线性部分组成,比文献^[11-12]中考虑的故障模型更为一般。此外,利用自适应控制策略得到的信息对控制器进行重构,使得 Takagi-Sugeno 模糊系统的稳定性受到较大的影响。文献^[16]描述了一种基于观测器的辅助变量,利用自适应律来估计扰动和部分失效系数,传统一致性控制协议和鲁棒控制的结合,实现了智能体的约束一致性。在文献^[17]中,考虑了故障的特征,建立分布式故障模型,并采用 H_∞ 模糊控制器来保证双边遥操作系统的正常运行。但是上述文献在处理故障时,根据考虑故障的特征(微小故障的系统比大故障的系统发生故障的概率要大),建立一个更符合实际情况的失效模型十分有必要,同时这也是本文的第一个出发点。

另外,随着多智能体应用领域的复杂化,繁琐的系统规模以及控制精度的增加,不可避免地导致系统的稳定性降低,例如网络攻击使得智能体之间的信息交互通信延迟、系统元器件损坏、系统的结构可能发生跳变等,大大影响了系统的安全性。为了解决这些问题,学者们也做了许多努力。例如,在文献^[18]中,网络攻击强度的概

率提前未知,一种强度依赖的共识协议被提出,DOS 攻击下的异构系统可以更快达到收敛目标。在文献^[19]中,通过设计一种新颖的模糊模型去描述异构问题和控制器,非线性的多智能体系统在时变的拓扑切换下可以快速达到稳定。在系统的通信拓扑发生故障和领导输入受限的情况下,文献^[20]将高速列车模型转化为协调一致问题,建模成带有领导者的模型更为恰当,并采用 Lyapunov-Krasovskii 方法提出 H_∞ 控制器增益。以上所讨论文献的不足之处是领导者和跟随者初始状态都要求是相同的,这在实际中应用的范围是有限的。在领导输入未知的情况下,文献^[21]提出了自适应容错控制协议,该协议与智能体之间的信息交换无关,可以减弱领导者输入未知的影响。在文献^[22]中,领导的输入假设为有界,基于固定耦合增益和自适应时变增益的鲁棒控制器被提出,该控制器在保证系统正常工作的同时,也消除了外部干扰的误差。但是大多数文献在处理领导者输入未知时,假设领导者的输入有界,这在特殊实际应用中存在一定的局限性。因此,本文构造了一个基于初始状态的性能指标来绕过零初始条件的需要,并结合鲁棒技术和自适应方法来解决领导者输入绝对未知的问题,即本文的第二个出发点。

本文解决了执行器故障和领导者输入绝对未知的问题,本文的主要贡献总结如下。

(1) 首先,基于故障的特征(微小故障发生的概率大于严重故障发生的概率,以及微小故障发生后的系统比健康系统更容易发生故障),建立了适合系统的故障分布模型。

(2) 在传统的经典 H_∞ 控制理论中,由于零初始条件的约束,每个智能体(包括领导者和跟随者)的初始状态要求是相同的,保守性较强,因此本文构建一种性能指标来减少零初始条件对系统的影响。

(3) 结合鲁棒技术和自适应方案,一种新颖的容错控制器被呈现来削弱领导者绝对未知和执行器故障对系统的影响。

2 物理模型

2.1 图论

包含 N 个智能体的通信拓扑用加权图 $G(V, \varepsilon, \mathbf{A})$ 来表示, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 是节点集, 用 $\varepsilon \subseteq V \times V$ 来表示边集, $\mathbf{A} = [a_{ij}] \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 对应通信拓扑结构图的邻接矩阵。如果智能体 i 向智能体 j 发送信息, 则说明智能体 i 和智能体 j 是邻居关系, 两个智能体之间的权重记为 a_{ij} , 反之如果智能体 i 和 j 之间没有边, 则 $a_{ij} = 0$ 和 $(v_i, v_j) \notin \varepsilon$ 。如果对于任意的智能体 i 和 j 都满足 $(v_i, v_j) \in \varepsilon, (v_j, v_i) \in \varepsilon$, 则说明图 G 为无向图, 反之则为有向图。拉普拉斯矩阵 $\mathbf{L} = [l_{ij}] \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 满足如下特征: $l_{ii} = \sum_{i \neq j} a_{ij}, l_{ij} = -a_{ij}, i \neq j$ 。有向图的拉普拉斯矩阵是对称的, 无向图的拉普拉斯矩阵一般是非对称的。在本文中, 考虑了带有领导者的多智能体系统, 领导者和跟随者之间的通信结构用对角矩阵 $\mathbf{G} = \text{diag}\{g_1, \dots, g_N\}$ 来表示, 其中如果智能体 $i=1, \dots, N$ 和领导者 $i=0$ 之间有信息交流, 则 $g_i > 0$; 否则, $g_i = 0$ 。

2.2 系统模型

本文考虑了一类具有故障和领导者输入绝对未知的领导-跟随多智能体系统, 领导者的动力学方程被确定为:

$$\dot{\mathbf{x}}_0(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}_0(t) + \mathbf{B}\mathbf{r}_0(t) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x}_0(t) \in \mathbb{R}^n$ 为系统领导者的状态量, $\mathbf{r}_0(t) \in \mathbb{R}^s$ 是设计的系统领导者绝对未知输入, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}, \mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n \times s}$ 被假定为已知且具有恰当维数的实矩阵。

与(1)相似, 第 i 个跟随者动力学模型被定义为:

$$\dot{\mathbf{x}}_i(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}_i(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}_i^F(t), \quad i=1, \dots, N \quad (2)$$

其中, $\mathbf{u}_i^F(t) = [(u_{i1}^F)^T(t), (u_{i2}^F)^T(t), \dots, (u_{is}^F)^T(t)]^T \in \mathbb{R}^s$ 定义为每一个跟随者的控制输入, 第 i^{th} 跟随者的状态向量用 $\mathbf{x}_i(t) \in \mathbb{R}^n$ 来表示。

本工作的目的是设计一系列合适的控制器 $\mathbf{u}_i^F(t)$, 在故障和未知领导者输入的情况下实现领导-跟随一致性。

2.3 执行器故障建模

目前, 部分执行器被提出的失效模型是基于故障的结构特征, 例如, 微小故障的发生概率大于重大故障的发生概率, 与运行良好的系统相比, 有故障的系统更容易发生故障。因此, 分布式故障模型需要被提供, 如图 1 所示。

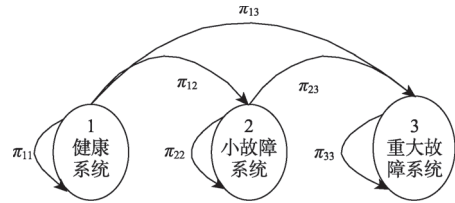


图 1 分布式故障模型

Fig. 1 Failure distribution model

数字 1、2、3 分别被用来代表健康系统、小故障系统、重大故障系统, π_{12} 被定义为健康系统向微小故障系统过渡的跳跃概率, 其他信息可以类比。

接下来, 将详细地介绍故障的马尔科夫跳变过程。使用随机变量 $\{r_i(t)\}$ 去描述具有右连续的马尔科夫过程, 它的范围在预定的范围内 $F = \{1, 2, 3, \dots, f\}$ 。此外, 马尔科夫链相关的模态转移的跳变概率被描述为:

$$Pr\{r_i(t+\Delta) = b \mid r_i(t) = a\} = \begin{cases} \pi_{ab}\Delta + o(\Delta), & a \neq b \\ 1 + \pi_{aa}\Delta + o(\Delta), & a = b \end{cases}$$

其中, $\Delta > 0, \lim_{\Delta \rightarrow \infty} (o(\Delta)/\Delta) = 0$, π_{ab} 是故障从模态 a 到模态 b 在时刻 t 的切换的概率, 而且, 跳变概率属于区间 $[0, 1]$, 以及

$$\pi_{ab} \geq 0 (a \neq b), \quad \pi_{aa} = - \sum_{b=1, b \neq a}^f \pi_{ab}$$

注 1. 模态信息 $\{r_{ij}(t)\}$ 扩维后的信息用 $\{r_{ij}(t)\}$ 来表示, 其中 $r_i(t) \in \{3^s \text{ modes}\}$ 。

为了解决故障和输入的安全性问题, 在模态 $r_i(t)$ 下的智能体 i 模型的输入信息被建模成如下的形式:

$$\mathbf{u}_i^F(t) = \rho_i(r_i(t))\mathbf{u}_i(t) \quad (3)$$

其中, $\rho_i(r_i(t))$ 代表智能体 i 的执行器在模态 $r_i(t)$ 下的故障失效系数, 且满足

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_i(t) &= [\mathbf{u}_{i1}^T(t), \mathbf{u}_{i2}^T(t), \dots, \mathbf{u}_{is}^T(t)]^T \in \mathbb{R}^s, \\ \rho_i(r_i(t)) &= \text{diag}\{\rho_{i1}(r_{i1}(t)), \rho_{i2}(r_{i2}(t)), \dots, \rho_{is}(r_{is}(t))\}, \\ r_{ij}(t) &\in \{1, 2, 3\}, i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, s. \end{aligned}$$

此外, 由于实际的情况, 可以得到:

$$\begin{aligned} 0 \leq \rho_{ij}(r_{ij}(t)) \leq 1, r_{ij}(t) \in \{1, 2, 3\} \\ i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, s \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $\rho_{ij}(r_{ij}(t))$ 定义为在模态 $r_{ij}(t)$ 下, 第 i^{th} 智能体的第 j^{th} 执行器的失效系数。如果 $\rho_{ij}(r_{ij}(t))=1$, 在模态 $r_{ij}(t)$ 下第 i^{th} 智能体的第 j^{th} 执行器没有故障; 如果 $0 < \rho_{ij}(r_{ij}(t)) < 1$, 在模态 $r_{ij}(t)$ 下第 i^{th} 智能体的第 j^{th} 执行器部分失效故障; 如果 $\rho_{ij}(r_{ij}(t))=0$, 在模态 $r_{ij}(t)$ 下第 i^{th} 智能体的第 j^{th} 执行器完全失效。

注 2. 在任意 $(s-j)$ 个执行器失效的情况下 ($1 \leq j \leq s-1$), 其余的执行器仍能正常地工作来实现所需要的控制目标。

对于执行器的故障模型, 若由(1)和(2)组成的系统模型可以得到容错一致性, 需要做以下合理假设。

假设 1^[23]: 系统模型的系数矩阵 (A, B) 是可控的。

引理 1^[24]: (Schur 补引理)。对于给定的对称矩阵 $\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_{11} & \mathbf{S}_{12} \\ \mathbf{S}_{12}^T & \mathbf{S}_{22} \end{bmatrix}$, 其中 \mathbf{S}_{11} 为 r 阶方阵, 以下 3 个条件是等价的:

- (i) $\mathbf{S} < 0$;
- (ii) $\mathbf{S}_{11} < 0, \mathbf{S}_{22} - \mathbf{S}_{12}^T \mathbf{S}_{11}^{-1} \mathbf{S}_{12} < 0$;
- (iii) $\mathbf{S}_{22} < 0, \mathbf{S}_{11} - \mathbf{S}_{12} \mathbf{S}_{22}^{-1} \mathbf{S}_{12}^T < 0$ 。

2.4 领导—跟随一致性协议

受文献[25]的启发, 和领导—跟随多智能体的状态信息, 如果对于任意的初始条件 $\mathbf{x}_0(0)$ 和 $\mathbf{x}_i(0), i=1, 2, \dots, N$ 满足:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}_i(t) - \mathbf{x}_0(t)\| \rightarrow 0, i=1, 2, \dots, N \quad (5)$$

则由式(1)和(2)组成的领导—跟随多智能体系统在执行器故障的情况下可以实现容错一致性。

根据相邻智能体的相对状态信息, 构建如下

分布式容错控制协议:

$$\mathbf{u}_i(t) = [\mathbf{K}(r_i(t)) + \hat{\beta}_i(t)\mathbf{K}(r_i(t))]\mathbf{e}_i(t) + \mathbf{K}_{i2}(r_i(t), t) \quad (6)$$

其中:

$$\mathbf{e}_i(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^N m_{ij} (\mathbf{x}_i(t) - \mathbf{x}_j(t)) + g_i (\mathbf{x}_i(t) - \mathbf{x}_0(t))$$

和 $\hat{\beta}_i(t)$ 代表执行器失效系数的间接估计值, 满足 $\hat{\beta}_i(t) = \mathbf{I}_s - \hat{\rho}_i(t)$ 。控制器的增益矩阵 $\mathbf{K}(r_i(t)) = -\mathbf{B}^T \mathbf{P}(r_i(t))$, $\mathbf{P}(r_i(t))$ 是一个具有恰当维数的正定矩阵, 它存在于后续的李雅普诺夫函数中和 $\mathbf{K}_{i2}(r_i(t), t)$ 表示控制器的时变辅助控制函数, 关于参数 $\mathbf{P}(r_i(t))$ 和 $\mathbf{K}_{i2}(r_i(t), t)$ 的具体解释将会在后续详细的展开。

基于上述的分析, 将式(3)和(6)带入式(2)中, 可以得到 $\mathbf{x}_i(t)$ 的动力学方程:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}_i(t) &= \mathbf{A}\mathbf{x}_i(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}_i^F(t) \\ &= \mathbf{A}\mathbf{x}_i(t) + \mathbf{B}\rho_i(r_i(t))[\mathbf{I}_s + \hat{\beta}_i(t)]\mathbf{K}(r_i(t))\mathbf{e}_i(t) \quad (7) \\ &\quad + \mathbf{B}\rho_i(r_i(t))\mathbf{K}_{i2}(r_i(t), t) \end{aligned}$$

通过定义误差向量 $\delta_i(t) = \mathbf{x}_i(t) - \mathbf{x}_0(t)$, 则相应的闭环系统的状态方程为:

$$\begin{aligned} \dot{\delta}_i(t) &= \dot{\mathbf{x}}_i(t) - \dot{\mathbf{x}}_0(t) \\ &= \mathbf{A}\mathbf{x}_i(t) + \mathbf{B}\rho_i(r_i(t))\mathbf{K}(r_i(t))\mathbf{e}_i(t) + \\ &\quad \mathbf{B}\rho_i(r_i(t))\hat{\beta}_i(t)\mathbf{K}(r_i(t))\mathbf{e}_i(t) + \\ &\quad \mathbf{B}\rho_i(r_i(t))\mathbf{K}_{i2}(r_i(t), t) - \mathbf{A}\mathbf{x}_0(t) - \mathbf{B}\mathbf{r}_0(t) \end{aligned} \quad (8)$$

以及闭环系统的增广形式被描述如下的形式:

$$\begin{aligned} \dot{\delta}(t) &= (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{A})\delta(t) + [(\mathbf{L} + \mathbf{G}) \otimes \mathbf{B}\rho(\bar{\mathbf{r}}(t))\hat{\beta}(\bar{\mathbf{r}}(t))\mathbf{K}(\bar{\mathbf{r}}(t))] \\ &\quad \delta(t) + [(\mathbf{L} + \mathbf{G}) \otimes \mathbf{B}\rho(\bar{\mathbf{r}}(t))\mathbf{K}(\bar{\mathbf{r}}(t))]\delta(t) \\ &\quad + (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{B}\rho(\bar{\mathbf{r}}(t)))\mathbf{K}_2(\bar{\mathbf{r}}(t), t) - (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{B})\bar{\mathbf{r}}_0(t) \end{aligned} \quad (9)$$

其中:

$$\begin{aligned} \delta(t) &= [\delta_1^T(t), \delta_2^T(t), \dots, \delta_N^T(t)]^T, \\ \rho(\bar{\mathbf{r}}(t)) &= \text{diag}\{\rho_1(r_1(t)), \rho_2(r_2(t)), \dots, \rho_N(r_N(t))\}, \end{aligned}$$

$$\bar{\mathbf{r}}_0(t) = \overbrace{[\mathbf{r}_0^T(t), \mathbf{r}_0^T(t), \dots, \mathbf{r}_0^T(t)]^T}^N$$

注 3. 结合标注 1, 每一个智能体的模态总数为 3^s , 模态信息 $r_i(t)$ 扩维后的模态基数是 $\bar{\mathbf{r}}(t) \in \{3^{Ns} \text{ modes}\}$ 。

考虑变量 $\beta(\bar{\mathbf{r}}(t))$ 和 $\rho(\bar{\mathbf{r}}(t))$ 之间的关系, $\dot{\delta}(t)$ 的动力学方程可以改写为:

$$\begin{aligned} \dot{\delta}(t) = & [(I_N \otimes A) + (L + G) \otimes BK(\bar{r}(t))] \delta(t) \\ & + [((L + G) \otimes B)(\hat{\beta}(t) - \beta(\bar{r}(t))) \\ & - \beta(\bar{r}(t))\hat{\beta}(t)](I_N \otimes K(\bar{r}(t))) \delta(t) \\ & + (I_N \otimes B)(I_{N_s} - \beta(\bar{r}(t)))K_2(\bar{r}(t), t) - (I_N \otimes B) \\ & \bar{r}_0(t) \end{aligned} \quad (10)$$

3 主要结果

在本文中, 一种时变容错辅助控制函数被提出用来补偿执行器故障和未知的领导输入, 然后通过 Lyapunov 稳定性定理得到两个未知估计值的自适应更新律。最后, 在设计控制器的过程中, 引出基于初始状态的性能指标, 解决了初始状态相同的问题并得到系统稳定的充分条件。

3.1 分布式自适应控制

本文所设计的时变辅助控制函数 $K_{i2}(t)$ 为:

$$K_{i2}(r_i(t), t) = \hat{\beta}_i(t) \mathbf{B}^T P(r_i(t)) \mathbf{e}_i(t) + \hat{r}_0(t) \quad (11)$$

其中, $\hat{\beta}_i(t)$ 和 $\hat{r}_0(t)$ 是执行器故障和领导者输入的估计值, 具体的将会在后面详细论述。

此外, 在给出领导输入和执行器故障的估计值之前, 如下的定义是需要的:

$$\tilde{\beta}_{ij}(t) = \hat{\beta}_{ij}(t) - \beta_{ij}(r_{ij}(t)), \quad \tilde{r}_0(t) = \hat{r}_0(t) - r_0(t)$$

令 $B = [b_1, b_2, \dots, b_s]$ 和 b_j 是 B 的 j^{th} 列向量, 然后做出如下合理的定义:

$$B_j = [0 \dots b_j \dots 0], \quad B = \sum_{j=1}^s B_j$$

根据投影算子, 时变参数 $\hat{\beta}_{ij}(t) (j=1, 2, \dots, s)$ 的自适应律确定为:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\beta}}_{ij}(t) = & \text{Proj}_{\{\min\{\underline{\beta}_{ij}(r_{ij}(t))\}, \max\{\bar{\beta}_{ij}(r_{ij}(t))\}\}} \{Q_{ij}(t)\} \\ = & \begin{cases} 0, \text{ if } \hat{\beta}_{ij}(t) = \min\{\underline{\beta}_{ij}(r_{ij}(t))\}, \\ \quad \text{and } Q_{ij}(t) \leq 0 \\ \text{or, } \hat{\beta}_{ij}(t) = \max\{\bar{\beta}_{ij}(r_{ij}(t))\}, \\ \quad \text{and } Q_{ij}(t) \geq 0 \\ Q_{ij}(t), \text{ otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (12)$$

$$Q_{ij}(t) = -2\mathbf{e}_i^T(t) P(r_{ij}(t)) B_j \hat{r}_0(t)$$

在式(12)中, $\hat{r}_0(t)$ 是领导者输入的估计值以

及其自适应律被设计为:

$$\dot{\hat{r}}_0(t) = -2\sigma_i^{-1} \mathbf{B}^T P(r_i(t)) \mathbf{e}_i(t) \quad (13)$$

其中, σ_i 是一系列恰当的参数, 满足 $\sigma_i > 0, i=1, 2, \dots, N$ 。

3.2 容错控制

在本文中, 为系统设计了恰当的容错控制器。为简化公式, 将模态信息 $r_{ij}(t)$, $\bar{r}(t)$ 和 $r_i(t)$ 分别表示为 a_{ij} , a 和 a_i 。

定理 1. 在假设 1 和一致性协议(6)的基础上。给定恰当的参数 $\varsigma_1 > 0, \varsigma_2 > 0, \gamma > 0$, 拓扑结构矩阵 L, G , 具有恰当维数的系统矩阵 A 和 B , 设计适合于系统的容错控制器增益矩阵为 $K(a) = -\mathbf{B}^T P(a)$, 如果存在合适维度的矩阵 $\bar{P}(b) > 0, \bar{P}(a) > 0, P(a) > 0, \bar{M}_1 > 0, M_2 > 0$ 和 $M_3 > 0$, 满足式(14)和式(15)的线性矩阵不等式成立, 则由式(1)和式(2)组成的系统可以实现具有 H_∞ 性能指标 γ 的领导—跟随容错一致性。

$$\Xi = \begin{bmatrix} \Gamma_{11} & \Gamma_{12} & \Gamma_{13} \\ * & \Gamma_{22} & 0 \\ * & * & \Gamma_{33} \end{bmatrix} < 0 \quad (14)$$

$$\gamma^2 \bar{M}_1 - \bar{P}(a) > 0, \gamma^2 M_2 - I > 0, \gamma^2 M_3 - I > 0 \quad (15)$$

其中:

$$\bar{P}(a) = (L + G)^T \otimes P(a),$$

$$\begin{aligned} \Gamma_{11} = & (L + G)^T \otimes P(a) A + (L + G) \otimes A^T P(a) \\ & + \sum_{b=1}^f \pi_{ab} \bar{P}(b) + I_{N_s} \end{aligned}$$

$$\Gamma_{12} = -(L + G)^T \otimes P(a) B - (L + G) \otimes B^T P(a),$$

$$\Gamma_{13} = -(L + G)^T \otimes P(a) B - (L + G) \otimes B^T P(a)$$

$$\Gamma_{22} = -\gamma^2 \varsigma_1^2 I_{N_s}, \quad \Gamma_{33} = -\gamma^2 \varsigma_2^2 I_{N_s}$$

证. 构造李雅普诺夫函数候选者为:

$$\begin{aligned} V(r(t), t) = & \delta^T(t) ((L + G)^T \otimes P(\bar{r}(t)) \delta(t) \\ & + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^s \tilde{\beta}_{ij}^2(t) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sigma_i \tilde{r}_0^T(t) \tilde{r}_0(t) \end{aligned} \quad (16)$$

注 4. 结合所选拓扑及其对应的邻接矩阵, 以及领导者和跟随者之间的邻接矩阵, 可以保证 $(L + G)^T$ 是正定的, 满足 Lyapunov 函数(16)的正定性。

设 $\wp(\cdot)$ 为随机过程 $\{(\boldsymbol{\delta}(t), a), t \geq 0\}$ 的弱无穷小微分算子, 可以得到:

$$\begin{aligned} \wp(V(a, t)) &= 2\boldsymbol{\delta}^T(t)((\mathbf{L} + \mathbf{G})^T \otimes P(a))\dot{\boldsymbol{\delta}}(t) + \\ &\quad \boldsymbol{\delta}^T(t) \sum_{b=1}^f \pi_{ab} [(\mathbf{L} + \mathbf{G})^T \otimes P(b)]\boldsymbol{\delta}(t) + \quad (17) \\ &\quad \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^s \tilde{\beta}_{ij}(t) \dot{\tilde{\beta}}_{ij}(t) + \sum_{i=1}^N \sigma_i \tilde{r}_0^T(t) \dot{\tilde{r}}_0(t) \end{aligned}$$

用 $(\mathbf{L} + \mathbf{G})^T \otimes P(b)$ 表示为 $\bar{P}(b)$, 将式(10)代入式(17), 由式(17)可得:

$$\begin{aligned} \wp(V(a, t)) &= 2\boldsymbol{\delta}^T(t)[(\mathbf{L} + \mathbf{G})^T \otimes (P(a)A) + (\mathbf{L} + \mathbf{G})^T (\mathbf{L} + \mathbf{G}) \otimes \\ &\quad P(a)\mathbf{B}\mathbf{K}(a)]\boldsymbol{\delta}(t) + \sum_{i=1}^N \sigma_i \tilde{r}_0^T(t) \dot{\tilde{r}}_0(t) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^s \tilde{\beta}_{ij}(t) \dot{\tilde{\beta}}_{ij}(t) \\ &+ 2\boldsymbol{\delta}^T(t) \{[(\mathbf{L} + \mathbf{G})^T (\mathbf{L} + \mathbf{G}) \otimes (P(a)\mathbf{B})] \\ &\quad \times [\hat{\beta}(t) - \beta(a) - \beta(a)\hat{\beta}(t)] [\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{K}(a)]\} \boldsymbol{\delta}(t) \\ &+ 2\boldsymbol{\delta}^T(t)[(\mathbf{L} + \mathbf{G})^T \otimes (P(a)\mathbf{B})(\mathbf{I}_{N_s} - \beta(a))] \mathbf{K}_2(a, t) \\ &- 2\boldsymbol{\delta}^T(t)[(\mathbf{L} + \mathbf{G})^T \otimes (P(a)\mathbf{B})] \bar{r}_0(t) \\ &+ \boldsymbol{\delta}^T(t) \sum_{b=1}^f \pi_{ab} \bar{P}(b) \boldsymbol{\delta}(t) \quad (18) \end{aligned}$$

定义 $\tilde{\beta}(t) = \hat{\beta}(t) - \beta(a)$, 可以得到:

$$\begin{aligned} &\hat{\beta}(t) - \beta(a) - \beta(a)\hat{\beta}(t) \\ &= \hat{\beta}(t) - (\hat{\beta}(t) - \tilde{\beta}(t)) - (\hat{\beta}(t) - \tilde{\beta}(t))\hat{\beta}(t) \quad (19) \\ &= \tilde{\beta}(t)(\mathbf{I}_n + \hat{\beta}(t)) - \hat{\beta}^2(t) \end{aligned}$$

将式(19)代入式(18)可以导出式(20)。

$$\begin{aligned} \wp(V(a, t)) &= 2\boldsymbol{\delta}^T(t)[(\mathbf{L} + \mathbf{G})^T \otimes (P(a)A) \\ &\quad + (\mathbf{L} + \mathbf{G})^T (\mathbf{L} + \mathbf{G}) \otimes P(a)\mathbf{B}\mathbf{K}(a)]\boldsymbol{\delta}(t) \\ &\quad + 2\boldsymbol{\delta}^T(t)[(\mathbf{L} + \mathbf{G})^T (\mathbf{L} + \mathbf{G}) \otimes (P(a)\mathbf{B})] \\ &\quad [\tilde{\beta}(t)(\mathbf{I}_{N_s} + \hat{\beta}(t))] (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{K}(a))\boldsymbol{\delta}(t) \\ &\quad + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^s \tilde{\beta}_{ij}(t) \dot{\tilde{\beta}}_{ij}(t) - 2\boldsymbol{\delta}^T(t)[(\mathbf{L} + \mathbf{G})^T \otimes (P(a)\mathbf{B})] \bar{r}_0 \\ &\quad (t) - 2\boldsymbol{\delta}^T(t)[(\mathbf{L} + \mathbf{G})^T (\mathbf{L} + \mathbf{G}) \otimes (P(a)\mathbf{B})] \hat{\beta}^2(t) \\ &\quad (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{K}(a))\boldsymbol{\delta}(t) + 2\boldsymbol{\delta}^T(t)[(\mathbf{L} + \mathbf{G})^T \otimes (P(a)\mathbf{B}) \\ &\quad (\mathbf{I}_{N_s} - \beta(a))] \mathbf{K}_2(a, t) + \boldsymbol{\delta}^T(t) \sum_{b=1}^f \pi_{ab} \bar{P}(b) \boldsymbol{\delta}(t) + \\ &\quad \sum_{i=1}^N \sigma_i \tilde{r}_0^T(t) \dot{\tilde{r}}_0(t) \quad (20) \end{aligned}$$

为了清晰地描述整个领导—跟随多智能体系统, 通过定义 $\mathbf{e}_i(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^N m_{ij}(\mathbf{x}_i(t) - \mathbf{x}_j(t)) + g_i(\mathbf{x}_i(t) - \mathbf{x}_0(t))$, 可以得到 $\mathbf{e}(t) = [(\mathbf{L} + \mathbf{G}) \otimes \mathbf{I}_N] \boldsymbol{\delta}(t)$ 。并设计恰当的容错控制器增益矩阵 $\mathbf{K}(a) = -\mathbf{B}^T P(a)$, 式(20)可重写为式(21), 并将式(11)中所设计的辅助控制函数 $\mathbf{K}_{i2}(a_i, t)$ 带入式(21)可以得到式(22)。

$$\begin{aligned} \wp(V(a, t)) &= 2\boldsymbol{\delta}^T(t)[(\mathbf{L} + \mathbf{G})^T \otimes (P(a)A) - \\ &\quad (\mathbf{L} + \mathbf{G})^T (\mathbf{L} + \mathbf{G}) \otimes P(a)\mathbf{B}\mathbf{B}^T P(a)]\boldsymbol{\delta}(t) \\ &\quad - 2 \sum_{i=1}^N \mathbf{e}_i^T(t) P(a_i) \mathbf{B} \tilde{\beta}_i(t) (\mathbf{I}_s + \hat{\beta}_i(t)) \mathbf{B}^T P(a_i) \mathbf{e}_i(t) \\ &\quad + 2 \sum_{i=1}^N \mathbf{e}_i^T(t) P(a_i) \mathbf{B} (\mathbf{I}_s - \beta_i(a_i)) \mathbf{K}_{i2}(a_i, t) \\ &\quad - 2 \sum_{i=1}^N \mathbf{e}_i^T(t) P(a_i) \mathbf{B} \bar{r}_0(t) \quad (21) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &+ \boldsymbol{\delta}^T(t) \sum_{b=1}^f \pi_{ab} \bar{P}(b) \boldsymbol{\delta}(t) + \\ &\quad 2 \sum_{i=1}^N \mathbf{e}_i^T(t) P(a_i) \mathbf{B} \hat{\beta}_i^2(t) \mathbf{B}^T P(a_i) \mathbf{e}_i(t) \\ &\quad + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^s \tilde{\beta}_{ij}(t) \dot{\tilde{\beta}}_{ij}(t) + \sum_{i=1}^N \sigma_i \tilde{r}_0^T(t) \dot{\tilde{r}}_0(t) \\ \wp(V(a, t)) &= 2\boldsymbol{\delta}^T(t)[(\mathbf{L} + \mathbf{G})^T \otimes (P(a)A) \\ &\quad - (\mathbf{L} + \mathbf{G})^T (\mathbf{L} + \mathbf{G}) \otimes P(a)\mathbf{B}\mathbf{B}^T P(a)]\boldsymbol{\delta}(t) \\ &\quad + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^s \tilde{\beta}_{ij}(t) \dot{\tilde{\beta}}_{ij}(t) + 2 \sum_{i=1}^N \mathbf{e}_i^T(t) P(a_i) \mathbf{B} \beta_i(a_i) \\ &\quad \mathbf{B}^T P(a_i) \mathbf{e}_i(t) \\ &\quad + \boldsymbol{\delta}^T(t) \sum_{b=1}^f \pi_{ab} \bar{P}(b) \boldsymbol{\delta}(t) + \sum_{i=1}^N \sigma_i \tilde{r}_0^T(t) \dot{\tilde{r}}_0(t) \quad (22) \\ &\quad + 2 \sum_{i=1}^N \mathbf{e}_i^T(t) P(a_i) \mathbf{B} \bar{r}_0(t) \\ &\quad + 2 \sum_{i=1}^N \mathbf{e}_i^T(t) P(a_i) \mathbf{B} \tilde{\beta}_i(a_i) \hat{r}_0(t) \\ &\quad - 2 \sum_{i=1}^N \mathbf{e}_i^T(t) P(a_i) \mathbf{B} \tilde{\beta}_i(a_i) \tilde{r}_0(t) \end{aligned}$$

由自适应更新律式(12)和式(13)可得等式:

$$\begin{aligned}
& \wp(V(a,t)) \\
&= 2\boldsymbol{\delta}^T(t)[(\mathbf{L}+\mathbf{G})^T \otimes (\mathbf{P}(a)\mathbf{A}) \\
&\quad - (\mathbf{L}+\mathbf{G})^T (\mathbf{L}+\mathbf{G}) \otimes \mathbf{P}(a)\mathbf{B}\mathbf{B}^T \mathbf{P}(a)]\boldsymbol{\delta}(t) \\
&\quad + 2\sum_{i=1}^N \mathbf{e}_i^T(t)\mathbf{P}(a_i)\mathbf{B}\beta_i(a_i)\mathbf{B}^T \mathbf{P}(a_i)\mathbf{e}_i(t) \\
&\quad + \boldsymbol{\delta}^T(t)\sum_{b=1}^f \pi_{ab}\bar{\mathbf{P}}(b)\boldsymbol{\delta}(t) - 2\sum_{i=1}^N \mathbf{e}_i^T(t)\mathbf{P}(a_i)\mathbf{B}\tilde{\beta}_i(t)\tilde{\mathbf{r}}_0(t) \\
&\quad - 2\sum_{i=1}^N \mathbf{e}_i^T(t)\mathbf{P}(a_i)\mathbf{B}\beta_i(a_i)\mathbf{r}_0(t)
\end{aligned} \quad (23)$$

此外，在模态 a_i 下 $\beta_i(a_i)$ 的实际值在 $[0,1]$ 之间，可得：

$$\begin{aligned}
& 2\sum_{i=1}^N \mathbf{e}_i^T(t)\mathbf{P}(a_i)\mathbf{B}\beta_i(a_i)\mathbf{B}^T \mathbf{P}(a_i)\mathbf{e}_i(t) \\
& \leq 2\sum_{i=1}^N \mathbf{e}_i^T(t)\mathbf{P}(a_i)\mathbf{B}\mathbf{B}^T \mathbf{P}(a_i)\mathbf{e}_i(t)
\end{aligned}$$

然后可以得到如下的结果：

$$\begin{aligned}
& \wp(V(a,t)) \\
& \leq 2\boldsymbol{\delta}^T(t)[(\mathbf{L}+\mathbf{G})^T \otimes (\mathbf{P}(a)\mathbf{A})]\boldsymbol{\delta}(t) \\
& \quad - 2\boldsymbol{\delta}^T(t)[(\mathbf{L}+\mathbf{G})^T \otimes \mathbf{P}(a)\mathbf{B}]\tilde{\beta}_i(t)\tilde{\mathbf{r}}_0(t) \\
& \quad - 2\boldsymbol{\delta}^T(t)[(\mathbf{L}+\mathbf{G})^T \otimes \mathbf{P}(a)\mathbf{B}]\beta_i(a_i)\mathbf{r}_0(t) \\
& \quad + \boldsymbol{\delta}^T(t)\sum_{b=1}^f \pi_{ab}\bar{\mathbf{P}}(b)\boldsymbol{\delta}(t)
\end{aligned} \quad (24)$$

受相关文献[16]启发，在经典的 H_∞ 控制理论中，由于初始条件为零的要求，即 $\boldsymbol{\delta}(0)=0$ 表示必须满足 $\mathbf{x}_1(0)=\mathbf{x}_2(0)=\dots=\mathbf{x}_N(0)=\mathbf{x}_0(0)$ ，但在实践中，这是相当保守的。因此，在控制器的设计过程中，建立了由误差信息和初始状态组成的性能指标函数，以降低零初始条件对系统的影响。

所设计的性能指标 J 表示为：

$$\begin{aligned}
J &= \int_0^t [\mathbf{z}^T(s)\mathbf{z}(s) - \gamma^2 \mathbf{w}^T(s)\mathbf{w}(s) - \gamma^2 \boldsymbol{\delta}^T(0)\bar{\mathbf{P}}(a)\mathbf{M}_1\boldsymbol{\delta}(0) \\
&\quad - \gamma^2 \tilde{\beta}^T(0)\mathbf{M}_2\tilde{\beta}(0) - \gamma^2 \sigma \tilde{\mathbf{r}}_0^T(0)\mathbf{M}_3\tilde{\mathbf{r}}_0(0)]ds < 0
\end{aligned} \quad (25)$$

其中：

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\sigma} &= \sum_{i=1}^N \sigma_i, \mathbf{z}(s) = \boldsymbol{\delta}(s), \mathbf{w}(s) = [\varsigma_1 \tilde{\beta}_i(a)\tilde{\mathbf{r}}_0(s), \varsigma_2 \beta_i(a)\mathbf{r}_0 \\
&\quad (s)] \varsigma_1 > 0, \varsigma_2 > 0, \mathbf{M}_1 > 0, \mathbf{M}_2 > 0, \mathbf{M}_3 > 0
\end{aligned}$$

进一步推展有：

$$\begin{aligned}
\mathcal{G} &= \int_0^t [\mathbf{z}^T(s)\mathbf{z}(s) - \gamma^2 \mathbf{w}^T(s)\mathbf{w}(s) + \wp(V(a,s))]ds \\
&= \int_0^t [\mathbf{z}^T(s)\mathbf{z}(s) - \gamma^2 \mathbf{w}^T(s)\mathbf{w}(s)]ds + V(a,t) - V(a,0) \\
&= \int_0^t [\mathbf{z}^T(s)\mathbf{z}(s) - \gamma^2 \mathbf{w}^T(s)\mathbf{w}(s) - \gamma^2 \boldsymbol{\delta}^T(0)\bar{\mathbf{P}}(a)\mathbf{M}_1\boldsymbol{\delta}(0) \\
&\quad - \gamma^2 \tilde{\beta}^T(0)\mathbf{M}_2\tilde{\beta}(0) - \gamma^2 \sigma \tilde{\mathbf{r}}_0^T(0)\mathbf{M}_3\tilde{\mathbf{r}}_0(0)]ds + V(a,t) \\
&\quad + \gamma^2 \int_0^t [\boldsymbol{\delta}^T(0)\bar{\mathbf{P}}(a)\mathbf{M}_1\boldsymbol{\delta}(0) + \tilde{\beta}^T(0)\mathbf{M}_2\tilde{\beta}(0)]ds \\
&\quad + \gamma^2 \int_0^t [\sigma \tilde{\mathbf{r}}_0^T(0)\mathbf{M}_3\tilde{\mathbf{r}}_0(0)]ds - \frac{1}{2} \tilde{\beta}^T(0)\tilde{\beta}(0) \\
&\quad - \frac{1}{2} \sigma \tilde{\mathbf{r}}_0^T(0)\tilde{\mathbf{r}}_0(0) - \boldsymbol{\delta}^T(0)\bar{\mathbf{P}}(a)\boldsymbol{\delta}(0)
\end{aligned} \quad (26)$$

令

$$\begin{aligned}
\zeta &= \gamma^2 \int_0^t [\boldsymbol{\delta}^T(0)\bar{\mathbf{P}}(a)\mathbf{M}_1\boldsymbol{\delta}(0) + \tilde{\beta}^T(0)\mathbf{M}_2\tilde{\beta}(0)]ds \\
&\quad - \frac{1}{2} \tilde{\beta}^T(0)\tilde{\beta}(0) - \frac{1}{2} \sigma \tilde{\mathbf{r}}_0^T(0)\tilde{\mathbf{r}}_0(0) - \boldsymbol{\delta}^T(0)\bar{\mathbf{P}}(a)\boldsymbol{\delta}(0) \\
&\quad + \gamma^2 \int_0^t [\sigma \tilde{\mathbf{r}}_0^T(0)\mathbf{M}_3\tilde{\mathbf{r}}_0(0)]ds
\end{aligned}$$

如果正定矩阵 $\mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2, \mathbf{M}_3$ 满足 $\gamma^2 \bar{\mathbf{M}}_1 - \bar{\mathbf{P}}(a) > 0$ ， $\gamma^2 \mathbf{M}_2 - \mathbf{I} > 0$ ， $\gamma^2 \mathbf{M}_3 - \mathbf{I} > 0$ 和 $\bar{\mathbf{M}}_1 = \bar{\mathbf{P}}(a)\mathbf{M}_1$ ，可以得到 $\zeta > 0$ 。在上述条件下，若 $\mathcal{G} < 0$ ，则必然可以得到 $J < 0$ 。

将式(24)带入 \mathcal{G} ，不难得到：

$$\mathcal{G} = \boldsymbol{\psi}^T(t)\Xi\boldsymbol{\psi}(t) < 0 \quad (27)$$

其中， $\boldsymbol{\psi}(t) = (\boldsymbol{\delta}^T(t), \boldsymbol{\eta}^T(t), \boldsymbol{Q}^T(t))^T$ 以及

$$\Xi = \begin{bmatrix} \Gamma_{11} & \Gamma_{12} & \Gamma_{13} \\ * & \Gamma_{22} & 0 \\ * & * & \Gamma_{33} \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned}
\Gamma_{11} &= (\mathbf{L}+\mathbf{G})^T \otimes \mathbf{P}(a)\mathbf{A} + (\mathbf{L}+\mathbf{G}) \otimes \mathbf{A}^T \mathbf{P}(a) \\
&\quad + \sum_{b=1}^f \pi_{ab}\bar{\mathbf{P}}(b) + \mathbf{I}_{Ns}
\end{aligned}$$

$$\Gamma_{12} = -(\mathbf{L}+\mathbf{G})^T \otimes \mathbf{P}(a)\mathbf{B} - (\mathbf{L}+\mathbf{G}) \otimes \mathbf{B}^T \mathbf{P}(a)$$

$$\Gamma_{13} = -(\mathbf{L}+\mathbf{G})^T \otimes \mathbf{P}(a)\mathbf{B} - (\mathbf{L}+\mathbf{G}) \otimes \mathbf{B}^T \mathbf{P}(a)$$

$$\Gamma_{22} = -\gamma^2 \varsigma_1^2 \mathbf{I}_{Ns}, \Gamma_{33} = -\gamma^2 \varsigma_2^2 \mathbf{I}_{Ns}$$

如果线性矩阵不等式(14)和(15)成立，我们可以得出 $\mathcal{G} < 0$ ，式(25)中规定的性能指标可以实现。整个系统(10)可以在执行器故障和干扰的情况下保持稳定。也就是说，所考虑的领导—跟随多智能体系统能够实现容错一致性，从而完成定理1的证明。

4 数字仿真

在本节中, 用一个仿真的例子来说明所提供的理论方法的有效性。图 2 描述了由 5 个智能体组成的通信拓扑结构。

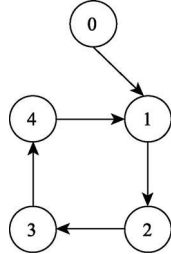


图 2 通信拓扑结构图 (智能体 0 是领导者)
Fig. 2 Network topology(agent 0 is the leader)

相应的, 拉普拉斯矩阵 L 和领导者的邻接矩阵 G 为:

$$L = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

考虑一类具有执行器失效的线性领导—跟随多智能体系统, 每个智能体的参数描述如下:

$$A = \begin{bmatrix} 5.25 & 11.596 \\ -6.73 & -0.25 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -18.55 & -8.5 \\ -45.879 & -16.48 \end{bmatrix}$$

给出领导者和跟随者的初始状态以及领导者的输入:

$$\begin{aligned} x_0(0) &= [-34.5 \quad 32.2]^T, x_1(0) = [5.5 \quad 4.7]^T, \\ x_2(0) &= [2.3 \quad 82.9]^T, x_3(0) = [25.4 \quad -12.8]^T, \\ x_4(0) &= [-20.5 \quad -1.3]^T, \\ r_0(t) &= [40\sin(\pi t / 1.55 - 0.5) - 28.5 \\ &\quad 3\cos(\pi t / 2.34 - 1.3) + 0.31]^T \end{aligned}$$

选择参数 $\gamma = 0.5$ 、 $\varsigma_1 = 0.6$ 和 $\sigma_i = 1, i = 1, 2, \dots, N$, 自适应律的初始条件为: $[\hat{r}_{01}(0), \hat{r}_{02}(0)] = [8, 3.15]$ 。

根据故障的特点和实际情况, 大多数智能体处于微小故障, 即执行器故障数值范围在模式 2 内。由此假设每一个跟随者在故障切换下的转移矩阵如下:

$$\begin{aligned} \Pi_1 &= \begin{bmatrix} 0.6 & 0.39 & 0.01 \\ 0 & 0.9 & 0.1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \Pi_2 = \begin{bmatrix} 0.7 & 0.25 & 0.05 \\ 0 & 0.92 & 0.08 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ \Pi_3 &= \begin{bmatrix} 0.6 & 0.3 & 0.1 \\ 0 & 0.9 & 0.1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \Pi_4 = \begin{bmatrix} 0.7 & 0.2 & 0.1 \\ 0 & 0.85 & 0.15 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

根据故障对系统性能的危害程度将其分为几个等级, 并假设每一等级的数值范围如下:

$$\begin{aligned} \text{healthy system} &\leftrightarrow 0 \leq \beta_i(t) \leq 0.1 \\ \text{tiny system} &\leftrightarrow 0.1 \leq \beta_i(t) < 0.3 \\ \text{significant system} &\leftrightarrow 0.3 \leq \beta_i(t) < 1 \end{aligned}$$

选择辅助的失效系数为: $0 \leq \beta_{1s}(t) \leq 0.078$, $0 \leq \beta_{2s}(t) \leq 0.275$, $0 \leq \beta_{3s}(t) \leq 0.46$, $0 \leq \beta_{4s}(t) \leq 0.165$ 。

通过求解 (Linear Matrix Inequality, LMI) (14) 和 (15) 可以得到如下矩阵 $P(a)$, $a = 1, 2, 3$, 则相应的控制器增益 $K(a) = -B^T P(a)$, $a = 1, 2, 3$ 为:

$$\begin{aligned} P(1) &= \begin{bmatrix} 0.345 & -0.542 \\ -0.542 & 0.931 \end{bmatrix}, K(1) = \begin{bmatrix} -18.4667 & 32.6592 \\ -5.9997 & 10.7359 \end{bmatrix} \\ P(2) &= \begin{bmatrix} 0.125 & -0.328 \\ -0.328 & 0.872 \end{bmatrix}, K(2) = \begin{bmatrix} -12.7296 & 33.9221 \\ -4.3429 & 11.5826 \end{bmatrix} \\ P(3) &= \begin{bmatrix} 0.261 & -0.413 \\ -0.413 & 0.761 \end{bmatrix}, K(3) = \begin{bmatrix} -14.1065 & 27.2528 \\ -4.5877 & 9.0308 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

在本文中, 假设领导者输入和执行器故障是未知的。从图 3 可以看出, 在控制器作用下, 领导者输入的估计值可收敛到实际领导者的输入。图 4~7, 表示故障的模式切换信息和故障估计的仿真结果, 可以有效地估计故障。另外, 图 8 显示所有智能体的跟踪轨迹, 表明跟随者智能体的状态最终趋近于领导者智能体的状态。上述结果表明, 该算法能较好地估计故障和实现容错一致性。

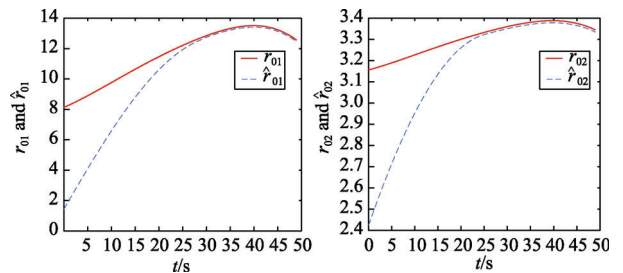


图 3 参数 $r_0(t)$ 和 $\hat{r}_0(t)$ 的轨迹
Fig. 3 Trajectories of parameters $r_0(t)$ and $\hat{r}_0(t)$

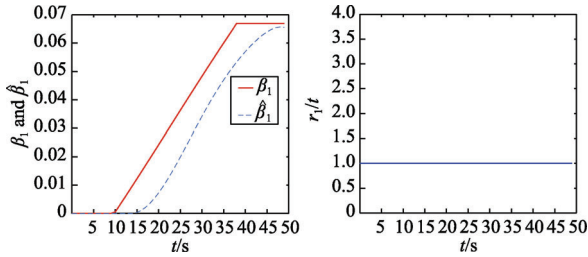


图4 智能体1的故障模式和失效系数估计值

Fig. 4 Failure mode and coefficient estimation of Agent 1

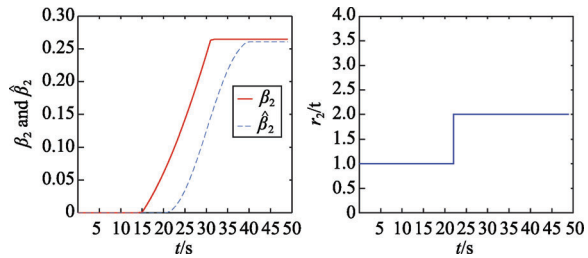


图5 智能体2的故障模式和失效系数估计值

Fig. 5 Failure mode and coefficient estimation of Agent 2

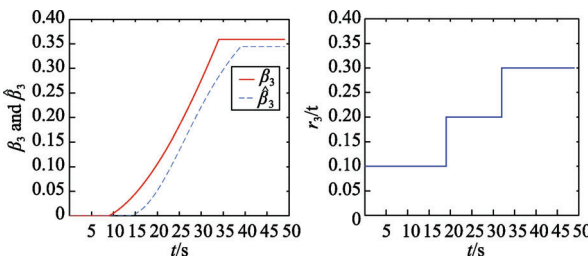


图6 智能体3的故障模式和失效系数估计值

Fig. 6 Failure mode and coefficient estimation of Agent 3

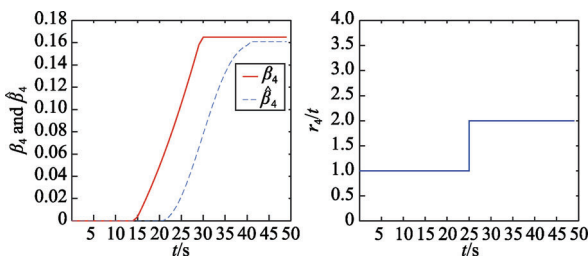


图7 智能体4的故障模式和失效系数估计值

Fig. 7 Failure mode and coefficient estimation of Agent 4

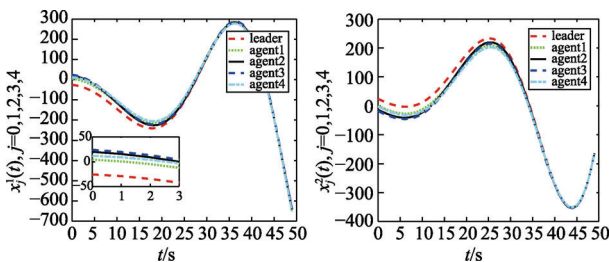


图8 智能体(包括领导者和跟随者)运动轨迹

Fig. 8 Trajectory of agents (including leader and followers)

注5. 在设计控制器增益的过程中,引入性能指标 J , 考虑了领导者输入未知、故障对估计误差的影响, 如式(25), 扰动量 $w(s) = [\zeta_1 \tilde{\beta}_i(a) \tilde{r}_0(s), \zeta_2 \beta_i(a) r_0(s)]$ 包含领导者输入的估计误差, 可起到抑制作用, 使系统有更强的鲁棒性。由仿真图可以看出, 领导者输入的估计值可以渐近真实值, 但是本文重点关注智能体的一致性, 即使在 40~50 s 存在误差, 但是不影响系统达到一致性。

5 结论

本文研究了具有执行器故障和领导者输入下的领导-跟随多智能体系统的容错一致性问题。该协议由带补偿的自适应增益、固定增益和相邻智能体之间的状态信息组成。同时, 引入性能指标函数, 以减少零初始条件对系统的影响。最后, 得到了保证系统实现容错一致性的充分条件, 仿真结果表明了该方法的有效性。在未来, 对于具有多类型执行器故障和切换拓扑的多智能体系统, 如何在有限时间内实现容错一致性仍然是一个值得考虑的问题。

参考文献

- [1] 刘国庆, 赵林. 多飞行器的有限时间姿态一致性编队控制[J]. 无人系统技术, 2020, 3(2): 22-29.
- [2] 王平, 刘畅. 二阶非线性多智能体系统的分布式编队控制[J]. 无人系统技术, 2021, 4(3): 26-31.
- [3] Gao Z, Liu X, Chen M. Unknown input observer-based robust fault estimation for systems corrupted by partially decoupled disturbances[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 63(4): 2537-2547.
- [4] Cong Y, Feng Z, Song H, et al. Containment control of singular heterogeneous multi-agent systems[J]. Journal of the Franklin Institute, 2018, 355(11): 4629-4643.
- [5] Liu C, Dong J. Simultaneous fault detection and containment control design for multi-agent systems with multi-leaders[J]. Journal of the Franklin Institute, 2020, 357(13): 9063-9082.
- [6] Mehrabadi M, Zamani M, Chen Z. Structural controllability of a consensus network with multiple leaders[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2019, 64(12): 5101-5107.
- [7] 周媛, 刘永芳, 马生昌, 等. 多智能体系统指定时间双向编队控制[J]. 无人系统技术, 2021, 4(3): 18-25.
- [8] Wang J, Wang Q, Wu H, et al. Finite-time consensus and finite-time H_∞ consensus of multi-agent systems under directed

- topology[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2019, 7(3): 1619-1632.
- [9] Jin X, Wang S, Qin J, et al. Adaptive fault-tolerant consensus for a class of uncertain nonlinear second-order multi-agent systems with circuit implementation[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2017, 65(7): 2243-2255.
- [10] Hua C, You X, Guan X. Adaptive leader-following consensus for second-order time-varying nonlinear multi-agent systems[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 47(6): 1532-1539.
- [11] Chen S, Ho D, Li L, et al. Fault-tolerant consensus of multi-agent system with distributed adaptive protocol[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 45(10): 2142-2155.
- [12] Deng C, Yang G. Distributed adaptive fault-tolerant control approach to cooperative output regulation for linear multi-agent systems[J]. Automatica, 2019, 103: 62-68.
- [13] Chen J, Liu F. Robust reliable H_∞ control for discrete-time Markov jump linear systems with actuator failures[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2008, 19(5): 965-973.
- [14] Tang X, Tao G, Wang L, et al. Robust and adaptive actuator failure compensation designs for a rocket fairing structural-acoustic model[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(4): 1359-1366.
- [15] Sakthivel R, Saravanakumar T, Kaviarasan B, et al. Finite-time dissipative based fault-tolerant control of Takagi-Sugeno fuzzy systems in a network environment[J]. Journal of the Franklin Institute, 2017, 354(8): 3430-3454.
- [16] Li J, Liu X, Ru X, et al. Disturbance rejection adaptive fault-tolerant constrained consensus for multi-agent systems with failures[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2020, 67(12): 3302-3306.
- [17] Li J, Wang A, Miao K, et al. Failure-distribution-dependent H_∞ fuzzy fault-tolerant control for multiple-degree-of-freedom nonlinear bilateral teleoperation system[J]. Journal of the Franklin Institute, 2020, 357(18): 13511-13533.
- [18] Zhang D, Feng G. A new switched system approach to leader-follower consensus of heterogeneous linear multi-agent systems with DoS attack[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2021.
- [19] Zhao Y, Li B, Qin J, et al. H_∞ consensus and synchronization of nonlinear systems based on a novel fuzzy model[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2013, 43(6): 2157-2169.
- [20] Zhao H, Dai X, Zhou P, et al. Distributed robust event-triggered control strategy for multiple high-speed trains with communication delays and input constraints[J]. IEEE Transactions on Control of Network Systems, 2020, 7(3): 1453-1464.
- [21] Wang Z, Wu Y, Liu L, et al. Adaptive fault-tolerant consensus protocols for multi-agent systems with directed graphs[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2018, 50(1): 25-35.
- [22] Li Z, Liu X, Ren W, et al. Distributed tracking control for linear multi-agent systems with a leader of bounded unknown input[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2012, 58(2): 518-523.
- [23] Deng C, Yang G. Distributed adaptive fault-tolerant containment control for a class of multi-agent systems with non-identical matching non-linear functions[J]. IET Control Theory & Applications, 2016, 10(3): 273-281.
- [24] Li J, Ren W. Finite-horizon H_∞ fault-tolerant constrained consensus for multi-agent systems with communication delays[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021, 51(1): 416-426.
- [25] Wang Y, Song Y, Lewis F. Robust adaptive fault-tolerant control of multi-agent systems with uncertain nonidentical dynamics and undetectable actuation failures[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(6): 3978-3988.

作者简介:



缪坤忠 (1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为容错控制、多智能体系统。



李建宁 (1984-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为容错控制、鲁棒控制、多智能体系统。本文通信作者。

[引用格式] 胡 敬, 田俊曦, 邹世明, 等. 基于自适应卡尔曼滤波的联合 RSS/TOA/INS 无人机定位算法[J]. 无人系统技术, 2022, 5(2): 62-70.

基于自适应卡尔曼滤波的联合 RSS/TOA/INS 无人机定位算法

胡 敬, 田俊曦, 邹世明, 晁 涛, 杨 明

(哈尔滨工业大学航天学院, 哈尔滨 150001)

摘 要: 针对在全球导航卫星系统信号拒止环境下(如山地、隧道、峡谷)无人机集群常规定位方法受限问题, 提出通过集群之间的协同定位, 对卫星信号拒止的低成本无人机进行导航恢复的滤波方法, 从而有效抑制纯惯性导航系统(INS)定位发散。在获取定位数据方面, 首先采用基于超宽带(UWB)和 Zigbee 设备分别通过到达时间差(TOA)和接收信号强度(RSS)的测距方式得到测距信息, 然后进一步利用最小二乘方法解算得到定位局部坐标。考虑到 RSS 测距远、精度低, 而 TOA 测距精度高、测距范围小的特点, 提出一种基于 TOA/RSS/INS 的序贯扩展卡尔曼滤波算法, 通过引入自适应因子, 为短程定位信息提供 TOA/RSS 两路定位冗余的同时, 在长程 TOA 定位失效时仍可利用 RSS 定位来抑制惯性导航的发散。实验结果表明, 该算法在近程可由 RSS/TOA 提供冗余测距信息, 通过自适应因子可将定位精度改善至 2m; 在长程, 尤其 TOA 定位失效的范围外, 同样可以提供误差约为 5m 的定位信息。相对于传统扩展卡尔曼滤波, 所提出的自适应序贯卡尔曼滤波算法有效提高了定位精度, 为解决传统定位受限条件下的基于无人机无线电定位研究提供新的思路。

关键词: GNSS 拒止环境; 协同定位; 接收信号强度; 到达时间差; 扩展卡尔曼滤波; 自适应因子

中图分类号: TP24

文献标识码: A

文章编号: 2096-5915(2022)02-62-09

DOI: 10.19942/j.issn.2096-5915.2022.2.017

A Hybrid RSS/TOA/INS UAV Localization Algorithm Based on Adaptive Kalman Filter

HU Jing, TIAN Junxi, ZOU Shiming, CHAO Tao, YANG Ming

(School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Aiming at the problem that the conventional positioning method of UAV swarms is limited in GNSS signal-denied environments (such as mountains, tunnels, and canyons), this paper proposes a method for low-cost UAVs that reject satellite signals through co-location between clusters. A filtering method for navigation recovery is used to effectively suppress the positioning divergence of pure Inertial Navigation System (INS). In terms of obtaining positioning data, the distance measurement methods based on Ultra-Wide Bandwidth (UWB) and Zigbee devices are obtained through Time of Arrival (TOA) and Received Signal Strength (RSS) respectively distance information, and then further use the least squares method to obtain the localized local coordinates. Considering the characteristics of RSS ranging far but low accuracy and TOA ranging high accuracy but small ranging range, this paper proposes a sequential

收稿日期: 2021-10-28; 修回日期: 2021-11-18

基金项目: 国家自然科学基金(61627810, 61790562, 61403096)

extended Kalman filter algorithm based on TOA/RSS/INS. While positioning information provides TOA/RSS two-way positioning redundancy, RSS positioning can still be used to suppress the divergence of inertial navigation when long-range TOA positioning fails. The experimental results show that the algorithm can provide redundant ranging information by RSS/TOA in the short range, and the positioning accuracy can be improved to 2 m through the adaptive factor; in the long range, especially outside the range of TOA positioning failure, it can also provide an error of about 5 m location information. Compared with the traditional extended Kalman filter, the proposed adaptive sequential Kalman filter algorithm effectively improves the positioning accuracy, and provides a new idea for solving the research of UAV-based radio positioning under the condition of traditional positioning constraints.

Key words: GNSS Denial Environment; Collaborative Positioning; Time of Arrival (TOA); Received Signal Strength(RSS); Sequential Extended Kalman Filter; Adaptive Factor

1 引 言

过去 20 年里,随着微机电系统和导航技术的发展,无人机技术得到了迅速的发展。由于无人机集群之间的协同具有低成本、隐蔽性强等特点,被认为是未来战争中应用最广泛的方向^[1]。无人机通过其自身搭载的惯性设备和全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)接收机,可以在开阔地带精确完成定位,从而完成电力巡检、无人机航拍、农业自动化等任务^[2]。然而,在山地、峡谷、隧道或者未来战场的复杂环境下,无人机极有可能面临 GNSS 信号拒止的问题,在没有引入外部信息源解决惯导设备由零偏不稳定性带来的位置发散问题时,依靠低成本的惯导设备进行位置解算会导致严重的误差发散问题。因此,研究 GNSS 信号拒止环境下的导航问题极具意义^[3]。

惯性导航系统(Inertial Navigation System, INS)是应用最广泛也是最基本的导航定位方法,GNSS/INS 组合导航被广泛应用于各类无人智能系统中^[4]。然而在 GNSS 拒止环境缺少有效观测输入的情况下,单纯的惯导设备由于其零偏、噪声等因素,积分求解位置将累积误差,从而导致定位解算的发散。计算机视觉以及激光雷达可以为拒止环境下的无人机提供局部位置以及速度信息,这也是当前的主流做法^[5]。然而两者同样面临很多亟待解决的问题,比如视觉同步定位与地图创建(Simultaneous Localization And Mapping,

SLAM)可能会遇到特征点稀疏或障碍物等问题^[6]。对于激光雷达 SLAM,在某些外部干扰(如降雨和平滑反射表面)下定位也存在鲁棒性问题^[7]。

基于无线电的定位可以有效避免以上问题。因此,作为一种视觉 SLAM 和激光雷达 SLAM 定位的冗余方法,无线电定位技术同样具有极高的应用价值。无线电定位通常使用基于接收信号强度(Received Signal Strength, RSS)的测距设备,如 Wi-Fi 和 Zigbee;基于到达时间差(Time of Arrival, TOA)的设备,如超宽带(Ultra Wide Band, UWB);基于 TOA 的定位,考虑到成本和无人机负载问题,本文主要关注基于 UWB 的 TOA 测距和基于 Zigbee 设备的 RSS 测距。基于 UWB 的 TOA 测距具有传输速率高、精度高、成本低、功耗低等特点,在不安装功率放大器时测距范围只有 20~50m^[5];高功率 UWB 设备虽然可以增加测距范围,但会带来成本、功耗和安全性问题^[7]。Xu 等^[8]提出了在非视距环境中利用到达时间差和到达角度差以及惯导信息进行定位,显著降低了成本。Li 等^[9]利用 UWB 信息和惯导信息,提出了一种基于扩展卡尔曼滤波(EKF)的融合算法,充分考虑了 UWB 高延迟和低带宽的问题。上述两种方法都提高了位置估计精度,但是忽略了低成本测距设备范围约束条件下 UWB 测距短的问题。Zigbee 最初应用于工业物联网,可用于无人机集群之间的通信。同时,它也可以作为一种无成本的补充测距方法。在 UWB 信号衰弱的远距离测距环境中,UWB 的测距精度甚至不如 RSS^[10]。Ahmed 等^[11]介绍了无人机空对空和空对

地环境下 Zigbee 通信信道的特点,同时并概述了该领域未来的研究方向。Liu 等^[12]利用惯导元件、进程 UWB 和远程 RSS 信息,通过粒子滤波实现精确且鲁棒的定位系统,但同时也带来了功率限制与计算成本问题。

为了实现无人机集群在 GNSS 拒止环境下的精确定位问题,本文首先引入惯导的动力学方程作为滤波的状态方程,基于 TOA 测距和 RSS 测距的优缺点,通过最小二乘方法解算得到局部坐标系下的无人机位置,并将其作为量测值输入序贯扩展卡尔曼滤波算法与惯导进行融合,最终得到对位置的估计值。同时,考虑到在近程 TOA/RSS 信号冗余,以及在长程下 TOA 测距失效,RSS 测距易受到环境干扰等问题,提出了自适应因子进一步改进滤波算法。最后,通过户外飞行实验,验证了算法的有效性。

2 模型建立

在城市建筑物遮挡、隧道、峡谷或者是未来战场的极端环境下,GNSS 信号会出现拒止的情况。此时,无人机通过结合自身测距信息并进行适当的路径规划,一部分无人机可以到达开阔的地带,可以降低 GNSS 信号拒止对集群的影响,无人机可以通过集群之间的信息来恢复自身的位置估计。本文着重关注对无人机传感器的状态实现精确且具有鲁棒性的估计。

假设在 GNSS 拒止的环境下,无人机集群中只有少数无人机可以自主规划路径搜索 GNSS 信息,并充当“伪卫星”。同时,大多数无人机只能获得自身惯导估计信息和测距信息来实现位置估计。无人机集群定位示意图如图 1 所示。假定无人机集群中 M 架无人机 UAV_m , $m \in \{1, \dots, M\}$ 可以自主搜索 GNSS 信息,它们的局部坐标信息可直接获取,记坐标 $p_m = (x_m, y_m) \in \mathbb{R}^2$, 则可以将其视为定位系统中的锚节点;同时,以集群中一架不能自主搜寻 GNSS 信息的无人机 UAV_0 为例,记其真实位置估计为 $p_0 = (x_0, y_0) \in \mathbb{R}^2$, 而位置估计值为 $\hat{p}_0 = (\hat{x}_0, \hat{y}_0)$ 。

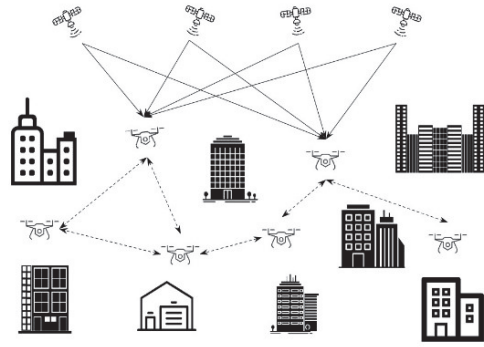


图 1 GNSS 失锁环境下定位场景
Fig. 1 Localization under GNSS loss-of-lock environment

2.1 惯导模型

惯性导航是应用最广泛的定位技术,但是在没有 GNSS 作为辅助导航的情况下,由于惯导单元 (Inertial Measurement Unit, IMU) 的不稳定性及噪声等特点,其解算出来的速度、位置误差会随着时间积累而发散。惯导器件中加速度计可测量无人机的加速度信息,陀螺仪可输出角速度信息,磁力计可感知地磁强度。通过对系统动力学模型泰勒展开并忽略高阶项,对其离散化可以得到如式(1)、(5)所示状态方程。其中,无人机的姿态四元数、速度、位置状态更新方程如式(1)所示,加速度计偏置、陀螺仪偏置、磁力计偏置的更新如式(5)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{q}_n^b(k+1) = (\mathbf{I}_4 + 0.5\tilde{\boldsymbol{\Omega}}_{nb}^b T) \mathbf{q}_n^b(k) \\ \mathbf{v}(k+1) = \mathbf{v}(k) + \mathbf{C}_b^n \cdot \tilde{\mathbf{a}} \cdot T + \mathbf{g}_N T \\ \mathbf{p}(k+1) = \mathbf{p}(k) + \frac{1}{2} T [\mathbf{v}(k+1) + \mathbf{v}(k)] \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{q}_n^b(k)$ 和 $\mathbf{q}_n^b(k+1)$ 分别表示当前时刻和下一时刻机体坐标系相对于惯性坐标系的姿态四元数, \mathbf{I}_4 是四阶单位矩阵, T 为更新步长,旋转矩阵 $\tilde{\boldsymbol{\Omega}}_{nb}^b$ 为机体旋转角速度在导航坐标系下的投影,具体形式如(2)所示。

$$\tilde{\boldsymbol{\Omega}}_{nb}^b = \begin{bmatrix} 0 & -\tilde{\omega}_x & -\tilde{\omega}_y & -\tilde{\omega}_z \\ \tilde{\omega}_x & 0 & \tilde{\omega}_z & -\tilde{\omega}_y \\ \tilde{\omega}_y & -\tilde{\omega}_z & 0 & \tilde{\omega}_x \\ \tilde{\omega}_z & \tilde{\omega}_y & -\tilde{\omega}_x & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

记陀螺仪输出角速度为 $\tilde{\boldsymbol{\theta}} = [\tilde{\omega}_x \quad \tilde{\omega}_y \quad \tilde{\omega}_z]^T$,

则机体真实角速度可写成如下形式:

$$\boldsymbol{\theta} = \tilde{\boldsymbol{\theta}} - \boldsymbol{\theta}_b - \boldsymbol{\theta}_n \quad (3)$$

其中, $\boldsymbol{\theta}_b$ 表示陀螺仪偏置项, $\boldsymbol{\theta}_n$ 表示三轴测量误差, 服从均值为 0, 方差为 $\boldsymbol{\sigma}_g^2 = [\sigma_{gx}^2 \ \sigma_{gy}^2 \ \sigma_{gz}^2]$ 的高斯分布。速度 \mathbf{v} 为导航坐标系下的矢量, 其单位为 m/s。 \mathbf{C}_b^n 为机体坐标系到导航坐标系下的旋转矩阵。 $\mathbf{g}_N = [0 \ 0 \ 1]^T$ 为重力加速度在导航坐标系下投影, 其单位为重力加速度 g 。记加速度计输出为 $\tilde{\mathbf{a}} = [\tilde{a}_x \ \tilde{a}_y \ \tilde{a}_z]^T$, 而其真实值为 $\mathbf{a} = [a_x \ a_y \ a_z]^T$, 与陀螺仪表示类似, 加速度真值可以表示为:

$$\mathbf{a} = \tilde{\mathbf{a}} - \mathbf{a}_b - \mathbf{a}_n \quad (4)$$

同理, \mathbf{a}_b 为陀螺仪零偏, \mathbf{a}_n 为陀螺仪三轴测量噪声, 服从均值为 0, 方差为 $\boldsymbol{\sigma}_a^2 = [\sigma_{ax}^2 \ \sigma_{ay}^2 \ \sigma_{az}^2]$ 的高斯分布。在位置解算方程中, 位置 \mathbf{p} 的迭代可由速度迭代求解。

陀螺仪、加速度计、磁力计的零偏是非静态的, 对于传感器的研究一般将其视为一阶马尔可夫过程, 在姿态四元数、速度、位置更新时一并考虑, 本文为了简化模型, 参考 PX4 源码, 有:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\theta}_b(k+1) = \boldsymbol{\theta}_b(k) \\ \mathbf{v}_b(k+1) = \mathbf{v}_b(k) \\ \mathbf{m}_b(k+1) = \mathbf{m}_b(k) \end{cases} \quad (5)$$

2.2 TOA/RSS 测距模型

无人机所搭载的 UWB 模块基于超带宽载波的到达时间差来计算距离, 假设集群中每一架无人机所搭载的 UWB 模块的时间戳是同步的, 则集群中完全处于 GNSS 失锁状态的无人机 UAV_0 与那些能自主搜寻 GNSS 信息从而位置状态已知的无人机 UAV_m 之间的距离可写成如下形式:

$$\hat{d}_{t,m0} = \|\mathbf{p}_m - \mathbf{p}_0\| + \varepsilon_{t,m0} \quad (6)$$

其中, $\varepsilon_{t,m0}$ 为 UWB 模块测距误差, 包括测量噪声以及时间戳的误差, 同样假定其为均值为 0, 方差为 σ_t^2 的高斯过程。

无人机所搭载的 Zigbee 模块在负责通信的同时也能够依据功率衰减原理估算距离, 则无人机

UAV_0 和无人机 UAV_m 接收功率可建模为:

$$RSS(\hat{d}_{r,m0}) = RSS_{ref} - 10n_r \log\left(\frac{\hat{d}_{r,m0}}{d_{ref}}\right) + \varepsilon_{r,m0} \quad (7)$$

其中, RSS_{ref} 为单位距离下的功率衰减, 其单位为 dBm。 n_r 为路径损耗指数, 通常与环境有关。同样, $\varepsilon_{r,m0}$ 为 RSS 测距的误差, 假定其也服从均值为 0, 方差为 σ_r^2 的正态分布。

通过实验采集大量数据, 可得 RSS 功率衰减与距离关系如图 2 所示, 同时可拟合出式(7)中参数:

$$RSS(\hat{d}_{r,m0}) = -34.23 - 10 \times 1.79 \times \log(\hat{d}_{r,m0}) \quad (8)$$

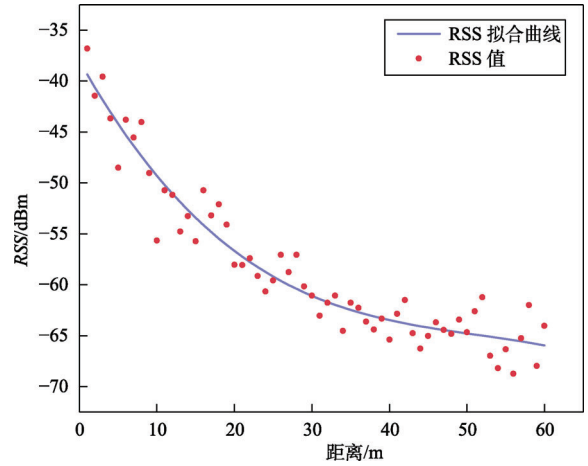


图 2 RSS 功率衰减拟合曲线
Fig. 2 RSS attenuation model

3 自适应扩展卡尔曼滤波算法

本文虚拟观测量为局部坐标系下各无人机的坐标, 而坐标的解算则依靠上节所介绍的测距模块输出的距离, 依据最小二乘法解算而来。当无人机同时收到 TOA 和 RSS 信息时, 序贯卡尔曼滤波可以在短距离范围内估计出较为精确的位置。同时, 在中远距离进行状态估计时同样具有较高精度和鲁棒性。与仅用 UWB/IMU 或 Zigbee/IMU 的滤波算法相比, 范围进一步拓展。此外, 由于基于 Zigbee 的 RSS 测距精度远不如 TOA, 因此在滤波过程中加入自适应因子以动态调整量测噪声方差阵。

3.1 状态量更新

由式(1)(5)可知, 状态量可写成:

$$\mathbf{X} = [\mathbf{q}, \mathbf{v}, \mathbf{p}, \boldsymbol{\theta}_b, \mathbf{v}_b, \mathbf{m}_b]^\top \in \mathbb{R}^{19} \quad (9)$$

状态量依次为姿态四元数、速度、位置、陀螺仪偏置、加速度计偏置以及磁力计偏置。则离散状态的预测更新过程如下:

$$\mathbf{X}^-(k+1) = \boldsymbol{\Phi}(k)\mathbf{X}(k) \quad (10)$$

$$\mathbf{P}^-(k+1) = \boldsymbol{\Phi}(k)\mathbf{P}(k)\boldsymbol{\Phi}^\top(k) + \mathbf{G}\mathbf{Q}(k)\mathbf{G}^\top \quad (11)$$

$$\boldsymbol{\Phi}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_{\mathbf{q}_k}^{\mathbf{q}_{k+1}} & \mathbf{0}_{4 \times 3} & \mathbf{0}_{4 \times 3} & \mathbf{F}_{\boldsymbol{\theta}_k^{\mathbf{q}_{k+1}}} & \mathbf{0}_{4 \times 3} & \mathbf{0}_{4 \times 3} \\ \mathbf{F}_{\mathbf{q}_k}^{\mathbf{v}_{k+1}} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{F}_{\mathbf{a}_b^{\mathbf{v}_{k+1}}} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 4} & \mathbf{F}_{\mathbf{v}_k}^{\mathbf{p}_{k+1}} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 4} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 4} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 4} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_3 \end{bmatrix} \quad (12)$$

过程噪声方差阵如下:

$$\mathbf{G}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_{\boldsymbol{\theta}_k^{\mathbf{q}_{k+1}}} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{4 \times 3} & \mathbf{G}_{\mathbf{a}_b^{\mathbf{v}_{k+1}}} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix}^\top \quad (13)$$

其中, $\mathbf{P}^-(k)$ 为状态预测的协方差矩阵, $\mathbf{Q}(k) = \text{diag}\{\sigma_g^2, \sigma_a^2\}$ 为过程噪声协方差矩阵。 $\boldsymbol{\Phi}(k)$ 为状态转移矩阵, 其子块部分通过偏导数求出^[13]。

3.2 观测量更新

序贯卡尔曼滤波本质上为一种解耦卡尔曼滤波, 要求每个量测值不相关。本文中, UWB 和 Zigbee 的测距值同样是独立的。同时, 利用 M 个锚节点依据最小二乘法对定位点进行位置解算, 公式如下:

$$\hat{\mathbf{p}}_0 = [\hat{x}_0, \hat{y}_0]^\top = (\mathbf{A}^\top \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^\top \mathbf{B} \quad (14)$$

$$\mathbf{A} = 2 \begin{bmatrix} x_1 - x_2 & y_1 - y_2 \\ \vdots & \vdots \\ x_1 - x_m & y_1 - y_m \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \hat{d}_{10}^2 - \hat{d}_{20}^2 - x_1^2 - y_1^2 + x_2^2 + y_2^2 \\ \vdots \\ \hat{d}_{10}^2 - \hat{d}_{m0}^2 - x_1^2 - y_1^2 + x_m^2 + y_m^2 \end{bmatrix}$$

在有了位置的虚拟观测量后, 可以通过相邻两点的位置状态和时间间隔得到速度的观测量, 则可得到量测量:

$$\mathbf{Z}(k+1) = [\hat{\mathbf{p}}_0 \quad \hat{\mathbf{v}}_0]^\top \quad (16)$$

量测矩阵可以写成如下形式:

$$\mathbf{H}(k+1) = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 4} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} \\ \mathbf{0}_{3 \times 4} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3 \times 9} \end{bmatrix} \quad (17)$$

自适应扩展卡尔曼滤波的量测更新如下:

$$\mathbf{K}_{k+1} = \frac{\mathbf{P}_{k+1}^- (\mathbf{H}_{k+1})^\top}{\mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1}^- (\mathbf{H}_{k+1})^\top + \mathbf{R}_{k+1}}$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = \hat{\mathbf{X}}_{k+1}^- + \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{Z}_k - \mathbf{X}_{k+1}^-) \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_{k+1} = (\mathbf{I}_{19} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}) \mathbf{P}_{k+1}^-$$

由于 TOA 和 RSS 的数据频率不同, 解算出来的虚拟观测量会不同时地进入滤波器中, 为此, 本文采用自适应序贯扩展卡尔曼滤波算法, 则公式可重写如下:

$$\mathbf{K}_{k+1} = \frac{\frac{1}{\alpha_k} \mathbf{P}_{k+1}^- (\mathbf{H}_{k+1})^\top}{\frac{1}{\alpha_k} \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1}^- (\mathbf{H}_{k+1})^\top + \mathbf{R}_{k+1}}$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = \hat{\mathbf{X}}_{k+1}^- + \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{Z}_k - \mathbf{X}_{k+1}^-) \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_{k+1} = (\mathbf{I}_{19} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}) \mathbf{P}_{k+1}^-$$

其中, \mathbf{K}_{k+1}^r 为卡尔曼滤波增益, α_k 为自适应因子, 可以写成如下形式:

$$\alpha_k = \begin{cases} 1 & |\Delta \mathbf{V}_k| \leq c \\ \frac{c}{|\Delta \mathbf{V}_k|} & |\Delta \mathbf{V}_k| > c \end{cases} \quad (20)$$

$$\Delta \mathbf{V}_k = \left[\frac{\mathbf{V}_k^\top \mathbf{V}_k}{\text{tr}(\mathbf{H}_k^\top \mathbf{P}_k^- (\mathbf{H}_k)^\top + \mathbf{R}_k)} \right]^{\frac{1}{2}}$$

这里, c 为阈值, 依靠经验通常设置在 1.0~2.0^[14], $\mathbf{V}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{X}_{k+1}^-$ 为量测和状态预测的差, 由此, 式(9)~(20)给出了自适应序贯卡尔曼滤波算法。

4 实验结果及分析

本实验中, 测距模块通过自行设计的 PCB 板与飞控系统进行通信, TOA 和 RSS 传输频率分别为 5Hz、2Hz。实验用无人机整机图如图 3 所示。

首先验证 TOA 和 RSS 两种测距方式的特性, 综合比较二者丢包率, 实验结果如图 4 所示。

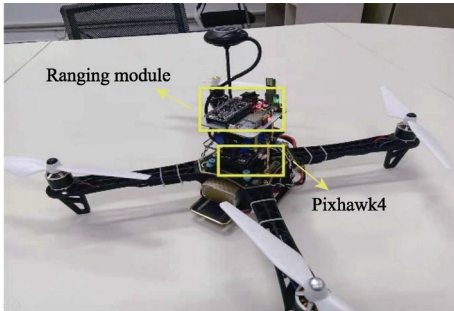


图 3 实验所用无人机

Fig. 3 UAV used in the experiment

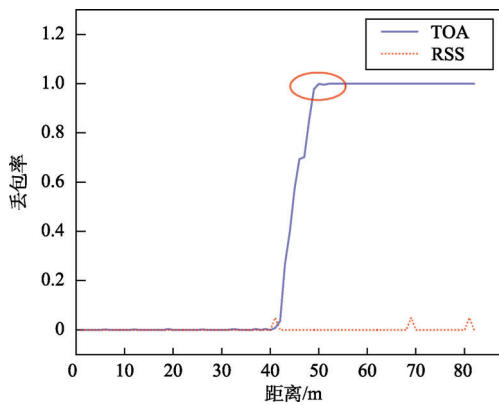


图 4 两种测距方式丢包率对比

Fig. 4 Packet Loss Rate

可以明显看出, RSS 不存在明显的丢包现象。受发射功率以及周围环境的影响, UWB 在超出一定范围后由于功率限制逐渐无法接收到测距信号。本文中经过实测, 对于低成本 UWB 而言, 大约在 40~50 m 之间, 同时受到客观条件差异影响, 每个设备极限测距距离可能并不一致。同时, 根据图 4 中红圈可以看到, 在到达极限测距距离后, 在较短范围内, 受电能波动影响, 同样可能存在断续的接收信号, 该现象并不长久存在。增加大功率的 UWB 可以达到更远的距离, 但是本文为了方便实验, 仅使用了低成本低功耗的设备来验证 TOA/RSS 联合定位的算法。

以飞行任务起点位置为原点, 建立东北天导航坐标系, 假定有 4 架无人机自主规划路径到达特定位置充当“伪卫星”, 实验中, 将集成 UWB 和 Zigbee 设备的电路板放在体育场内, 坐标依次为(-7,-23), (9,-19), (-22,37), (-2,42), 高度均为 2 m, 以模拟这些“伪卫星”。同时, 一架无人

机以 0.5 m/s 的速度在 2 m 的高度上飞行, 通过采集 UWB、Zigbee 解算出的位置信息作为状态观测输入 EKF 以及 ASEKF 与 INS 进行融合, 从而获得对位置的估计。作为参考, 以实际飞行中 PX4 内部的 EKF 融合 INS/GNSS, 得到对参考位置的估计, 可绘制不同信息源得出的飞行轨迹。

在图 5 中, 绿色曲线代表 PX4 内部提供的 GNSS/INS 融合定位点, 可作为参考轨迹。红色曲线为 TOA 解算的位置坐标, 当距离增大时, 可以看到局部放大图中红色的 TOA 解算点不再密集, 说明 UWB 出现丢包现象以致无法进行定位, 此时下方两个锚点(-7,-23)(9,-19)与当前解算点均约为 50 m。为了验证 RSS/TOA 无论在短程还是长程定位下均可作为观测信息源, 为惯导提供位置信息, 本实验设置上方两个锚点(-22,37) (-2,42)与初始解算点距离均约为 42 m, 使得无人机在飞行尾程可以接收 RSS 信息而无法接收 UWB 信息。同时, 由 RSS 信息解算出的位置如蓝色散点所示, 分布在参考轨线周围。通过图 6, 可以更清晰地观察观测值分布。

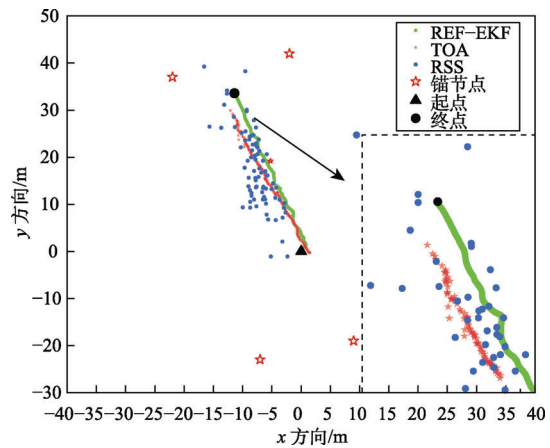


图 5 不同信息源飞行轨迹解算

Fig. 5 Positioning results of GNSS, TOA and RSS

可以看到, 对于 UWB 定位而言, 定位精度较高, 随着无人机的飞行移动定位结果具有很强的趋势, RSS 定位越分散且定位精度相较于 UWB 定位波动更大。可以看见, 在 0~50 s 内, UWB 定位值较为平均且并未出现丢包的状况, RSS 定位值波动较大, 但是始终保持一定的接受频率。

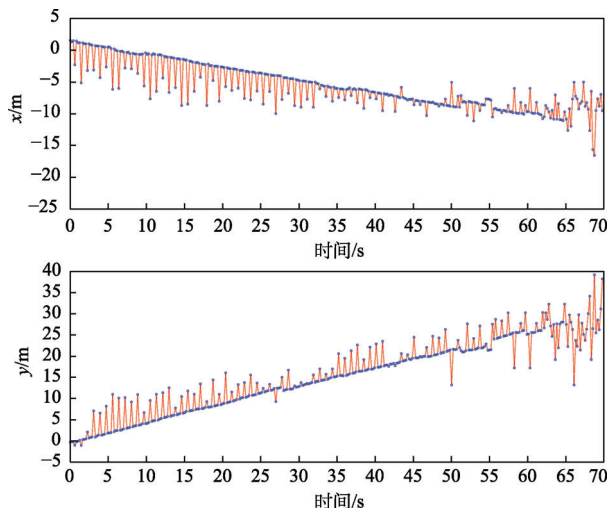


图 6 飞行速度 0.5 m/s 时 TOA/RSS 定位结果

Fig. 6 Positioning results of TOA/RSS at speed of 0.5 m/s

在 50~60 s 内, 根据趋势, 可以看出 UWB 定位值仍存在部分值, 但相较于 50 s 之前, 其观测数量已大为减少。最后, 在 60 s 之后, 基本已经看不见 UWB 定位值, 此时 UWB 设备受到功率限制, 已经达到测距极限。

将前文解算出的位置坐标作为观测量, 自适应因子 c 设置为 1.2, 分别进行扩展卡尔曼和序贯卡尔曼滤波得到最终的位置估计, 结合参考轨迹, 与单独用惯导解算对比, 可得如下结论。

惯导系统 (INS)、GNSS/INS 基于 EKF 提供的参考轨迹 (REF-EKF)、基于无线电定位的 TOA/RSS/INS 联合扩展卡尔曼滤波 (Radio-EKF)、基于无线电定位的 TOA/RSS/INS 联合序贯扩展卡尔曼滤波算法 (Radio-ASEKF) 解算定位结果如图 6~7 所示, 根据图 5 可知无人机以 0.5 m/s 速度飞行约 35 m, 行程共计约 70 s, 飞行期间在 X 轴方向位移约 11 m, Y 轴方向约 34 m。显然, 根据图 7~8, 仅用惯导系统进行定位估算很快就会发散。在短距离范围内, Radio-EKF 以及 Radio-ASEKF 均可提供较为准确的位置估计值, 同时 Radio-ASEKF 的估计信息更为贴近参考轨迹。随着距离的增大, 在 60~70 s 内, UWB 模块丢包明显, 可用信息只有 RSS 信息, 其测距方差较大, 导致最后 10s 内剧烈波动, 在自适应因子的调节下, Radio-ASEKF 比 Radio-EKF 取得了更

好的结果。此外, ASEKF 算法在前 60 s 内比 EKF 算法更接近参考轨迹, 且对于后期的估算相对平滑, 这也验证了算法的有效性。

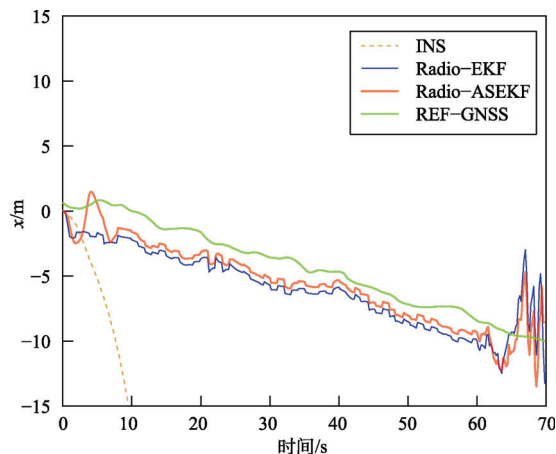


图 7 x 方向不同算法解算结果

Fig. 7 Positioning results of x component at speed of 0.5 m/s

同样的, y 方向解算结果如 8 所示。

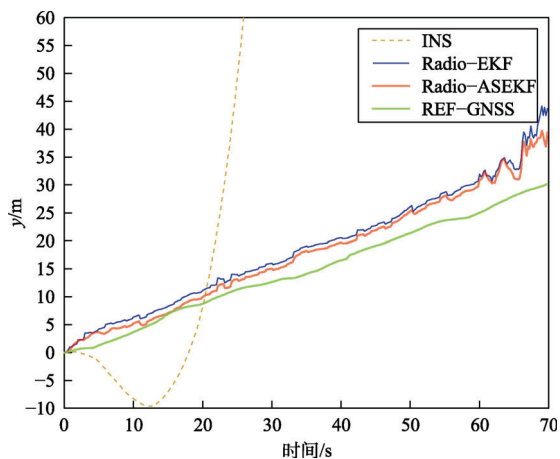


图 8 y 方向不同算法解算结果

Fig. 8 Positioning results of y component at speed of 0.5 m/s

在得到上述研究结果后, 为了进一步探讨其他因素对本文所提算法的影响, 本文在同一布置场景下, 将无人机速度提高至 1 m/s, TOA 和 RSS 传输频率分别为 5 Hz、2 Hz, 自适应因子 c 设置为 1.2。首先本文给出观测值分布如图 9 所示。

可以看到, 在更高速度飞行时, 定位点更少。

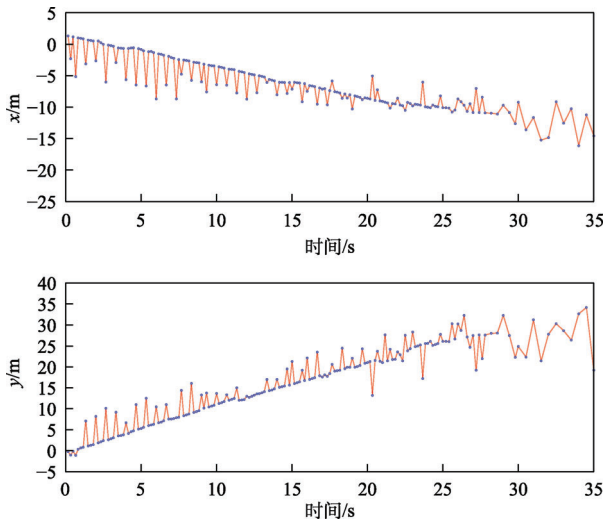


图 9 飞行速度 1m/s 时 TOA/RSS 定位结果

Fig. 9 Positioning results of TOA/RSS at speed of 1m/s

将定位结果作为观测输入 EKF 以及 ASEKF 进行对比, 可以得到图 10~11。

根据图 10~11 可知, ASEKF 均取得了比 EKF 更贴近参考轨迹的结果。同样, 纯惯性定位由于受到大量干扰, 很快发散, 以基于 EKF 的 GNSS/INS 组合导航作为参考轨迹, 对比 EKF 及 ASEKF, 在图 10 中可以看出, ASEKF 取得了更贴近参考轨迹的定位结果, 面对 25 s 后, TOA 定位结果断续或失效的情况, 对于 RSS 定位波动大的结果也有一定的自适应效果, 在图 11 中, 前 5 s 内 ASEKF 快速收敛, 对于 25 s 后 RSS 定位波动通用有一定的自适应效果。将图 10 与图 7 对比,

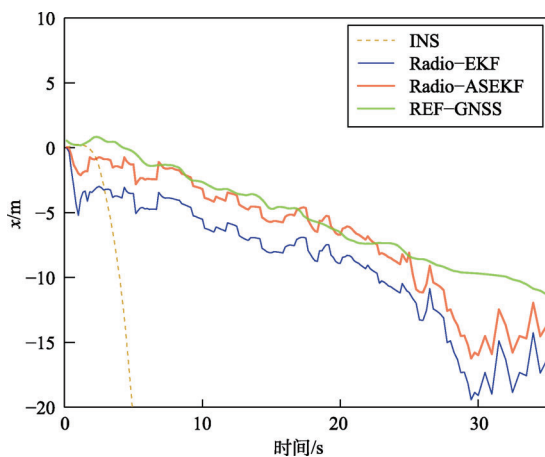


图 10 x 方向 1 m/s 飞行速度下不同算法解算结果

Fig. 10 Positioning results of x component at speed of 1m/s

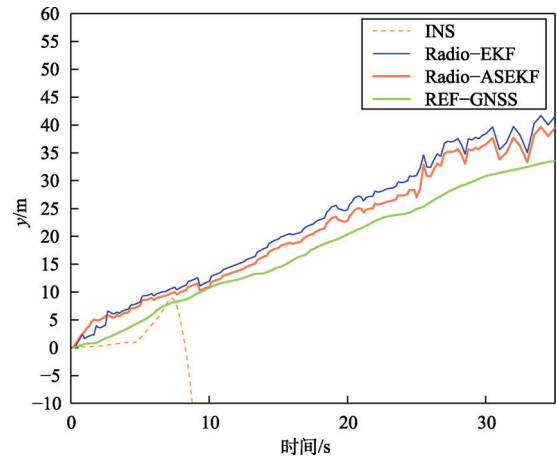


图 11 y 方向 1 m/s 飞行速度下不同算法解算结果

Fig. 11 Positioning results of y component at speed of 1m/s

图 11 与图 8 对比, 可以明显看出图 10 中的定位波动更大, 图 11 中部分时刻波动范围比图 8 中波动范围更大。这说明飞行速度对最终定位结果影响较大, 进一步对比图 9 以及图 6 中观测值数量, 可知无人机在固定位置下以较大速度飞行时, TOA/RSS 定位的频率将降低, 同时根据定位设备的用户手册可知, RSS 测距最高频率约 15 Hz, 而 TOA 定位频率约 100 Hz, 两者测距频率同时受到传输数据大小影响, 与之成反比, 即传输数据越多, 测距频率越低。同时, 低速飞行下高频率测距得到较多的冗余数据可以有效剔除离群点。因此, 以 TOA/RSS 定位作为观测输入滤波时, 飞行速度将会影响观测值数量以及精度, 进一步影响滤波结果。

5 结 论

本文针对 GNSS 信息拒止环境下定位问题, 提出了一种基于 TOA/RSS 联合的自适应序贯卡尔曼滤波算法, 通过引入自适应因子, 结合 TOA 精度高、测距范围短以及 RSS 精度低、测距范围广的特点, 扩展了 TOA/RSS 联合测距范围, 并提高了位置估计的平滑性。最终的实验结果表明, 这种自适应序贯卡尔曼滤波算法相对于传统扩展卡尔曼滤波, 有效提高了定位精度, 对波动更具鲁棒性。

参 考 文 献

- [1] 孙大洋, 白恩浩, 李红阳, 等. 基于 UWB 局部测量的集群协同平台实现[J]. 无人系统技术, 2021, 4(5): 61-70
- [2] Asadpour M, Hummel K A, Giustiniano D, et al. Route or carry: Motion-driven packet forwarding in micro aerial vehicle networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2016, 16(3): 843-856.
- [3] Ouyang X, Zeng F, Lv D, et al. Cooperative navigation of UAVs in GNSS-denied area with colored RSSI measurements[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(2): 2194-2210.
- [4] 时莎莎, 韩昕怡, 涂阔, 等. 无人机着陆过程中的多源引导信息融合技术[J]. 无人系统技术, 2021, 4(5): 31-41.
- [5] Tomic S, Beko M. A robust NLOS bias mitigation technique for RSS-TOA-based target localization[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2018, 26(1): 64-68.
- [6] Qin T, Li P, Shen S. Vins-mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(4): 1004-1020.
- [7] Chaibi H, Belkasm M, Mohammadi Z. UWB outdoor channel characterization and modeling based on measurements[C]. 2015 International Conference on Wireless Networks and Mobile Communications (WINCOM), Warsaw, Poland, September 13-15, 2015.
- [8] Xu C, Wang Z, Wang Y, et al. Three passive TDOA-AOA receivers-based flying-UAV positioning in extreme environments[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(16): 9589-9595.
- [9] Li J, Bi Y, Li K, et al. Accurate 3d localization for mav swarms by UWB and IMU fusion[C]. 2018 IEEE 14th International Conference on Control and Automation (ICCA), Alaska, USA, June 12-15, 2018.
- [10] Cheng L, Wu C D, Zhang Y Z. Indoor robot localization based on wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2011, 57(3): 1099-1104.
- [11] Ahmed N, Kanhere S S, Jha S. On the importance of link characterization for aerial wireless sensor networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(5): 52-57.
- [12] Liu R, Yuen C, Do T N, et al. Cooperative positioning for emergency responders using self IMU and peer-to-peer radios measurements[J]. Information Fusion, 2020, 56: 93-102.
- [13] Dudek G, Jenkin M. Computational principles of mobile robotics[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2010.
- [14] Yang Y, Gao W. An optimal adaptive Kalman filter[J]. Journal of Geodesy, 2006, 80(4): 177-183.

作者简介:



胡 敬 (1999-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为无人机导航、控制和路径规划。



田俊曦 (1991-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为无人机导航、路径规划和无线传感网。



邹世明 (1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为无线传感网。



晁 涛 (1983-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为智能无人系统协同导航、控制以及运动规划。本文通信作者。



杨 明 (1963-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为航天器制导、控制和轨迹优化。

[引用格式] 张晓杰, 汪 灏, 赵灵峰. 基于神经网络的多模型机动目标跟踪方法研究[J]. 无人系统技术, 2022, 5(2): 71-79.

基于神经网络的多模型机动目标跟踪方法研究

张晓杰, 汪 灏, 赵灵峰

(上海微小卫星工程中心, 上海 201210)

摘要: 针对传统机动目标跟踪问题中存在的跟踪精确性低、参数适应性差、计算量大等问题, 提出了一种基于径向基神经网络的多模型机动目标跟踪方法。首先, 介绍了机动目标跟踪问题的基本原理、径向基神经网络模型及机动目标运动模型。然后, 将提取的机动目标特征向量输入已训练好网络参数的神经网络中, 与隐含层中由训练样本组成的输入矩阵比较并输出, 通过融合多个观测模型的状态估计, 得到统一的目标状态估计值, 从而建立了基于神经网络的切换多模型算法原理架构, 并给出相应的计算框图。最后, 通过数学仿真, 比较了两种神经网络模型在全观测与部分观测条件下的目标状态估计性能。仿真结果显示, 在目标进行大机动时, 广义回归神经网络的观测误差方差更优, 而基于径向基网络的切换多模型方法的鲁棒性更佳, 其性能可提高 11%。另外, 基于径向基网络切换多模型方法的相关参数容易训练且易于在轨实时计算, 具有更广泛的应用前景。

关键词: 机动目标跟踪; 径向基神经网络; 多模型; 特征向量; 目标状态估计; 广义回归神经网络; 鲁棒性

中图分类号: V279

文献标识码: A

文章编号: 2096-5915(2022)02-71-09

DOI: 10.19942/j.issn.2096-5915.2022.2.018

Research on Multi-Model Maneuvering Target Tracking Method Based on Neural Network

ZHANG Xiaojie, WANG Hao, ZHAO Lingfeng

(Shanghai Engineering Center for Microsatellites, Shanghai 201210, China)

Abstract: For the low tracking precision, poor parameter adaptability and large calculation quantity in the traditional maneuvering target tracking, a multi-model maneuvering target tracking method based on radial-based neural network is proposed. First, the basic principles of maneuvering target tracking, radial-based neural network model and maneuvering target motion model are introduced in this paper. Then, the extracted mobile target feature vectors are input into the neural network with trained network parameters, and the compared results with the input matrix composed of training samples in the hidden layer are output. By integrating the state estimation of multiple observation models, an unified target state estimate is given, and the principle architecture of switching multiple model algorithm based on the neural network and the corresponding calculation block diagram are established. Finally, the performance of target state estimation between two neural network models under full and partial observation are compared through mathematical simulation. Simulation results show that the observed error variance is better for a large target maneuver, while the switching multi-model method based on RBF network is more robust by 11%. In addition, the relevant parameters of the

收稿日期: 2021-12-06; 修回日期: 2022-01-18

基金项目: 国家自然科学基金 (61876187)

switching multi-model method based on RBF network are easy to train and to perform in-orbit real-time calculation, which has a wider application prospect.

Key words: Maneuvering Target Tracking; Radial-based Neural Network; Multi-Model; Feature Vector; Target State Estimate; Generalized Regression Neural Network; Robustness

1 引言

目标跟踪是利用探测器雷达、声纳、红外等所获得的运动目标飞机、坦克、舰艇等量测,对目标的运动状态位置、速度、加速度等进行估计和跟踪的方法^[1-3]。由于量测数据中含有大量的干扰成分,有必要对量测信息进行处理。因此,目标跟踪过程也是一个消除误差的处理过程。在军事和民用领域中,可靠而精确地跟踪目标是目标跟踪系统设计的主要目的^[4-5]。

机动目标跟踪滤波算法是机动目标跟踪系统的核心内容。近年来,随着科学技术的不断发展,机动目标跟踪领域涌现出诸多更成熟的算法,包括自适应跟踪算法、多模型跟踪算法。其中,自适应滤波算法的理论成果大致可以分为基于最小均方误差的自适应滤波算法、基于递推最小二乘法的自适应滤波算法以及基于卡尔曼滤波算法的自适应滤波算法。之后,为了提高卡尔曼滤波算法的动态性能,又提出了一系列衍生算法。多模型算法是目前混合系统估计所采用的一类主要方法。20 世纪 60 年代中期,提出了最早的多模型算法,之后提出交互多模型算法,该算法采用的模型之间存在相互联系,但模型集固定,无法对目标机动状态进行充分描述。后期又提出一种模型可变的自适应转换的变结构交互式多模型算法,可实时在线调整模型集,提高了动态目标跟踪系统的自适应性能^[6-7]。

根据所采用的机动目标运动状态模型数目,机动目标跟踪算法可分为单模型算法和多模型算法^[8]。在单模型算法中,同一时刻只使用一个模型,系统通过探测器控制滤波模型在非机动模型和机动模型之间切换。但切换过程中,辨识机动模型会带来延迟并导致很大的跟踪误差,而且也不容易确定目标由机动模型回到非机动模型的正

确时间^[6-7]。而在多模型算法中,同一时刻由多个模型共同描述机动目标的运动状态^[9-11]。各模型基于各自的滤波器并行工作,模型是否符合当前机动模式由其似然函数计算概率确定,整体估计由各滤波器估计的概率组合得到^[12]。

2 问题描述

机动目标跟踪基本原理如图 1 所示。

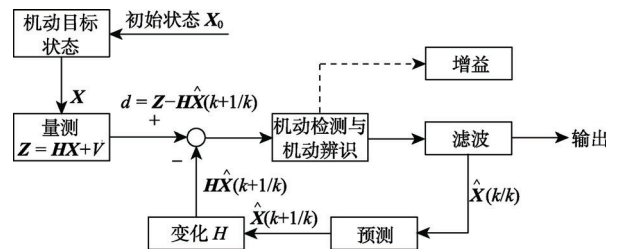


图 1 机动目标跟踪基本原理

Fig. 1 Basic principles of maneuvering target tracking

假设机动目标的运动模式和对目标的观测可用已知的数学模型表示,且假设模型是线性的,则离散时间下其状态方程和量测方程可表示为:

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (1)$$

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (2)$$

其中,向量 $\mathbf{X}(k)$ 和 $\mathbf{Z}(k)$ 分别表示 k 时刻机动目标运动状态及量测量; $\mathbf{F}(k)$ 和 $\mathbf{H}(k)$ 是 k 时刻系统的过程矩阵和量测矩阵; $\mathbf{w}(k)$ 和 $\mathbf{v}(k)$ 是 k 时刻系统的过程噪声和量测噪声; d 为残差。由于在机动目标运动过程中目标运动模式具有不确定性,也就是公式中的矩阵 $\mathbf{F}(k)$ 形式和参数,以及过程噪声 $\mathbf{w}(k)$ 不能确定。单机动目标跟踪过程本质上是自适应滤波过程。首先根据残差 d 的变化进行机动辨识或者机动检测,其次按照某一逻辑或准则调整滤波增益、协方差矩阵以及未知参数,并且实时辨识出目标机动特性,最后由滤波算法得到目标的状态估计值和预测值,从而完成机动目

标跟踪功能^[13-17]。

2.1 径向基函数神经网络

RBF 网络是具有单隐层的三层前向网络。第一层为输入层, 由信号源节点组成; 第二层为隐含层, 节点数视所描述问题的需要而定 (理论上可以设置多个隐层, 但一般只设计一个隐层); 第三层为输出层, 是对输入模式做出的响应。输入层仅仅起到传输信号作用, 对输入信息不做任何变换, 输入层和隐含层之间可以看作连接权值为 1 的连接, 隐含层神经元核函数是高斯函数, 对输入信息进行空间映射的变换, 计算输入矢量和样本矢量欧式距离的 RBF 值, 输出层神经元的作用函数为线性函数, 对隐含层神经元输出的信息进行线性加权后输出, 作为整个神经网络的输出结果。输出层与隐含层所完成的任务是不同的, 因而他们的学习策略也不同。输出层是对线性权进行调整, 采用的是线性优化策略, 因而学习速度较快; 而隐含层是对激活函数 (高斯函数) 的参数进行调整, 采用的是非线性优化策略, 因而学习速度较慢。

RBF 网络不像 BP 神经网络通过后向传播改变权重, RBF 神经网络隐含层和输入层的连接权重是有固定算式 (欧式距离) 的。某个测试集样本 p 和某个训练集样本越接近, 即欧氏距离越小, 那么在 RBF 作用后输出的值就越大。即 RBF 使样本点只被附近 (圈内) 的输入激活 (权重大), 如图 2 所示。

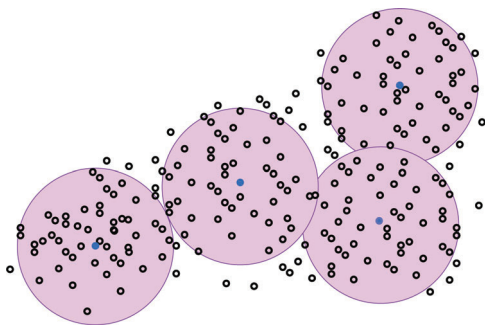


图 2 RBF 局部响应

Fig. 2 Partial response of RBF

2.2 机动目标运动模型

在目标跟踪机动目标建模中, 通常假设控制输入是一个未知的加速度, 并且设其为一个随机

过程。根据所假设的随机过程的不同, 可将机动目标模型分为白噪声模型、马尔可夫过程模型和半马尔可夫模型跳变过程模型 3 类。其中, 白噪声模型假设控制输入是一个白噪声过程, 包括匀速 CV 模型、匀加速 CA 模型和多项式模型等; 马尔可夫过程模型假设控制输入是一个马尔可夫过程, 包括 Singer 模型、协同转弯模型以及二阶马尔可夫加速度模型等; 半马尔可夫模型跳变过程模型假设控制输入是一个半马尔可夫跳变过程。总的来说, 这些模型各有特点, 在精度、快速性或实时性等方面各有所长。

匀速 CV 模型可表示为:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} w(t) \quad (3)$$

在交互式多模型算法中其过程转移矩阵和噪声传输矩阵分别为:

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$Q = \begin{bmatrix} T^3/3 & T^2/2 \\ T^2/2 & T \end{bmatrix} \sigma^2 \quad (5)$$

匀加速 CA 模型可以表示为:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \\ \ddot{x}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \\ \ddot{x}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} w(t) \quad (6)$$

在交互式多模型算法中其过程转移矩阵和噪声传输矩阵分别为:

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$Q = \begin{bmatrix} T^5/20 & T^4/8 & T^3/6 \\ T^4/8 & T^3/3 & T^2/2 \\ T^3/6 & T^2/2 & T \end{bmatrix} \sigma^2 \quad (8)$$

3 基于神经网络的切换多模型算法

RBF 网络具有单隐含层的三层前向网络, 是

一种良好的前向网络，能够以任意精度逼近任意连续函数。相比于 BP 网络的初始权值参数是随机产生的，RBF 网络的有关参数是根据训练集中的样本模式按照一定的规则来确定或初始化的，因此训练过程中不易陷入局部极小点的解域中，虽然相同功能下 RBF 神经网络的神经元个数会较多，但是其训练时间会大大降低，更加符合我们的使用要求^[18]。

基于神经网络的切换多模型算法原理^[19]如图 3 所示，

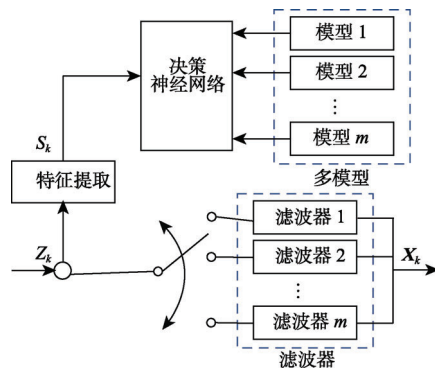


图 3 基于神经网络的切换多模型算法原理
Fig. 3 Principle of switched multi-model algorithm based on Neural Network

图中， Z_k 是测量值， S_k 是机动目标特征向量，输入到已训练好网络参数的不同类别神经网络中，与隐含层中由训练样本组成的输入矩阵比较并输出， m_j 是决策神经网络的输出向量，决定采用多模型中的第 m_j 个滤波器。

对于一维机动目标，目标状态 $X = [x \ v \ a]^T$ ，模型集为选择 CV 和 CA 模型，观测矩阵假设为三类：只观测位置，观测位置和速度，以及全观测。根据目标状态特性、观测矩阵限制以及模型集分类特征有效性，选择速度的差分，加速度和加速度的差分作为特征量。 $S = [\Delta v \ a \ \Delta a]^T$ 为机动目标特征向量，作为 RBF 网络的训练样本和实际输入向量。决策神经网络输出为 $m_1 = [0 \ 1]^T$ 时，表示选择 CV 模型，而输出为 $m_2 = [1 \ 0]^T$ 时则选择 CA 模型。

基于神经网络的切换多模型算法如图 4 所示。输入特征为 k 时刻被观测目标的特征量，本

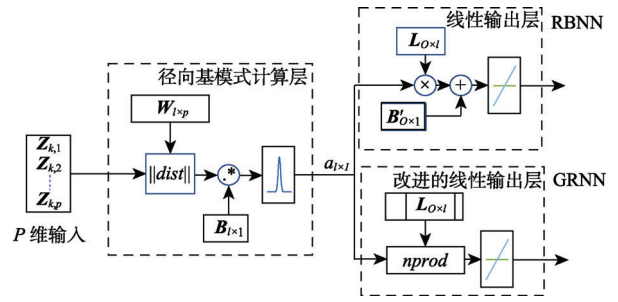


图 4 基于神经网络的切换多模型算法
Fig. 4 Algorithm of switched multi-model based on Neural Network

文中，最高为三维（全观测）。图 4 中， $dist$ 表示输入 p 维向量到给定各径向基的欧几里得距离； $nprod$ 表示对输入向量归一化后，再与权重系数矩阵点乘； C 表示竞争传递函数（Competitive Transfer Function），即输入向量中最大值的位置为 1，其它位置均为 0。

显然，对于经过径向基运算层后的一维向量，使用不同的输出层函数后，可得到两种不同类型的神经网络。

4 基于神经网络的多模型切换仿真

考虑某一维机动目标，其初始状态为 $(60, 4, 0)^T$ ，运动模式为，在 $0 \sim 50$ s 匀速运动， $50 \sim 100$ s 匀加速运动，加速度为 $a = 7 \text{ m/s}^2$ ， $100 \sim 150$ s 匀减速， $a = -2 \text{ m/s}^2$ ， $150 \sim 200$ s 匀速运动。测量噪声协方差依然设为 $r = \text{diag}([102 \ 12 \ 12])$ 。仿真步长固定为 0.1 s 。

4.1 测量矩阵

针对不同实际情况，需要研究全状态和部分状态观测条件下生成网络后的分类效果。因为特征向量的设计对信息的最低要求是速度的差分，因此只观测位置的情况不在此讨论，只考虑观测位置和速度以及全观测两种情况。

4.2 样本数

理论上，RBF 网络对样本数即隐含层神经元的依赖度很低，但由于采用测量值训练网络参数和作为输入向量，而测量值由于测量噪声的存在质量参差不齐，因此提高训练样本的个数将产生积极作用。但是由于每个训练样本都将作为神经

元参与计算, 这样一来也会带来更大的计算负担。在仿真中采用 100 组训练样本生成 RBF 网络参数。

4.3 特征组合

机动目标特征向量选用 $S = [\Delta v \ a \ \Delta a]^T$ 是本设计的最大维数特征向量, 此外五种特征组合分别为 $[\Delta v]$, $[\Delta v \ a]^T$, $[a]$, $[a \ \Delta a]^T$, $[\Delta a]$, 由于所包含的目标运动信息有一定差异, 对最终的估计结果也有不可忽略的影响。

以 6 组特征的测试集 100 次仿真生成网络的平均用时和平均识别正确率以及最后一次容量为 100 的测试集的预测对比看, 广义回归神经网络 (Generalized Regression Neural Networks, GRNN) 和概率神经网络分类效果及生成时间相当接近, RBF 由于零误差通过训练样本, 在某些情况下存在超训练目标集的输出结果, 导致识别水平相对较差, 耗时也并无优势, 网络效果较差。而 6 组特征中, $[\Delta v \ a]^T$, $[\Delta v \ a \ \Delta a]^T$, $[a \ \Delta a]^T$, 分类效果最佳且耗时相当, $[a]$ 略逊, 其余两组较差, 可见以加速度为识别判断的核心特征, 结合其他特征就可以更稳健地估计目标机动。

从数据来源分析, 真值训练网络效果稳定, 但由于样本有限, 面对更大噪声的测量输入时将无能为力, 而测量值训练网络虽然训练样本质量一般, 但可通过一定范围内增加样本数实现更具鲁棒性、更高水平的分类效果。

从测量矩阵来看, 系统观测属性对 RBF 网络至关重要, 当缺少了加速度的观测信息, 网络的识别水平将受到很大的影响, 近乎降到 50% “没有识别水平” 的程度。因此, 如何保证 RBF 网络可以获得加速度的信息是进一步利用 RBF 网络的前提。

最后, 对比不同样本数的仿真结果发现, 通常, 样本增加, 精度提高, 耗时增加。

5 蒙特卡洛仿真

本节给出机动目标特征向量选用 $S = [\Delta v \ a \ \Delta a]^T$, 不同方法 100 次仿真的一般结果 (图中选取 10 次), 并统计方差情况, 其中基于径向基神经网络仿真结果如图 5~10 所示, 基于广义回归神经网络仿真结果如图 11~16 所示。从图中可以看出, 使用 RBNN 与 GRNN 在部分观测条件下, 可以有效降低位置观测误差方差, 而速度与加速度估计效果则相对差; 如果使用全观测, 则通过 RBNN 与 GRNN 估计, 可以有效降低位置、速度与加速度的误差方差。此外, 与广义回归神经网络相比, 径向基神经网络在观测误差方差性能上略差; 但在目标大机动时基于径向基网络的切换多模型方法的鲁棒性更佳, 提高约 11%。

5.1 径向基神经网络

5.1.1 位置速度观测

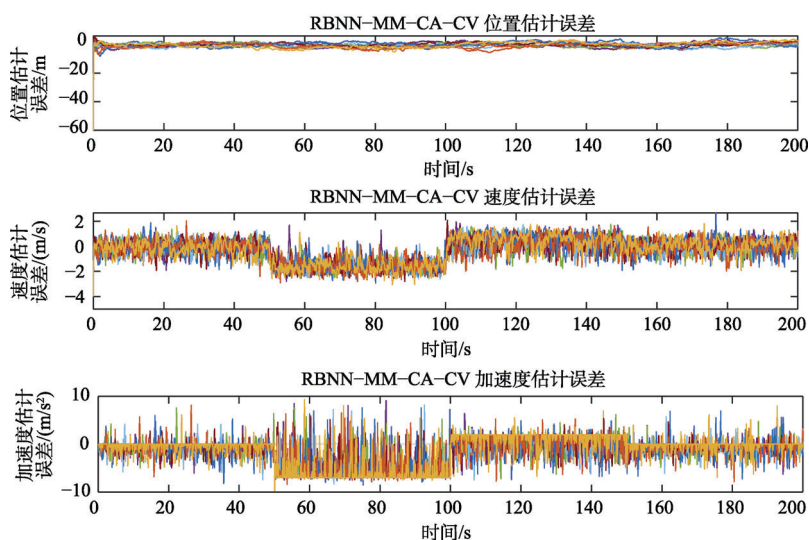


图 5 RBNN-MM-CA-CV 估计误差 (10 组)

Fig. 5 Estimation error of RBNN-MM-CA-CV under partial observation

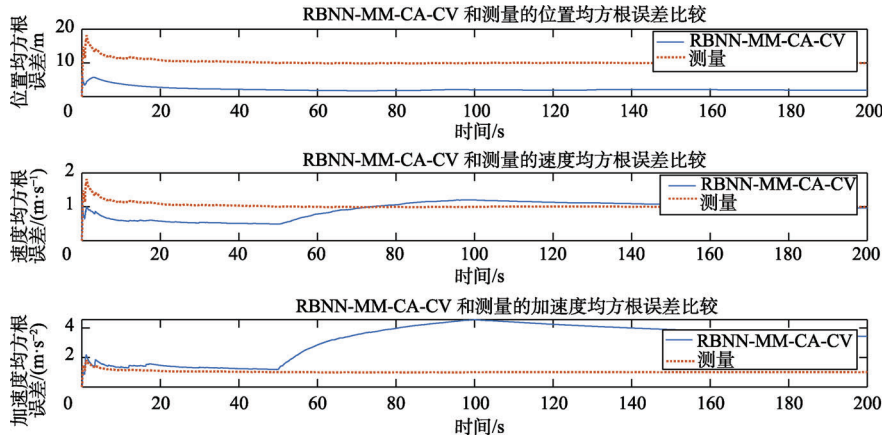


图 6 部分观测下 RBNN-MM-CA-CV 和测量的均方根误差比较

Fig. 6 Comparison of root mean square errors of RBNN-MM-CA-CV and measurements under partial observation

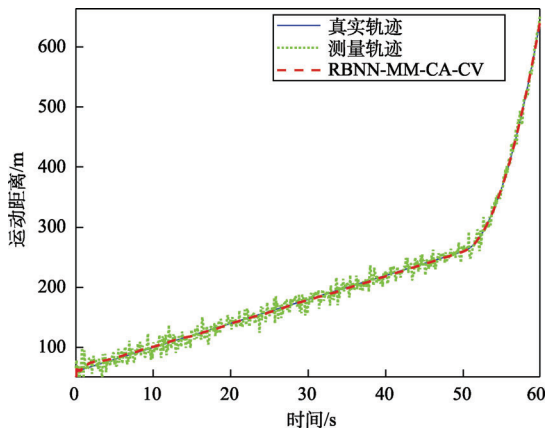


图 7 部分观测下 RBNN-MM-CA-CV 实际、测量和估计位置

Fig. 7 Actual, measured and estimated position of RBNN-MM-CA-CV under partial observation

5.1.2 位置速度加速度观测

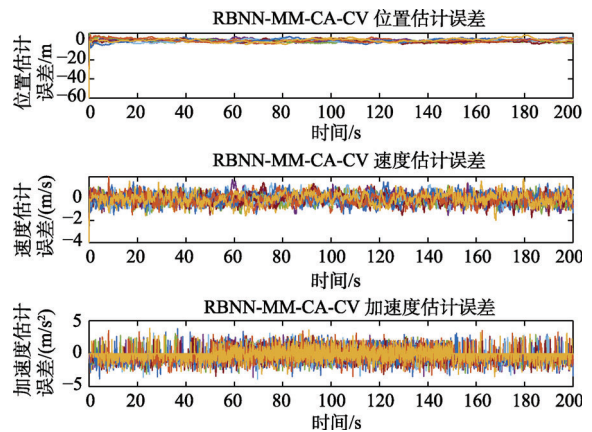


图 8 RBNN-MM-CA-CV 估计误差 (10 组)

Fig. 8 Estimation error of RBNN-MM-CA-CV under full observation (10 groups)

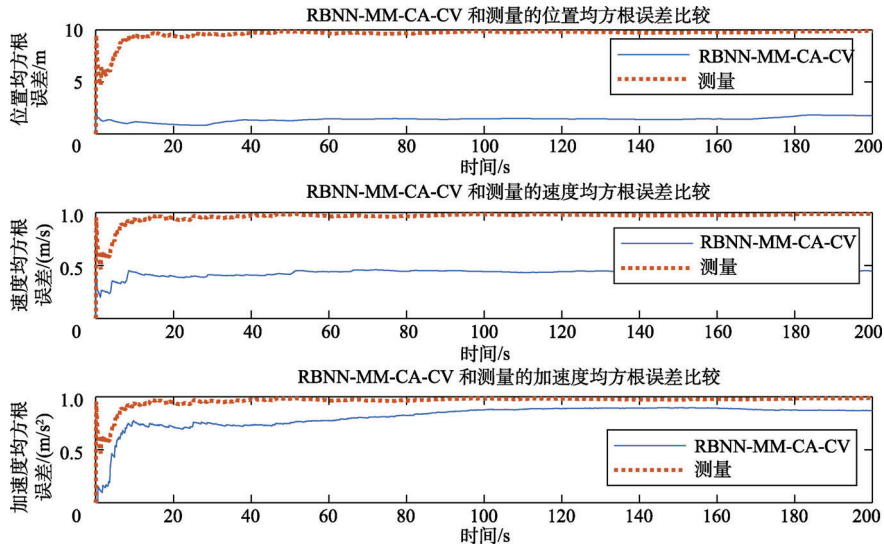


图 9 全观测下 RBNN-MM-CA-CV 和测量的均方根误差比较

Fig. 9 Comparison of root mean square errors of RBNN-MM-CA-CV and measurements under full observation

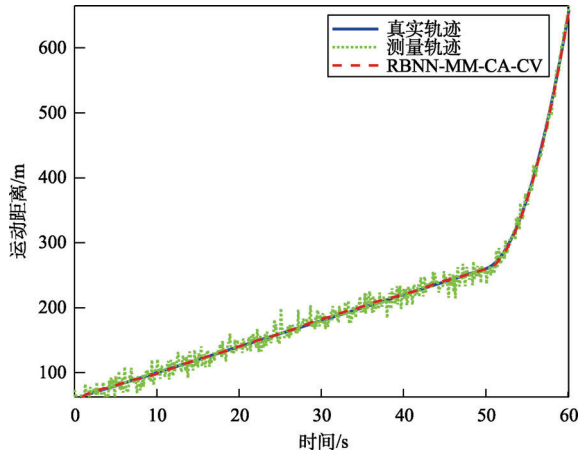


图 10 全观测下 RBNN-MM-CA-CV 实际、测量和估计位置

Fig. 10 Actual, measured and estimated position of RBNN-MM-CA-CV under full observation

5.2 广义回归神经网络 GRNN

5.2.1 位置速度观测

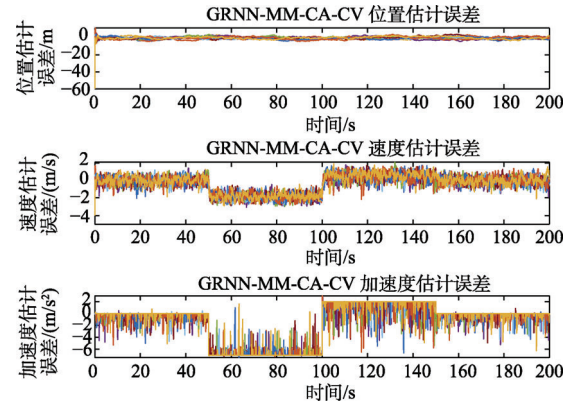


图 11 GRNN-MM-CA-CV 估计误差 (10 组)

Fig. 11 Estimation error of GRNN-MM-CA-CV under partial observation (10groups)

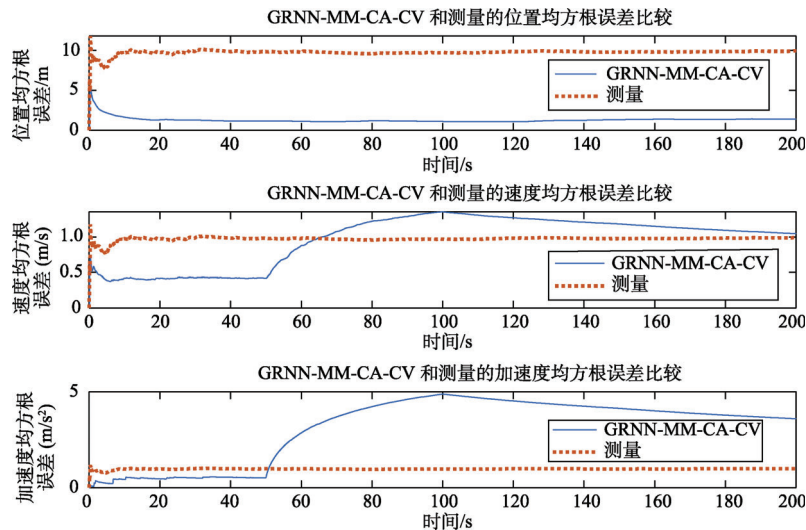


图 12 部分观测下 GRNN-MM-CA-CV 和测量的均方根误差比较

Fig. 12 Comparison of root mean square errors of GRNN-MM-CA-CV and measurements under partial observation

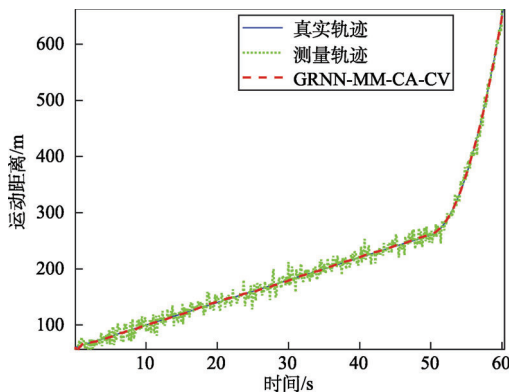


图 13 部分观测下 GRNN-MM-CA-CV 实际、测量和估计位置

Fig. 13 Actual, measured and estimated position of GRNN-MM-CA-CV under partial observation

5.2.2 位置速度加速度观测

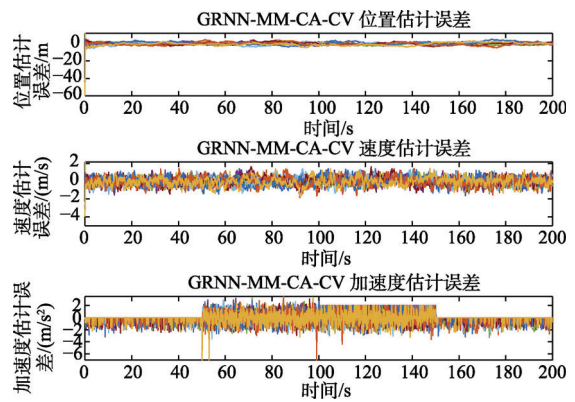


图 14 GRNN-MM-CA-CV 估计误差 (10 组)

Fig. 14 Estimation error of GRNN-MM-CA-CV under full observation (10groups)

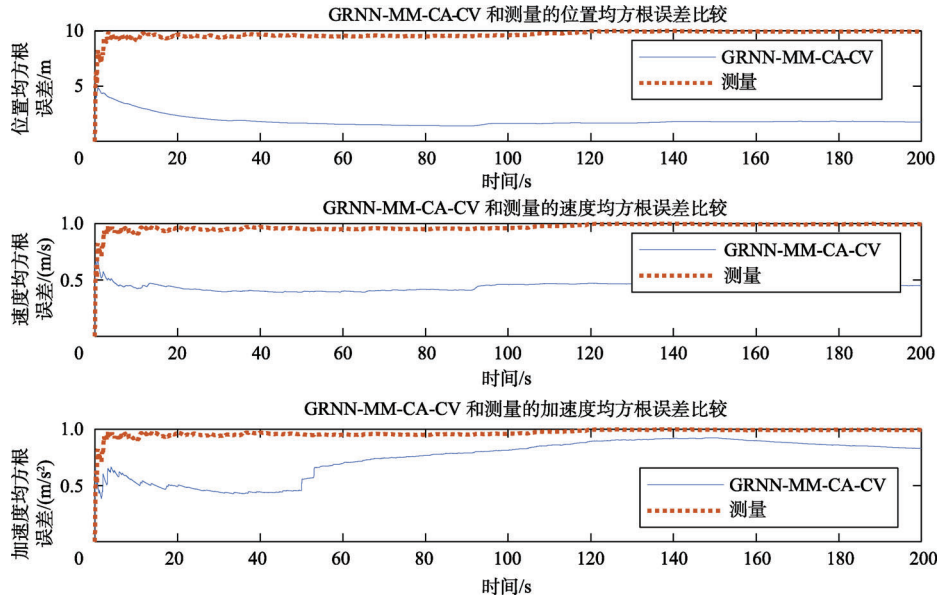


图 15 全观测下 GRNN-MM-CA-CV 和测量的均方根误差比较

Fig. 15 Comparison of root mean square errors of GRNN-MM-CA-CV and measurements under full observation

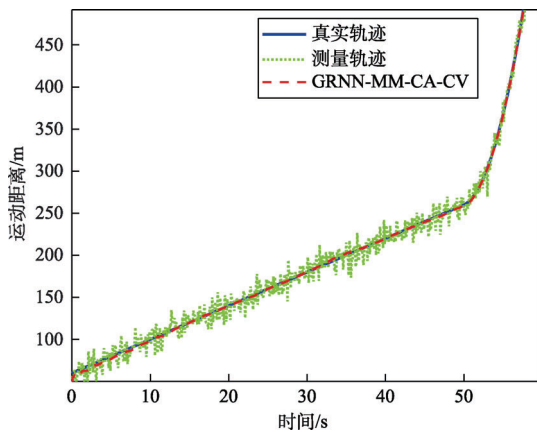


图 16 全观测下 GRNN-MM-CA-CV 实际、测量和估计位置

Fig. 16 Actual, measured and estimated position of GRNN-MM-CA-CV under full observation

6 结论

本文研究了基于神经网络的多模型机动目标跟踪方法，提出了一种利用神经网络匹配有限多模型中最接近目标运动特性的模型，并据此进行机动目标跟踪滤波的基本框架。利用神经网络在特征泛化表达中优势，克服了一般基于阈值切换方法的设计困难，同时避免了交互式多模型方法在模型交互时带来了估计方差增大的问题。

针对简单的一维机动目标，仿真比较了径向

基神经网络与广义回归神经网络，结果显示两种方法都可以有效降低测量位置偏差方差（可达一个量级）。与广义回归神经网络相比，径向基神经网络在观测误差方差性能上略差；但在目标大机动时基于径向基网络的切换多模型方法的鲁棒性更佳，提高约 11%。此外，在部分观测条件下，没有加速度的测量信息输入，RBF 网络难以有效判断不同机动属性，误差性能有一定下降。

参考文献

- [1] Wasserman P D. Advanced methods in neural computing[M]. New Jersey: John Wiley & Sons Inc., 1993.
- [2] Liu J. Radial Basis Function (RBF) neural network control for mechanical systems: design, analysis and Matlab simulation[M]. Berlin: Springer, 2012.
- [3] 刘昌云. 雷达机动目标运动模型与跟踪算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.
- [4] 车飞, 李杰, 牛轶峰. 无人机保持跟踪中的视觉跟踪算法研究[J]. 无人系统技术, 2020, 3(1): 19-30.
- [5] 张薇薇, 时晨光, 周建江. 面向射频隐身的组网雷达多目标跟踪波形优化设计方法[J]. 无人系统技术, 2021, 4(5): 53-60.
- [6] 金巧园, 张国超, 代中华. 基于改进遗传粒子滤波的纯方位机动目标跟踪[J]. 应用科技, 2021, 48(5): 1-6.
- [7] 张晓峰, 于登秀, 冯喆, 等. 全向移动小车编队轨迹跟踪及防撞碰撞控制系统研究[J]. 无人系统技术, 2020, 3(6): 43-49.
- [8] 刘滔, 雍恩米, 翟岱亮. 面向拦截的高超声速飞行器轨迹预测关键技术综述[J]. 航天控制, 2021, 39(4): 13-21.

- [9] 陆小科, 赵心悦, 孙进平, 等. 基于多项式滤波的机动目标跟踪方法[C]. 第十四届全国信号和智能信息处理与应用学术会议, 北京, 2021.
- [10] 栾铸微, 俞成龙, 顾兵, 等. 一种时变交互多模型融合目标跟踪方法[J]. 雷达与导航, 2021, 47(9): 111-116.
- [11] 杨贵福, 刘鲁涛. 基于交互式多模型的雷达单目标跟踪算法[J]. 应用科技, 2021, 48(4): 54-60.
- [12] 陈亮. 机动目标跟踪关键技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012.
- [13] Li X R, Jilkov V P. Survey of maneuvering target tracking. Part I: Dynamic models[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2001, 39(4): 1333-1364.
- [14] Li X R, Jilkov V P. Survey of maneuvering target tracking. Part II: Motion models of ballistic and space targets[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(1): 96-119.
- [15] Li X R, Jilkov V P. Survey of maneuvering target tracking. Part III: Measurement models[J]. University of New Orleans (United States), 2001, 4473: 423-446.
- [16] Rong L X, JILKOV V P. A survey of maneuvering target tracking-Part IV: Decision-based methods[J]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 2002, 4728: 511-534.
- [17] Li X R, Jilkov V P. Survey of maneuvering target tracking. Part V: Multiple-model methods[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1255-1321.
- [18] 杨淑莹, 郑清春. 模式识别与智能计算——MATLAB 技术实现(第 4 版)[M]. 北京: 电子工业出版社, 2019.
- [19] Mazor E, Averbuch A, Bar-Shalom Y. Interacting multiple model methods in target tracking: A survey[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(1): 103-123.

作者简介:



张晓杰(1986-), 女, 硕士, 助理研究员, 主要研究方向为卫星总体设计、卫星编队设计、地面无人仿真系统设计。



汪 灏(1985-), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为卫星批量自动化测试技术。



赵灵峰(1981-), 男, 硕士, 副研究员, 主要研究方向为卫星总体设计、地面无人仿真系统设计。本文通信作者。

[引用格式] 张 傲, 段续庭, 田大新. 基于链路质量评估的飞行自组网抗干扰多路径路由协议[J]. 无人系统技术, 2022, 5(2): 80-92.

基于链路质量评估的飞行自组网抗干扰 多路径路由协议

张 傲, 段续庭, 田大新

(北京航空航天大学交通科学与工程学院, 北京 102206)

摘 要: 随着通信网络不断向各领域延伸, 飞行自组网作为一种新型移动自组织网络, 以飞行器作为空中无线通信节点建立网络, 实现网络层高效通信。首先, 通过考虑链路质量、流量负载和空间距离构建多路径路由模型, 并设计抗干扰的多路径路由算法; 其次, 构建基于源节点路由回复包接收速率的解析模型; 然后, 对模型进行分析与评价; 最后, 通过仿真实验验证所提出路由协议的效能。仿真结果表明, 所提出的协议与传统协议相比, 当节点数相同时, 数据包传递率可提升约 4.04%~12.13%; 干扰器数量为 6 时, 数据包传输延迟可提升约 38.48%~52.53%, 并且端到端通信中断率降低约 34.54%~41.67%, 在各项性能指标中都具备优势。所提出的抗干扰多路径路由协议可以为飞行器提供有效且可靠的通信数据传输, 并在存在恶意干扰的情况下为飞行自组网提供网络弹性保证。未来将考虑更复杂的链路情况, 使其具有更大的实际应用价值。

关键词: 飞行自组网; 路由协议; 恶意干扰; 多路径路由; 链路质量; 流量负载

中图分类号: U495 文献标识码: A 文章编号: 2096-5915(2022)02-80-13

DOI: 10.19942/j.issn.2096-5915.2022.2.019

Anti-Jamming Multipath Routing Protocol Based on Link Quality Assessment for Flying Ad Hoc Network

ZHANG Ao, DUAN Xuting, TIAN Daxin

(School of Transportation Science and Engineering, Beihang University, Beijing 102206, China)

Abstract: As a result of the rapid technological advances on communication technologies, it has been possible to form a Flying Ad hoc Network, which can use aircraft as the wireless communication node to establish the network and realize efficient communication. Firstly, the design of multipath routing model is based on three major schemes that are link quality, traffic load and space distance and anti-jamming multipath routing algorithm is designed. The analytical model of route reply packet reception rate of source node is built and its numerical result is analyzed. Finally, anti-jamming routing protocol is evaluated through simulation experiments. The simulation results show that anti-jamming routing protocol can not only increase packet delivery ratio by 4.04%~12.13% when the number of nodes on the network is the same and increase packet delivery latency by 38.48%~52.53% but also can reduce end-to-end communication outage rate by 34.54%~41.67% when the number of jammers is same. In order to solve application re-

收稿日期: 2021-11-28; 修回日期: 2022-01-07

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62173012, U20A20155, No. 51878019); 国家重点研发计划(2017YFB0102502); 北京市自然科学基金资助项目(L191001); 国家自然科学基金中英牛顿高级学者计划(62061130221); 北京市科技计划京津冀科技创新协同专项(Z211100001921004)

quirements and link vulnerability of Flying Ad hoc Network, an anti-jamming routing protocol in this paper is proposed to provide reliable communication and overall network performance. In the future, more complex link cases will be considered to make it have greater practical application value.

Key words: Flying Ad Hoc Networks; Routing Protocol; Intentional Jamming; Multipath Routing; Link Quality; Traffic Load

1 引言

随着通信技术的不断发展, 移动自组网逐渐成为通信系统的关键技术并得到广泛应用。飞行自组网 (Flying Ad hoc Networks, FANETs) 作为移动自组网在空中领域的应用, 以飞行器作为网络节点, 采用动态组网、无线中继等技术实现节点之间的互联互通, 并要求具备自组织、抗干扰与高效组网等能力。所以飞行自组网在设计其路由协议和体系结构上都面临着巨大的挑战, 涉及了从物理层到应用层的诸多关键技术^[1]。

飞行自组网具有传统无线自组网的共同特征, 如无中心、自我调节和多跳等; 又有车载自组网独特的网络特性: 节点的移动性、行驶环境易受干扰、移动拓扑结构经常变化, 网络稀疏, 并且难以建立端到端连接等特点^[2]。由于飞行自组网的独特特性, 使得其路由需求远远超过了移动自组网, 所以传统自组网并不能直接应用于飞行自组网中。为了在飞行自组网中实现数据通信, 所设计的网络架构或通信机制就必须适应飞行自组网的特殊性质^[3]。

飞行自组网可以更加广泛地应用的重要条件就是设计适合于 FANETs 的路由协议。网络的性能很大程度上会受路由的影响, 所以路由技术成为飞行自组网核心技术之一。为了建立更加可信的网络, 在文献[4]中设计基于位置感知的路由方案, 用来优化路由的安全与性能设计。在文献[5]中提出基于无人机背景下的车载自组网路由协议, 即 CRUV 协议。协议中所接收的信息与无人机共享, 对交通路段带来益处。胡春等^[6]针对无人机的快速移动引起链路中断问题提出了一种按需寻路的可靠路由协议。文献[7]针对复杂环境干扰下飞行自组网中定位问题进行研究, 设计高精

度抗干扰定位技术来满足节点定位需求。

为了使飞行自组网广泛应用, 国内高校实验室目前也有许多飞行自组网方面的研究, 开发了基于 HLA 分布式操作搭建的 FANETs 仿真平台, 为开发飞行自组网中的路由协议提供仿真验证平台^[8]; 北京航空航天大学在自主搭建的多无人机平台中实现无人机相互之间的通信协作^[9], 验证了多无人机通信系统的有效性。飞行自组网的研究促进了无人机及其应用的发展, 多无人机集群的飞行自组网具有灵活性, 面向实际应用领域的研究目前还在进一步研究与学习阶段, 需要大量地进行实验验证与总结。

学者们对路由协议不断进行优化与改进, 在存在恶意节点或其他干扰的情况下, 所设计的路由仍然能够提供可靠可信的路由。Dietzel 等^[10]设计了在多跳路由协议中对冗余信息的传播, 以此来检测路由内部的方法。在文中还提出了对于 3 种度量图的度量冗余度的方法, 及时发现与制止行为不端的恶意节点。研究者们对飞行自组网的路由协议进行深入研究, 但随着 FANETs 技术的广泛应用, 其面临的问题也越来越多, 每种路由协议都有其特定的优缺点, 适用于特定情况。现有的多数方法都是围绕路径长度、路径的更新情况、路径的通信开销、路径的通信质量进行研究及创新。

本文旨在根据飞行自组网的网络特性设计一种多路径路由算法, 用以为无人机间提供有效且可靠的通信数据传输, 并在存在恶意干扰时为 FANETs 中提供网络弹性保证, 使其在存在恶意干扰或信号中断、局部故障的情况下能够保持整体网络性能。研究中将构建基于链路质量、流量负载和空间距离的抗干扰多路径路由模型, 以深入研究路由信息的传递路径。通过仿真实验评估

所提出的路由协议，并将其性能与典型路由协议进行比较和分析，验证所设计模型的有效性和可靠性。

2 系统模型

在本文中，我们分析一组在 FANETs 中的无人机作为自由移动的节点，每个节点都由各自的地理位置进行标注。各节点配备全球定位系统，惯性测量单元和数字地图，来获取其节点的地理位置和相关移动信息^[11]。假设无人机在进行数据通信时处于同一水平面，即高度恒定^[12]。因此，为简化研究场景，本文考虑在二维（2D）空间，设计迁移模型和空间距离方案。例如，第 i 个节点 n_i 的二维位置坐标和速度矢量分别由 $\{x_i, y_i\}$ 和 $\{v_x^i, v_y^i\}$ 表示，研究结论同样可以扩展到三维（3D）空间。本文假设节点没有能量限制，因为它们配备了可从充电站或环境能源（例如，无线功率传输、太阳能等）充电的可充电电池。另外，假设每个节点具备 IEEE802.11p 无线通信能力，传输范围为 300 m。

2.1 链路质量

为了对链路质量进行评价，在以往的研究中大多数采用以下 4 个指标之一：接收信号强度指示（Received Signal Strength Indicator, RSSI）、数据包传递率（Packet Delivery Rate, PDR）、信号与干扰加噪声比和误码率。与其他 3 个指标相比，RSSI 可以快速准确地估算出链接是否质量很好^[13]。文献[14]证明较高的 RSSI 值会导致更好的数据包传输率，并且只要无线电收发器的 RSSI 值保持在 55 dBm 以上，基本上可以实现所有数据包的传输。另外，由于 RSSI 在较短时间内的数值变化微小（标准偏差小于 1dBm），以此来判断链路的稳定状态。本文采用 RSSI 的统计信息来对链路质量进行评估。

在本文中，利用基于切比雪夫（Chebyshev）不等式的函数^[15]来对链路质量进行评估。在概率论中，切比雪夫不等式可以确保在任意的概率分布或数据样本中，则对于任意正数 ε ，数学期

望 $E(X)$ 和方差 $\text{var}(X)$ 关于离散变量 X 具有以下不等式：

$$P\{|X-E(X)| < \varepsilon\} \geq 1 - \frac{\text{var}(X)}{\varepsilon^2} \quad (1)$$

当方差 $\text{var}(X)$ 趋于零时，随机变量 X 的值无限接近或与其期望值相等，也就是说随机变量 X 在这种情况下是相对稳定的。根据数学定义，方差可以表示为：

$$\text{var}(X) = E(X^2) - E(X)^2 \quad (2)$$

以及：

$$E(X) = \sum_i \frac{X_i}{n} \quad (3)$$

式中， n 为所计算方差的总体例数。

因此， $\text{var}(X)$ 可以表示为

$$\text{var}(X) = \left(\sum_i \frac{X_i^2}{n} \right) - \left(\sum_i \frac{X_i}{n} \right)^2 \quad (4)$$

无线收发器普遍拥有 RSSI 寄存器，其中读取的 RSSI 值可以反映出此时的接收信号强度。因此，节点接收到邻居节点传来的数据包的同时，也就读取了 RSSI 寄存器中的信息。此处，将 RSSI 代入式（4）中的变量 X 。若 RSSI 的值接近提出的预期值（如 55 dBm），就可以认定发送和接收两端节点间的链路具有稳定性。那么两个节点（如 n_i 和 n_j ）之间的链路质量 $LQ_{i,j}$ 表示为

$$LQ_{i,j} = \left(\sum_{x=1}^{N_{\text{RSSI}}} \frac{R_x^2}{N_{\text{RSSI}}} \right) - \left(\sum_{x=1}^{N_{\text{RSSI}}} \frac{R_x}{N_{\text{RSSI}}} \right)^2 \quad (5)$$

式中， N_{RSSI} 为 RSSI 样本的总数； R_x 为第 x 个样本的 RSSI 值。

例如，节点 n_a 、 n_b 和 n_c 是 n_i 的邻居节点。如表 1 所示， R_x 、 R_{x+1} 、 R_{x+2} 和 R_{x+3} 是来自 n_a 、 n_b 和 n_c 的最新接收数据包中的 RSSI 值。 n_i 可以根据式（5）计算链路质量，其中 LQ 计算值最小的节点与 n_i 之间构成的链路被视为最稳定链路。

表 1 计算节点链路质量
Table 1 Calculation results of node link quality

Node	R_x	R_{x+1}	R_{x+2}	R_{x+3}	LQ
n_a	-55	-56	-58	-62	7.1875
n_b	-65	-70	-68	-63	7.25
n_c	-60	-65	-63	-58	7.25

根据表中数据可知, 在 n_a , n_b 和 n_c 节点中, $LQ_{i,a}$ 计算值最小, 认为 n_i 和 n_a 之间的路径是最稳定链路。若出现两个节点的 LQ 值相同的情况, 则比较接收到的最后一个数据包的 RSSI 值, 与预期值 (如 55 dBm) 相差最小的节点作为邻居节点以提供稳定的链路。例如, n_b 和 n_c 之间进行比较, 由于最后的数据包中 58 dBm 与 55 dBm 更接近, 所以认为 n_c 与 n_i 之间的路径为更稳定链路。

2.2 流量负载

具有请求发送 (Request To Send, RTS) /清除发送 (Clear To Send, CTS) 交换的 IEEE802.11 介质访问控制 (Medium Access Control, MAC) 协议可以解决隐藏终端或暴露终端可能导致的帧冲突。该协议引入了物理载波与虚拟载波侦听结合的新概念, 在这种协议中, 利用网络分配向量 (Network Allocation Vector, NAV) 来实现这种概念。NAV 中有一个时间值, 可以用来表示无线介质因其他的节点传输而预计信道繁忙的持续时间值。当节点收到 MAC 层带有帧传输时间字段的 RTS 或 CTS 数据包时, 则以此设置自己的 NAV, 并设置在这段时间段后再进行其他可能的传输。NAV 还用来反映介质的繁忙程度, 可以用来衡量节点争用和业务负载情况^[16]。例如, 具有 3 个活跃邻居节点的节点比只有一个活跃邻居节点的节点获得访问共享介质的可能性小。所以, 短时间内信道的平均繁忙程度可以反映出节点附近的业务负载情况。为了减轻流量突发的影响, 节点 n_i 处无线介质的平均繁忙程度 T_i^{busy} 表示为

$$T_i^{\text{busy}} = \alpha \cdot T_i^{\text{busy}} + (1 - \alpha) \cdot NAV_i^{k-1} \quad (6)$$

式中, NAV_i^{k-1} 为来自最近的媒体访问的度量; α 为系统参数, 根据当前流量状况对平均值计算产生的影响进行配置。

根据 IEEE802.11 的通信机制, 当 MAC 层不能及时将分组发送出去时, 就会在存储器中对分组进行缓存。那么, 在业务负载多的情况下, 一些节点的缓存区中就会有更多的数据包在此等待并缓存。因此, 节点 n_i 的缓存区中存储的平均等待数据包数 Q_i^{buf} 可以长期指示 n_i 周围的业务负

载, 可以表示为

$$Q_i^{\text{buf}} = \beta \cdot Q_i^{\text{buf}} + (1 - \beta) \cdot B_i^{k-1} \quad (7)$$

式中, B_i^{k-1} 为缓存区中存储的最新测量的等待数据包数; β 为系统参数, 根据当前流量状况对平均值计算产生的影响进行配置。

这里, 对式(6)、式(7)中的系统参数 α 、 β 进行说明, α 、 $\beta \in [0,1]$, α 、 β 的值越大表示当前流量状况对平均值的影响就越大。当 α 、 β 取极值 1 时, 当前流量状况主导平均流量负载。在本文实验中, α 、 β 取值为 0.1。

由以上得出, 节点 n_i 的总流量负载 TL_i 可以表示为

$$TL_i = \gamma \cdot T_i^{\text{busy}} + (1 - \gamma) \cdot Q_i^{\text{buf}} + (T_i^{\text{busy}} + Q_i^{\text{buf}}) \cdot \phi \quad (8)$$

式中, γ 为滤波器增益常数, 取值范围为 $[0,1]$; ϕ 为调整因子; $(T_i^{\text{busy}} + Q_i^{\text{buf}}) \cdot \phi$ 为介质访问和分组队列延迟。 T_i^{busy} 和 Q_i^{buf} 分别是存储在节点 n_a , n_b 和 n_c 的缓存区中的无线介质的平均繁忙程度和平均等待数据包数量, 如表 2 所示。在本文中, 滤波器增益常数取 0.5, 调整因子取 0.02。根据式 (8), 为各个节点计算业务负载。 TL_b 是最小的, 所以 n_b 点流量负载最轻。其中, n_a 、 n_b 和 n_c 的流量负载分别为 11.6282、7.7468 和 8.9054。

表 2 计算节点流量

Table 2 Calculation results of node traffic

节点	T_i^{busy}	Q_i^{buf}	TL
n_a	7.3619	15	11.6282
n_b	6.8976	8	7.7468
n_c	7.1257	10	8.9054

2.3 空间距离

当 FANETs 遭受恶意攻击时, 这些恶意攻击会通过有意的干扰和破坏掩盖关键任务区域。在该区域中, 在不同的路径上进行工作的无人机会在同一时间被恶意信号所干扰, 而进一步导致源节点与目的节点之间的几条路径由于这种情况而断开链接。因此, 本节的重点就是如何利用空间节点不相交的多条路径来避免通信传输冲突和路由耦合, 而且还要达到减少局部故障和干扰对整

体网络通信的影响。

在本节中提出适用于节点不相交的多路径的空间距离计算规则和基于文献[17]的测量路径与路径之间物理距离的计算方法。首先, 路径 p 中节点 n_i 与路径 q 之间的距离定义为路径 p 的节点 n_i 到路径 q 的所有节点的距离中的最小距离, 可以表示为

$$dist_{path}^{node}(i, q) = \min_{j \in q} \{dist(i, j)\} \quad (9)$$

式中, $dist(i, j)$ 为节点 n_i 与 n_j 之间的空间距离, 可表示为

$$dist(i, j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (10)$$

其中, $\{x_i, y_i\}$ 为节点 n_i 二维位置坐标; $\{x_j, y_j\}$ 为节点 n_j 二维位置坐标。

路径 p 到路径 q 的距离定义为路径 p 到路径 q 上所有节点的距离的算术平均值, 可以表示为

$$dist_{path}^{path}(p, q) = \frac{\sum_{i \in p} dist_{path}^{node}(i, q)}{size(p)} \quad (11)$$

式中, $size(p)$ 为路径 p 上的节点数 (除源节点和目的节点)。

由于式 (11) 是针对其中一条路径而言的, 所以路径 p 和 q 之间的空间距离表示为

$$\delta(p, q) = \frac{dist_{path}^{path}(p, q) + dist_{path}^{path}(q, p)}{2} \quad (12)$$

例如, 源节点 n_S 和目标节点 n_D 之间有三条路径 p 、 q 和 r , 各节点的位置坐标如图 1 所示。在此, 我们考虑水平的二维空间, 即 X - Y 平面上。

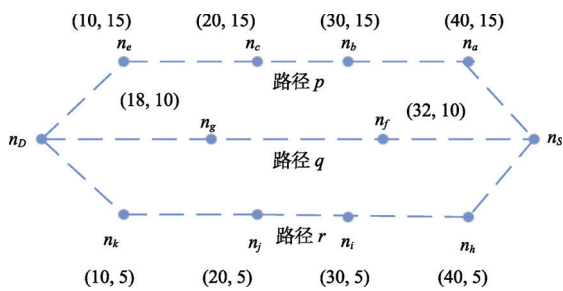


图 1 节点位置坐标

Fig. 1 Position coordinates of the node

如表 3 所示, 可以根据式 (12) 计算任意两个路径之间的空间距离, 路径 p, r 有最大的空间距

离, $\delta(p, r) = 10$ 。

表 3 计算节点空间距离

Table 3 Calculation results of node space distance

路径	空间距离
$\delta(p, r)$	10.0
$\delta(p, q)$	6.4
$\delta(q, r)$	6.4

3 路由算法原理

3.1 路由发现过程

在源节点有数据传输需求时, 发送数据包前会先在自己的路由表中寻找可以到目标节点的路由。若无法找到这样的路由或路由不可用, 那么源节点会广播路由请求包 (Route Request, RREQ) 进行路由发现过程。

RREQ 包中有源节点 ID (S_{id}), 目标节点 ID (D_{id}), 包序列号 (pkt_{seq}), 源节点的跳数 (C_{hop}), 源路由记录 (H_{route}), 位置坐标列表记录 (P_{coord}), 沿途最差链路质量 (L_{qt}) 和最大沿线的业务负载 (T_{ld})。RREQ 包的长度以 Byte 为单位, 格式如图 2 所示。

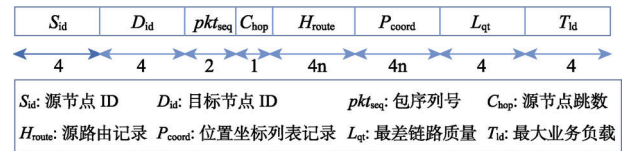


图 2 RREQ 消息的格式

Fig. 2 Format of the RREQ package

3.2 正向路由建立过程

传输路径中的各个中间节点首次收到邻居节点的 RREQ 包, 首先对包序列号 pkt_{seq} 和到源节点的跳数 C_{hop} 进行缓存。根据式 (5) 和式 (8) 可以计算得到此节点和发送 RREQ 包的节点之间的链路质量和此刻的业务负载。由于 RREQ 包中 L_{qt} 为沿途最差链路质量, 如果根据公式计算的链路质量大于 L_{qt} , 则对 L_{qt} 进行替换。同理, 由于 RREQ 包中 T_{ld} 为沿线最大业务负载, 若计算得到的流量负载大于 T_{ld} , 则对 T_{ld} 进行替换。并将这

个节点的 ID 添加到 H_{route} 中, 将节点的位置坐标添加到 P_{coord} 中, 将跳数 C_{hop} 的值加 1, 然后进行重新广播。若链路质量与业务负载小于或等于当前值, 将仅在源路由记录 H_{route} 中添加节点 ID, 在位置坐标列表记录 P_{coord} 中添加位置坐标, 将跳数值加 1, 且重新广播 RREQ 包。

当节点再次接收到重复的 RREQ 数据包时, 会把再次接收到的数据包中搭载的 C_{hop} 与之前缓存的跳数进行对比。如果 RREQ 包中的 C_{hop} 大于之前缓存的跳数, 那么此节点将忽略重复的 RREQ 数据包。

3.3 反向路由建立过程

在反应式路由协议中, 各节点会主动监听正在传输的数据包, 而且会在其路由表中缓存路由信息, 以此来掌握其他节点的路由信息。在这个过程中, 监听有利于提高路由的性能。本文中提出的抗干扰多路径路由, 即使中间节点的路由表中已经存在了目的节点的路由信息, 中间节点也不可以对此进行路由回复, 将路由回复 (RREP) 数据包直接回复到源节点。这是因为如果中间节点从缓存中回复 RREP 数据包, 由于目的节点没有达到匹配的 RREQ 数据包数量, 导致很难建立最大空间节点不相交的多条路径, 目的节点将不知道中间节点缓存的路由信息^[18]。

目的节点接将收到的多个不相交节点的路由信息存储在路由表中。当目的节点第一次接收到 RREQ 数据包时, 它会在自己的路由表中记录 pkt_{seq} , H_{route} , P_{coord} , L_{qt} 和 T_{ld} 这些信息。目的节点会在一定的时间段内 (t_{wait}) 持续地接收更多的 RREQ 数据包, 并掌握所有可能的路由信息。

当目的节点再次接收到与之前相同的 RREQ 数据包时, 就会将重复的 RREQ 数据包中的 H_{route} 与路由表中记录的所有节点不相交路径进行对比。如果这个重复的 RREQ 数据包中的 H_{route} 记录的节点, 除了源节点和目的节点外, 与路由表中已有的节点不相交路径之间没有共有的点, 它将接收到的 RREQ 数据包中的 pkt_{seq} , H_{route} , P_{coord} , L_{qt} 和 T_{ld} 记录到路由表中。否则, 目的节点会因为不满足节点不相交路径的要求而丢弃接收到的

RREQ 数据包。

大多数路由算法几乎没有考虑长距离通信问题, 这带来了较高能耗^[19]。所以第一次接收到的 RREQ 数据包中所记录的路径 (最短延迟路径) 有更高的优先权在路由表中进行存储。最短延迟路径的特点是源节点和目标节点之间的跳数更少, 沿转发路径具有更好的链路质量和轻量的业务负载。最短延迟路径还具有最大限度地减少传输延迟和路由发现过程等待时间, 是在反应式路由协议中根据实际情况急需解决的问题。

在 t_{wait} 时间段过后, 目标节点会通过计算的链路质量、业务负载和空间距离来选择不存在公共节点的路径。本文将研究路径数目设置为两条。在路由表中每对路径都匹配相应优先级 (P_{prio}), 这代表节点不相交路径在链路质量、业务负载和空间距离的综合判断因子。两个节点不相交路径 p 和 q 的优先级 $P_{prio}^{p,q}$ 可以表示为

$$P_{prio}^{p,q} = \varpi \cdot (L_{qt}^p + L_{qt}^q) + \sigma \cdot (T_{ld}^p + T_{ld}^q) + \zeta \cdot e^{\frac{1}{\delta(p,q)}} \quad (13)$$

式中, L_{qt}^p 为沿着路径 p 的最差链路质量; T_{ld}^p 为沿着路径 p 的最大业务负载; L_{qt}^q 为沿着路径 q 的最差链路质量; T_{ld}^q 为沿着路径 q 的最大业务负载; $\delta(p,q)$ 为路径 p 和 q 之间的空间距离。

此处, ϖ 、 σ 和 ζ 是计算对优先级的每个指标的加权因子, 并且 $(\varpi + \sigma + \zeta) = 1$ 。根据计算出的 $P_{prio}^{p,q}$, 将选择具有最小 P_{prio} 的路径, 对作为两条不相交的路径发送数据包。

在此过程之后, 目标节点将带有反向路由信息的 RREP 数据包回复到源节点。源节点在接收到 RREP 包之后, 在自己的路由表中记录 RREP 包中的完整路由信息, 然后沿着两条节点不相交路径开始进行数据包的传输。路由建立流程如图 3 所示。

3.4 路由异常修复策略

由于节点的移动性、业务拥塞、数据包冲突, 甚至故意的阻塞和中断, 路径的某些链路可能经常断开。在飞行自组网抗干扰多路径路由中, 如果节点连续未能沿转发路径将数据包传递到下一

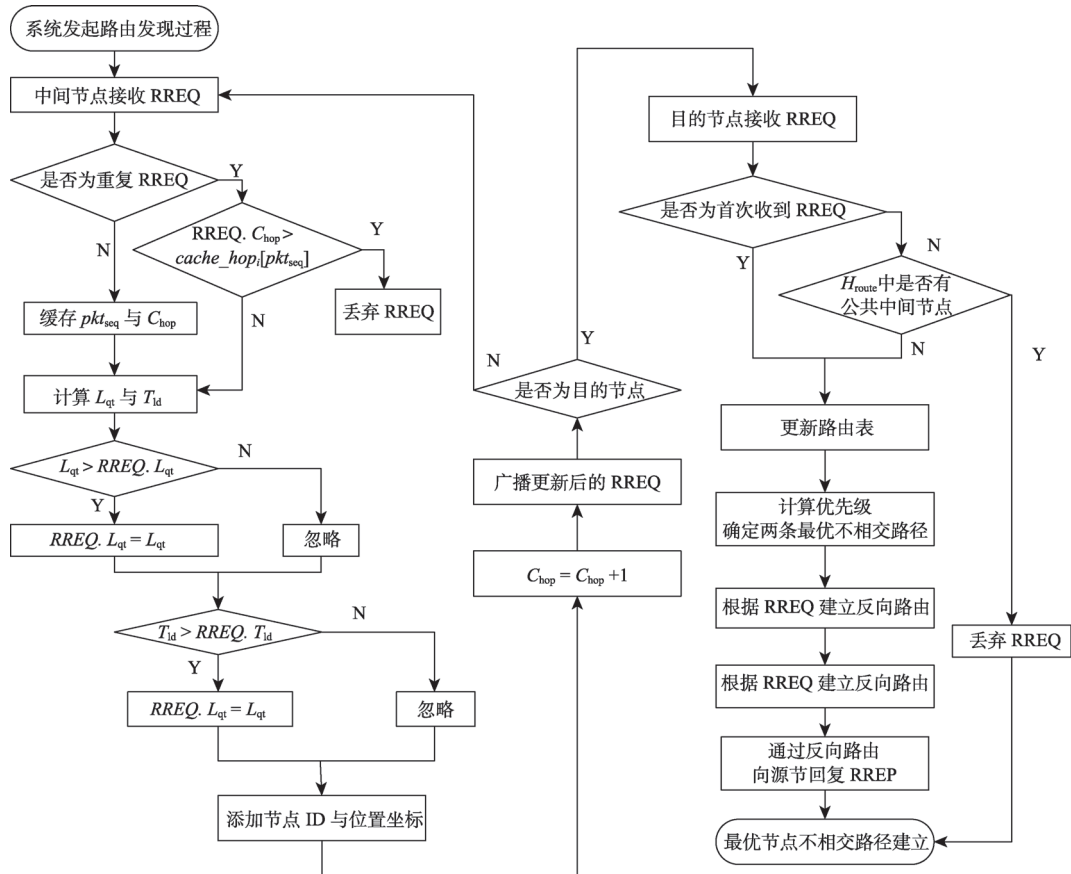


图 3 路由建立流程图

Fig. 3 Flow chart of routing setup

跳节点, 即未听到隐式确认或未收到显式确认^[20], 则它会认为链路已断开并通过断开的链路路由发送错误 (Route Error, RERR) 数据包到源节点。接收到 RERR 数据包后, 源节点将删除其路由表中包含断开链路的整个路径。如果会话的两个节点不相交路径中只有一个无效, 则源节点将使用剩余的有效路径来传递数据包。如果两个路径均无效, 则源节点再次启动路由发现过程, 以找到一对新的节点不相交路径发送数据包, 如图 4 所示。

例如, 在源节点 n_S 和目标节点 n_D 之间有 3 个不相交的路径 X , Y 和 Z , 如图 5 所示。图中恶意节点 n_m 能够连续广播干扰信号, 以干扰路径 Y 和 Z 中节点 n_e 和 n_h 的通信, 并中断 n_S 和 n_D 之间路径 Y 和 Z 的整个通信。如果将路径 Y 和 Z 选择为两个不相交的节点进行通信, 则这种不利的情况将使多路径路由的好处无效。

此处, ω , σ 和 ζ 分别设置为 0.2、0.2 和 0.6, 其中, 空间距离的权重大于链路质量和业务负载的权重。当节点收到路由控制信息后, 飞行组网抗干扰多路径路由的目的是阻止选择物理上更近的路径, 以避免它们被单一的干扰源干扰, 并且使端到端的中断率以及网络弹性和性能可以在恶意干扰存在的情况下得到改善。

4 RREP 包接收率影响因素研究

进一步从源节点的 RREP 包接收速率 (用 R_{rrep} 表示) 来分析所提出的飞行自组网抗干扰多路径路由协议。当源节点接收到与先前发出的 RREQ 包相对应的 RREP 包时, 它成功地找到一条将数据包发送到目标节点的路径。假设: 网络规模是 $X \times Y \text{ m}^2$, 其中 N 节点是均匀分布的, 一个数据包损失率 ζ 由链路质量或链接状态决定。 $R_{\text{dest}}^{\text{req}}$ 和

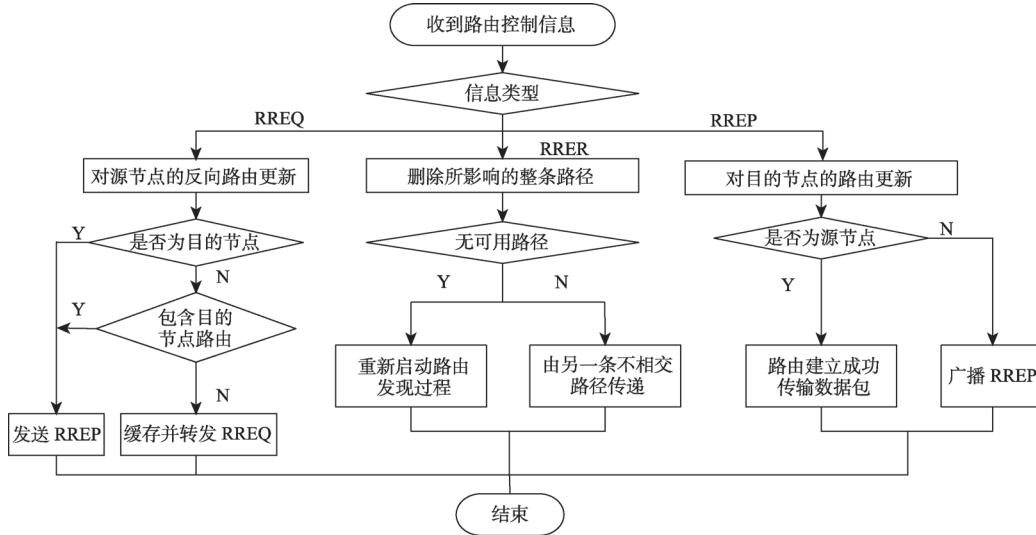


图 4 路由控制流程图

Fig. 4 Flow chart of routing control

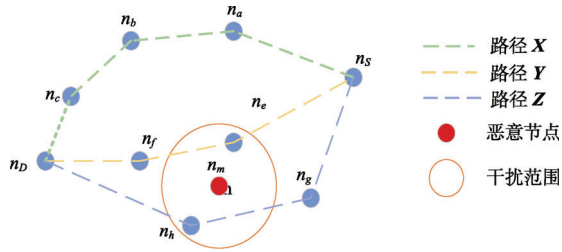


图 5 网络示意图

Fig. 5 Schematic diagram of network

R_{src}^{rrep} 分别表示目标节点接收 RREQ 包和源节点接收 RREP 包的概率。 R_{rrep} 表示为

$$R_{rrep} = R_{dest}^{rreq} \cdot R_{src}^{rrep} \quad (14)$$

本文中, 源节点与目标节点之间的平均跳数 c_{hop} 根据文献[21]近似表示为

$$c_{hop} \approx \frac{d}{\ell} \approx \frac{\sqrt{X^2 + Y^2}}{2\ell} \approx \frac{(2\xi + 1) \cdot \sqrt{X^2 + Y^2}}{4\xi R} \quad (15)$$

式中, ℓ 为每一跳的平均进度; d 为源节点与目标节点之间的平均距离; R 为每个节点的通信范围; ξ 是位于 R 内节点的平均数量。

$$\xi = \frac{N}{X \times Y} \cdot \pi R^2 \quad (16)$$

R_{src}^{rreq} 表示为:

$$R_{dest}^{rreq} = (1 - \zeta)^{c_{hop}} \quad (17)$$

这是一个 RREQ 包通过中继跳数并到达目标节点的概率。 R_{src}^{rrep} 表示为

$$R_{src}^{rrep} = R_{dest}^{rreq} \cdot R_{sr} \quad (18)$$

其中

$$R_{sr} = (1 - \zeta)^{c_{hop}} \quad (19)$$

这里, R_{sr} 是一个 RREP 包通过跳数 c_{hop} 被转发回源节点的概率。最后, R_{rrep} 表示为:

$$\begin{aligned} R_{rrep} &= R_{dest}^{rreq} \cdot R_{src}^{rrep} \\ &= ((1 - \zeta)^{c_{hop}})^3 \end{aligned} \quad (20)$$

图 6~8 中, 给出了网络中源节点和目标节点之间的跳数和源节点的 RREP 包接收速率与节点数量和信道错误率的数值结果。在第 2 节中, 我们假设无人机在进行数据通信时高度恒定, 即在同一水平面内, 选取这一水平面中的 $1000 \times 1000 \text{ m}^2$ 作为仿真区域, 随机生成的节点作为无人机通信节点。在理想情况下, 通信模块的能量以各向同性的特性向外扩散, 由此建立的模型在通信仿真中广泛应用^[22-24]。特别是在无线传感器网络的路由、覆盖、拓扑等仿真设计中, 圆形模型被作为通信模型。因此, 飞行自组网中节点通信网络覆盖范围为以无人机为圆心通信距离为半径的圆形区域。在仿真中, 50~100 个节点均匀分布在一个 $1000 \times 1000 \text{ m}^2$ 的网络区域内, 每个节点的通信距离为 300 m, 信道误码率为 5%~10%。

从图 6 可以看出, 源节点和目标节点之间的跳数随节点数的增加变化不是十分明显, 所以网

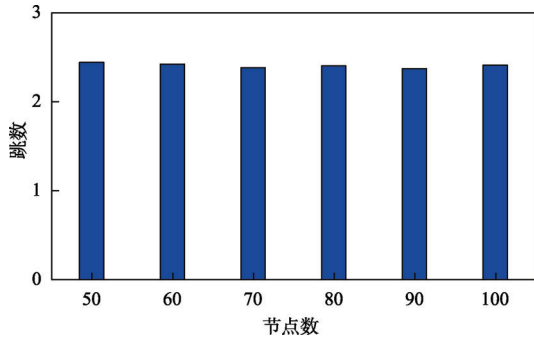


图 6 RREP 包节点数与跳数

Fig. 6 Number of RREP packet nodes and the number of hops

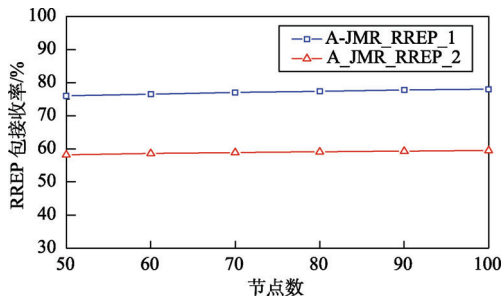


图 7 RREP 包接收速率与节点数

Fig. 7 RREP packet reception rate and number of nodes

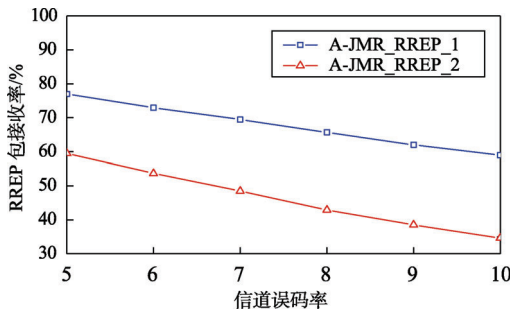


图 8 RREP 包接收速率与信道误码率

Fig. 8 RREP packet reception rate and channel error rate

网络中源节点和目标节点之间的跳数对网络中的节点数并不敏感,从图中可以看出跳数大概稳定在 2.427 跳左右。如图 7 所示,随着节点数量的增加,路由回复包的接收速率变化不大,这是因为随着节点密度的不断增加,源节点与目标节点之间的平均跳数变化不大。然而,接收两个路由回复包的概率比接收一个路由回复包的概率要低,因为在传输过程中,由于信道质量差或链路断开,可能会存在丢失一个路由回复包的情况。在图 8 中,随着信道误码率的增加,路由回复包 RREP

报文的接收速率明显降低。这是因为路由请求包 RREQ 或路由回复包 RREP 在传输过程中丢失的机会更多,信道误码率也更大。

5 仿真分析

本文使用 OMNeT++ 对所设计的 A-JMR 进行仿真实验,以此来评估和分析 A-JMR 的性能。在 $1000 \times 1000 \text{ m}^2$ 的网络区域内进行仿真,在这个区域内均匀分布着 50~100 个节点。节点采用 IEEE802.11 p 的无线收发器。节点之间的通信距离设置为 300 m,数据传输速率假设为 2 Mbps。网络中采用随机路径点迁移模型^[25],节点以 30 m/s 零暂停地向网络中随机选择的目的地进行恒速移动。源节点以 1.0~3.0 b/s 的恒定比特率生成流量包,数据包的大小为 512 Byte。仿真时间持续 3000 s,各仿真场景使用不同随机生成种子进行 10 次重复实验,可以得到较为可靠的性能指标。仿真参数如表 4 所示。

表 4 仿真参数

Table 4 Simulation parameters

参数	参数值
仿真面积	$1000 \times 1000 \text{ m}^2$
节点数	50~100
速度	30m/s
移动模型	随机路径点迁移模型
通信距离	300m
干扰器数量	1~6
信道误码率	10%
数据传输速率	2Mbps
包注入率	1.0~3.0 包/秒
数据包大小	512Byte
仿真时间	3000s

FANETs 路由协议经过多年发展,在不同应用中得到广泛应用^[26]。为了比较本文协议的性能,下面介绍 3 种有代表性的作为实验对比对象的路由协议,分别是动态源路由 (Dynamic Source Routing, DSR)^[27]、优化链路状态路由 (Optimized Link State Routing, OLSR)^[28] 和分裂多路径路由 (Split Multipath Routing, SMR)^[29]。3 种基准路

由协议的主要操作简述如下。

(1) 动态源路由。当源节点发送数据包之前, 会在自己的路由表中搜索到目的节点的路由。若是出现路由不可用的情况, 那么源节点将广播 RREQ 包, 以此来启动路由发现过程。位于源节点和目的节点之间的中间节点的路由表中若没有可以到达目的节点的路由信息, 将会在数据包报头中添加其节点地址并再次广播接收到的 RREQ。当目的节点收到 RREQ 数据包时, 会向源节点返回一个 RREP 数据包。源节点接到 RREP 后, 使用包报头中承载的完整路由发送数据包。

(2) 优化的链路状态路由。节点之间会维护可以在两跳以下就能到达的邻居节点。多点中继 (Multipoint Relay, MPR) 算法可以使覆盖所有两跳邻居节点所需的继电器数量最小化。仅当发送方节点将数据包选为 MPR 时, 才会开始转发数据包。为维护路由表, OLSR 周期性地在 MPR 上更新链路状态。最后, 在每个节点上创建活动路由, 以到达网络中任意的目的节点。

(3) 分裂多路径路由。当源节点要将数据包发送到路由不可用的目的节点时, 源节点会在网络中广播 RREQ 包。首次接到 RREQ 包时, 目的节点会将第一次收到的 RREQ 包中搭载的路由信息作为第一个可用的路径, 同时源节点将 RREP 包回复到源节点。目的节点在一段时间进行等待来接收后续的 RREQ 包。目的节点选择公共节点数最少并且有回复的路由。最后, 目标节点通过第二个选择的路由向源节点发送另一个 RREP 包。

5.1 包传递率

首先, 通过改变数据包注入速率、节点数量和恶意干扰器数量来测量数据包传递率 PDR。随着包注入速率的增加, 4 种方案 PDR 减小, 如图 9 所示。随着数据包的增加, 恶意干扰信号与其碰撞概率越大。数据包传递率减小可能是由于信道质量差导致数据包在传输过程中丢失。其中, A-JMR 体现了最好的性能。因为 A-JMR 选择最大空间节点不相交路径来进行数据包的传输。由于包注入速率逐渐增加, 在网络中就会有更多正在传输的数据包。若其中一条路径被干扰而导致

不能正常地传输, 数据包还可以沿另一条与此路径相对应的最大空间节点不相交路径来传输。

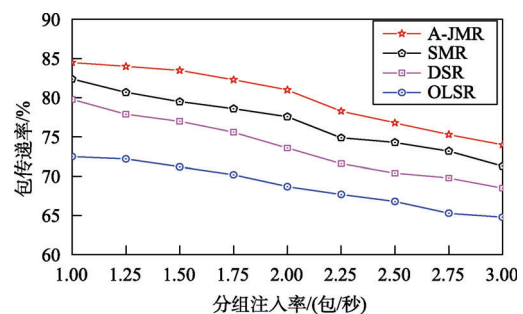


图 9 包传递率与分组注入速率

Fig. 9 Packet injection rate and delivery ratio

网络节点数量增多, 路由的 PDR 也会随之增加, 如图 10 所示。节点密度增大, 节点周围就会出现更多的邻居节点, 源节点和目的节点之间可以构建出更多条路由来进行数据包的发送。SMR 和 A-JMR 的 PDR 比另外两个路由高, 在 SMR 和 A-JMR 中是选择多条路径进行传输的, 目的节点在有恶意干扰的情况下也可以接收到数据包。尤其是 A-JMR 选择的是最大空间节点不相交的路径, 受恶意干扰的影响就会小一些, PDR 也会显示较高的数值。

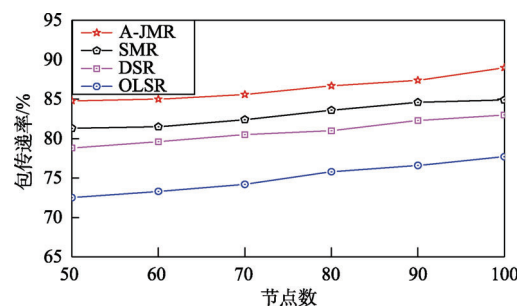


图 10 包传递率与节点数量

Fig. 10 Number of nodes and packet delivery ratio

随着恶意干扰的增加, PDR 的曲线明显降低, 如图 11 所示。但是, A-JMR 比其他几个路由的表现更好, 这得益于 A-JMR 选择的是优链路质量、轻业务负载、最大空间节点不相交的路径来进行发送。

5.2 通信中断率

端到端通信中断率 (COR) 通过节点和恶意

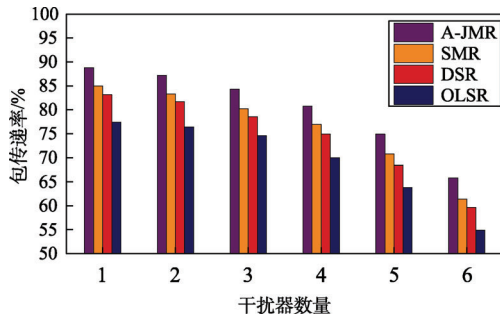


图 11 包传递率与干扰器数量

Fig. 11 Packet delivery ratio and number of jammers

干扰器数量进行测试。随着网络中节点数量的增加,各路由的整体 COR 逐渐减小,如图 12 所示。随着节点密度的增加,每个节点有更多的相邻节点,因此在任意两个节点之间有更多的路由路径可用。尽管恶意的干扰器可以破坏一定数量的路由,但是仍然有更多的路由路径可用,所以 COR 呈减少的状态。其中, A-JMR 优于其他 3 种路由,在节点数量增加时提供了最低的 COR。因为选择最大空间节点不相交路径,干扰信号的半径覆盖两个最大空间距离路径的机会更小。

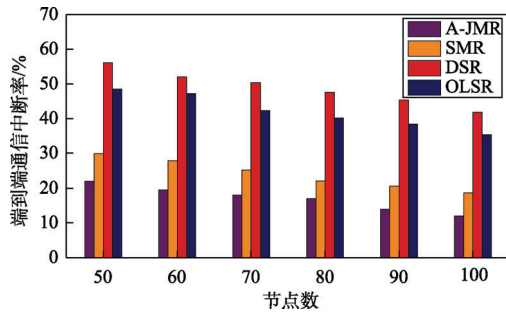


图 12 节点数量与通信中断率

Fig. 12 Number of nodes and end-to-end communication outage rate

如图 13 所示, COR 对恶意干扰器的数量非常敏感。随着恶意干扰器数量的增加, COR 显著性增加。恶意干扰器的干扰信号会干扰大量中间节点的接收和发送,从而影响源节点和目标节点之间的整个端到端连接,最终影响路由路径的总数。然而, A-JMR 的 COR 值最低,因为在每个路由发现过程中都选择了空间距离最大的两条路由路径。因此,中断的端到端连接数量较少。此外,随着恶意干扰器数量的增加, A-JMR 与其他

3 种路由的 COR 差异也随之增大。

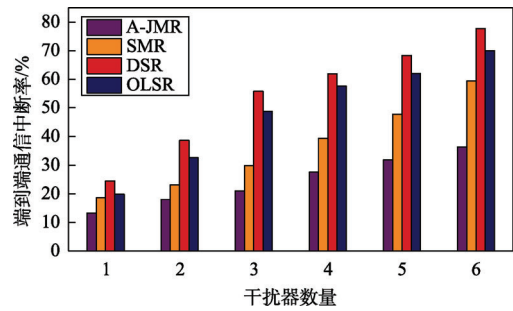


图 13 干扰器数量与通信中断率

Fig. 13 Number of jammers and end-to-end communication outage rate

5.3 传输延迟

本文选择节点数量和恶意干扰器数量的变化来测量数据包发送延迟,如图 14~15 所示。改变节点数量时 OLSR 的 PDL 最低。因为 OLSR 是主动路由协议,路由表定期更新和共享,并使用存储的路由路径立即传输数据包没有延迟。对于其他 3 种路由,必须启动路由发现过程来查找路由路径。与 OLSR 相比,它们可以获得更大的 PDL。其中, DSR 的 PDL 最高,目的节点使用 RREP 包来回复第一个 RREQ 包,以此来构建源节点与目的节点之间的路径。这条路径有可能会因恶意干扰而引起中间节点不能正常将数据包发送到下一跳节点,在发生这种情况时会重新发送数据包给源节点,以此来重新启动路由发现过程,进而导致 PDL 的值提高。SMR 选择最大节点不相交路径,那么所选的几条路径会由于距离相近而同时在干扰区域内,受到这种影响就会重启路由发现过程,这个过程导致耗时增加。

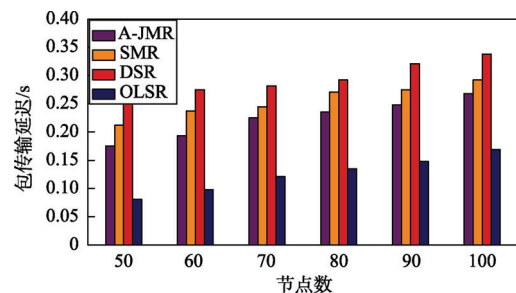


图 14 节点数与包传输延迟

Fig. 14 Number of nodes and packet delivery latency

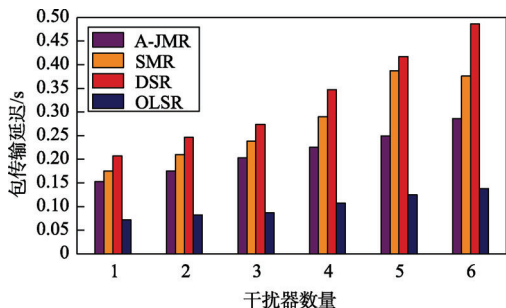


图 15 干扰器数量与包传输延迟

Fig. 15 Number of jammers and packet delivery latency

5.4 实验结果对比

仿真实验通过改变数据包注入速率、节点数量与恶意干扰器数量来对比几种路由协议下的网络性能。

当改变数据包注入速率时, 数据包传递率会随着包注入速率的增加而减少。其中, A-JMR 展现了良好的网络性能, 在包注入速率增加过程中, 其数据包传递率始终高于其他 3 种路由。

当改变节点数量时, 网络的包传递率、通信中断率与传输延迟均会不同程度地受到影响。当节点数量增多时, 邻居节点的增加会成功构建出更多的可用路由, 所以包传递率上升, 而通信中断率呈下降趋势。A-JMR 与 SMR 为多路径路由, 因此在包传递率与通信中断率方面比其他两种路由更具优势。在传输延迟方面, OLSR 为主动路由实时传输数据包延迟较小; DSR 与 SMR 存在重启路由的情况而导致传输延迟更加明显。A-JMR 选择空间距离最大的两条路由, 只要其中一条不在干扰区域就不需要重启, 这样平均传输延迟优于 DSR 和 SMR。

当改变恶意干扰器数量时, SMR 和 A-JMR 为多路径路由, 受恶意干扰的影响较小。其中, A-JMR 选择最大空间距离节点不相交路径, 这在包传递率与通信终端率对比实验中有较好的表现。

A-JMR 选择的更优链路质量、轻业务负载、最大空间节点不相交路由进行数据包传输, 在包传递率、通信中断率与传输延迟方面都展现了较其他 3 种路由更好的网络性能。

6 结束语

飞行自组网是移动自组织网络在交通领域的典型应用, 作为新兴的移动自组网技术, 它已经得到了广泛的关注。飞行自组网需要突破依赖固定基础设施网络的局限性, 逐渐在网络信息站中崭露头角。目前, 飞行自组网具有高动态性、间歇性的连接、存在干扰和中断等特征。本文立足于飞行自组网实际应用需求, 并针对链路的脆弱性提出了一种具有抗扰性的多路径路由协议, 以为无人机提供有效且可靠的通信数据传输, 并在存在恶意干扰时为 FANETs 中提供网络弹性保证。

本文设计了一种具有抗干扰性的多路径路由。通过考虑链路质量、业务负载、空间距离构建了多路径路由模型: 通过使用 RSSI 的统计信息来估计链路质量; 根据等待数据包的平均数量和平均繁忙部分衡量业务负载; 最大程度地利用源和目的地之间的空间节点建立最大空间节点不相交路径。由于节点的移动性、业务拥塞、数据包冲突, 甚至故意的阻塞和中断, 路径的某些链路可能经常断开。根据这些特点设计了适用在飞行自组网中的抗干扰多路径路由。

通过仿真实验验证了所设计的飞行自组网抗干扰多路径路由工程性能并进行了仿真对比。因为所设计的路由选择了多路径的高质量链接、低流量负载、最大空间距离来发送数据包, 所以在包传递率、传输延迟和端到端的通信中断率等方面都表现了良好的性能优势。本阶段的研究使用 RSSI 的统计信息作为链路质量的评价指标, 可以考虑将通信延时与通信带宽等因素加入来衡量链路质量。本文还隐含地假设了双向链路, 在后续的研究中可以对单向路由及其他链路情况进行分析, 使 A-JMR 具有更大的实际应用价值。

参 考 文 献

- [1] 昂海松. 无人机系统概念和关键技术[J]. 无人系统技术, 2018, 1(1): 66-71.
- [2] Wang T, Tang M B, Cao Y. Resource optimization protocol

- based on multicommunity model for intermittently connected mobile networks[J]. IEEE Systems Journal, 2019(99): 1-13.
- [3] 尹昊, 侯婷婷, 李东光. 面向典型任务的有人/无人机协同效能评估[J]. 无人系统技术, 2021, 4(1): 62-70.
- [4] Sbeiti M, Goddemeier N, Behnke D, et al. PASER: Secure and efficient routing approach for airborne mesh networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(3): 1950-1964.
- [5] Oubbati O S. CRUV: Connectivity-based traffic density aware routing using UAVs for VANets[C]. International Conference on Connected Vehicles & Expo, Shenzhen, China, 2016.
- [6] 胡春, 任智, 崔忠林. 无人机自组网按需寻路的可靠 OLSR 协议[J]. 小型微型计算机系统, 2021, 42(1): 122-126.
- [7] 房屹光. 无人机编队中的高精度抗干扰相对定位技术研究[J]. 无人系统技术, 2021, 4(5): 80-86.
- [8] 苏炯铭, 梁加红, 陈凌, 等. LA 的 MANET 网络仿真与应用研究[J]. 计算机仿真, 2010, 27(11): 106-110.
- [9] Ji X Y, Wu S T, Liu X, et al. Research and design on physical multi-UAV system for verification of autonomous formation and cooperative guidance[C]. International Conference on Electrical & Control Engineering, Wuhan, China, 2010.
- [10] Dietzel S, Petit J, Heijenk G, et al. Graph-based metrics for insider attack detection in VANET multihop data dissemination protocols[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 62(4): 1505-1518.
- [11] Asadpour M, Hummel K, Giustiniano D, et al. Route or carry: motion-driven packet forwarding in micro aerial vehicle networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(3): 843-856.
- [12] Zhou Y, Cheng N, Lu N, et al. Multi-UAV-aided networks: aerial-ground cooperative vehicular networking architecture[J]. Vehicular Technology Magazine, IEEE, 2015, 10(4): 36-44.
- [13] Baccour N, Koubaa A, Mottola L, et al. Radio link quality estimation in wireless sensor networks[J]. Acm Transactions on Sensor Networks, 2012, 8(4): 1-33.
- [14] Bai F, Stancil D, Krishnan H. Toward understanding characteristics of dedicated short range communications (DSRC) from a perspective of vehicular network engineers[C]. International Conference on Mobile Computing & Networking, Chicago, USA, 2010.
- [15] Moussaoui A, Semchedine F, Boukerram A. A link-state qos routing protocol based on link stability for mobile ad hoc networks[J]. Journal of Network & Computer Applications, 2014, 39: 117-125.
- [16] Li Y, Man H. Three load metrics for routing in ad hoc networks[C]. IEEE Vehicular Technology Conference, Los Angeles, USA, 2004.
- [17] Galvez J J, Ruiz P M, Skarmeta A. Multipath routing with spatial separation in wireless multi-hop networks without location information[J]. Computer Networks, 2011, 55(3): 583-599.
- [18] Lee S J, Gerla M. Split multipath routing with maximally disjoint paths in ad hoc networks[C]. IEEE International Conference on Communications, Helsinki, Finland, 2002.
- [19] 张红生, 田晓威, 刘忠诚, 等. 无人机无线传能技术[J]. 无人系统技术, 2018, 1(2): 49-54.
- [20] Pu C, Lim S. A light-weight countermeasure to forwarding misbehavior in wireless sensor networks: Design, analysis, and evaluation[J]. IEEE Systems Journal, 2016: 1-9.
- [21] Pu C, Lim S, Chae J, et al. Active detection in mitigating routing misbehavior for MANETs[J]. Wireless Networks, 2017: 1-15.
- [22] Xian X, Shi W, He H. Comparison of OMNET++ and other simulator for WSN simulation[C]. Industrial Electronics and Applications, Singapore, 2008.
- [23] Leonov A V, Litvinov G A, Shcherba E V. Simulation and comparative analysis of packet delivery in flying ad hoc network (FANET) using AODV[C]. 2018 19th International Conference of Young Specialists on Micro/Nanotechnologies and Electron Devices (EDM), Erlagol, Russia, 2018.
- [24] Sampoomam K P, Darshini G R. Performance analysis of bellman ford, AODV, DSR, ZRP and DYMO routing protocol in MANET using EXATA[C]. 2019 International Conference on Advances in Computing and Communication Engineering (ICACCE), Sathyamangalam, India, 2020.
- [25] Pucha H, Das S, Hu Y. The performance impact of traffic patterns on routing protocols in mobile ad hoc networks[J]. Computer Networks, 2007, 51(12): 3595-3616.
- [26] Wang T, Cao Y, Zhou Y, et al. A survey on geographic routing protocols in delay/disruption tolerant networks[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2016, 12(2): 1-12.
- [27] 朱丽亚. 移动自组织网络的路由算法的研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2006.
- [28] Jacquet P, Muhlethaler P, Clausen T, et al. Optimized link state routing protocol for ad hoc networks[C]. IEEE International Multi Topic Conference, Lahore, Pakistan, 2001.
- [29] Lee S, Gerla M. Split multipath routing with maximally disjoint paths in ad hoc networks[C]. IEEE International Conference on Communications, Helsinki, Finland, 2002.

作者简介:



张傲 (1997-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为车辆可信定位与区块链应用。



段续庭 (1986-), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为车联网与自动驾驶。本文通信作者。



田大新 (1980-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为车联网与车路协同系统。

[引用格式] 王正培, 张晓辉, 张江浩, 等. 面向太阳能无人机的自适应扰动步长增量电导法研究[J]. 无人系统技术, 2022, 5(2): 93-105.

面向太阳能无人机的自适应扰动步长 增量电导法研究

王正培, 张晓辉, 张江浩, 郑好银, 刘 莉

(北京理工大学宇航学院, 北京 100081)

摘要: 太阳能无人机机动过程常导致机翼表面光伏阵列所受辐照发生大幅快速变化, 给光伏阵列最大功率点跟踪控制方法带来了新的挑战。提出了一种跟踪过程快速稳定无振荡的自适应扰动步长增量电导法。首先, 根据“蒲公英 IB”无人机的太阳翼布局, 建立了光伏电池阵列模型, 分析其输出特性曲线; 其次, 介绍了传统增量电导法的原理及优缺点; 然后, 针对传统增量电导法在光照大幅度变化条件下动态性能较差的缺点, 通过对前三步电压之间的比较, 制定扰动步长调节准则, 提出自适应扰动步长增量电导法, 以达到快速稳定地追踪到最大功率点的效果, 从而适应飞行器姿态动态变化时辐照条件的变化; 最后, 设计了稳定辐照和大幅度变化辐照两种任务工况, 对所提方法进行仿真与试验分析, 并与传统增量电导法进行对比分析。结果表明, 仿真与试验结果在两种不同的工况下, 结果基本保持一致。相比于传统增量电导法, 所提自适应扰动步长增量电导法在大辐照扰动时可以快速跟踪到光伏阵列的最大功率点, 并且可以明显改善稳态时的功率振荡现象, 跟踪速度最大可提升 50%, 最终追踪效率可提升约 3%。所提出的适用于太阳能无人机光伏发电系统的自适应扰动步长增量电导法能够快速稳定跟踪到最大功率点, 对辐照变化的适应能力具有明显优势, 具有良好的有效性、实时性和工程实用性, 可为太阳能无人机高效飞行提供有力支撑。

关键词: 太阳能无人机; 光伏发电系统; 输出功率曲线; 最大功率点追踪; 增量电导法; 自适应扰动步长增量电导法

中图分类号: V19

文献标识码: A

文章编号: 2096-5915(2022)02-93-13

DOI: 10.19942/j.issn.2096-5915.2022.2.020

Research on Adaptive Disturbance Step Incremental Conductance Method for Solar UAVs

WANG Zhengpei, ZHANG Xiaohui, ZHANG Jianghao, ZHENG Haoyin, LIU Li

(School of Aerospace Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: During the maneuvering process of solar UAV, the irradiation of photovoltaic array on the wing surface often changes greatly and rapidly, which brings new challenges to the maximum power point tracking control method of photovoltaic array. To solve this problem, an adaptive disturbance step incremental conductance method with fast and stable tracking process and no oscillation is proposed in this paper. Firstly, according to the solar wing layout of "Dandelion IB" UAV, the photovoltaic cell array model is established and its output characteristic curve is analyzed. Secondly,

收稿日期: 2021-10-22; 修回日期: 2021-11-28

基金项目: 航空科学基金 (2020Z005072001)

the principle, advantages and disadvantages of the traditional incremental conductance method are introduced. Then, aiming at the disadvantage of poor dynamic performance of the traditional incremental conductance method under the condition of large variation of illumination, through the comparison of the first three steps of voltage, the adjustment criterion of disturbance step is formulated, and the adaptive disturbance step incremental conductance method is proposed to achieve the effect of fast and stable tracking to the maximum power point, so as to adapt to the changes of irradiation conditions when the aircraft attitude changes dynamically. Finally, two mission conditions of stable irradiation and large-scale change irradiation are designed. The proposed method is simulated and experimentally analyzed, and compared with the traditional incremental conductance method. The results show that the simulation and test results are basically consistent under two different working conditions. Compared with the traditional incremental conductance method, the proposed adaptive disturbance step incremental conductance method can quickly track the maximum power point of the photovoltaic array during large-scale irradiation disturbance, and can significantly improve the power oscillation phenomenon in the steady state. The maximum tracking speed can be increased by 50%, and the final tracking efficiency can be increased by about 3%. The adaptive disturbance step incremental conductance method proposed in this paper, which is suitable for the photovoltaic power generation system of solar UAV, can quickly and stably track to the maximum power point, has obvious advantages in the adaptability to irradiation changes, has good effectiveness, real-time and engineering practicability, and can provide strong support for the energy-efficient flight of solar UAV.

Key words: Solar UAV; Photovoltaic Power Generation System; Output Power Curve; Maximum Power Point Tracking; Incremental Conductance Method; Adaptive Disturbance Step Incremental Conductance Method

1 引言

太阳能无人机由于其零排放、无污染、可靠性高等优点,广泛应用于电力巡检、农林培育及军事探测等领域中,成为当前国际研究热点^[1],具有长时任务值守的应用前景^[2]。太阳能无人机在中低空巡航时,由于自身特殊结构以及天空中云彩、飞鸟群、天气变化、飞行姿态等因素的影响,会导致太阳能无人机机翼表面所铺设的光伏电池输出特性曲线产生大幅度、快速的变化。此时,在进行最大功率点追踪时,较大的步长虽然提升了快速性,但会导致系统稳态运行时存在较大的波动。而过小的步长将导致系统跟踪缓慢,无法满足外界环境急剧变化下的追踪要求^[3]。因此,开展适应辐照环境快速变化下的最大功率点追踪算法研究具有重要意义。

2 光伏电池输出特性

与化石燃料等传统能源相比,以太阳能为代表的新型能源因其储量广泛、无污染、可持续发展等优点^[4],成为理想的新能源替代品,得到了

世界各国的青睐^[5]。太阳能无人机是伴随着光伏发电技术的进步而逐渐发展的,其突破了传统电动无人机的设计理念^[6]。光伏电池是太阳能无人机光伏发电系统中的核心组成部分,具有本征非晶硅薄层的异质结(Heterojunction with Intrinsic Thin-layer, HIT)光伏电池,其同时具备非晶硅与多晶硅光伏电池优势,具有很好的光照稳定性和温度特性,成本低廉并且光电转换效率高^[7]。目前,效率最高的 HIT 光伏电池是由日本 Kaneka 公司于 2017 年研发设计,其效率最高可达到 26.7%^[8]。光伏电池由于具有效率高、稳定性好、发电量大等显著优势,已被广泛应用于太阳能飞行器的能源系统^[9]。

下面根据蒲公英系列太阳能无人机搭建相应的光伏电池阵列模型,对不同光照强度、温度下光伏电池阵列的输出特性进行了仿真分析,为后续最大功率点追踪算法与控制方法的研究奠定基础。

2.1 光伏电池建模

光伏阵列建模主要的依据是实验室自主研发设计的“蒲公英-1B”太阳能无人机,如图 1 所示。

该太阳能无人机机身长度为 2.5 m，翼展为 6.15 m，起飞重量为 25 kg，设计最高飞行高度为 2000 m。采用上单翼、双尾翼、双垂尾的常规式布局^[10]。

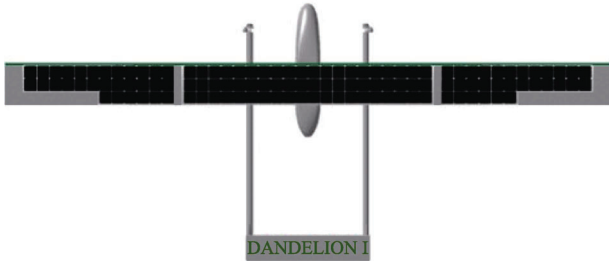


图 1 “蒲公英-IB” 光伏电池阵列总体布局图
Fig. 1 General layout of “Dandelion IB” photovoltaic panel

根据生产商所给定的 V_{oc} 、 I_{sc} 、 V_m 、 I_m 这 4

个参数，如表 1 所示，采用工程经验模型，建立太阳能电池阵列仿真模型。

表 1 单片光伏电池模型参数
Table 1 Photovoltaic cell model parameters

参数名称	变量	取值
开路电压	V_{oc}	1.48V
短路电流	I_{sc}	2.95A
最大功率点电压	V_m	1.28V
最大功率点电流	I_m	2.78A

将表 1 中的单片光伏电池模块进行串并联，得到无人机单侧机翼上所铺设的光伏电池阵列模型，其由 8 组三串两并与三组两串两并的光伏电池组构成。为方便展示阅读，图 2 给出了三串两并的仿真模型。

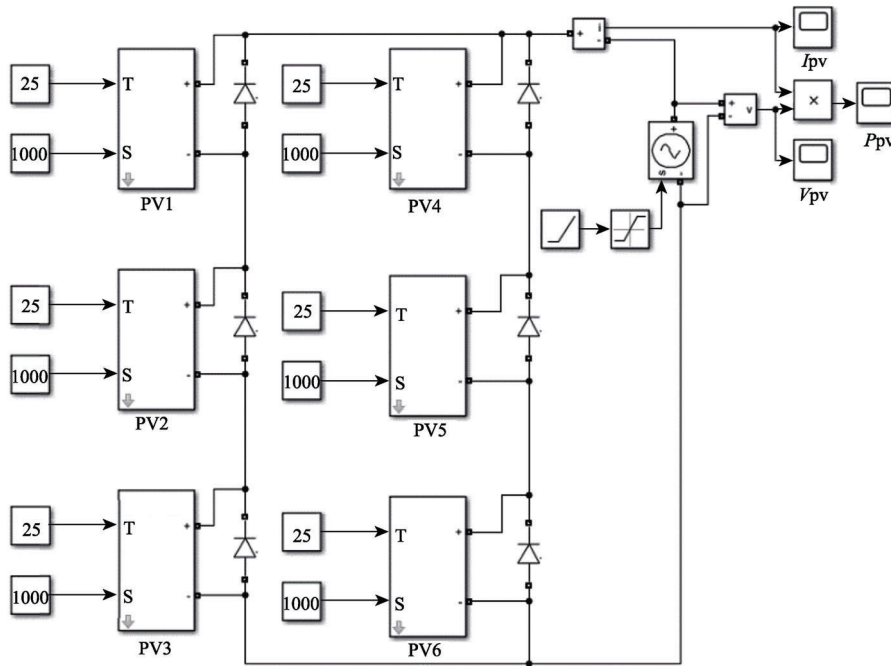
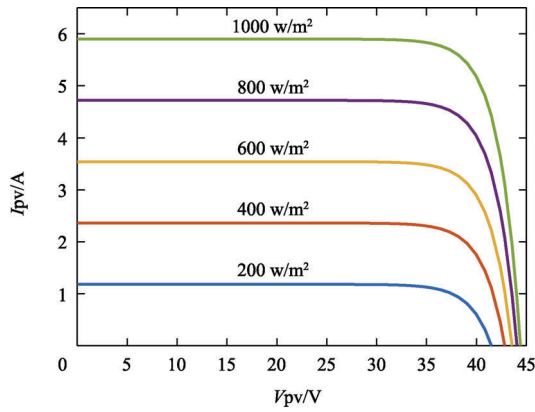


图 2 三串两并的光伏电池示意图
Fig. 2 Schematic diagram of three series and two parallel photovoltaic cells

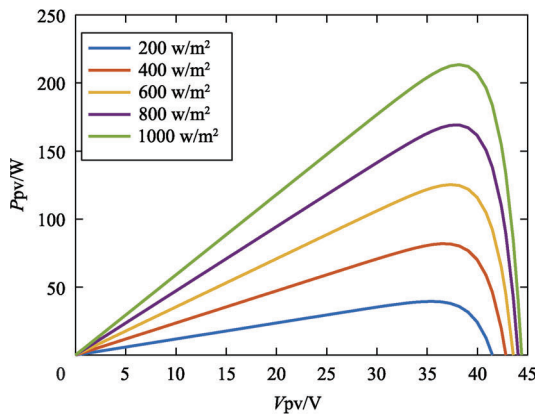
2.2 光伏电池输出特性分析

利用斜坡函数与受控电压源组合的方法给予随时间正比例变化的电压值，即可获得某个工况下光伏电池阵列对应的电流参数，从而可以得到单侧机翼光伏电池阵列在不同工况下的电流 - 电压及功率 - 电压输出特性曲线。

如图 3 所示，光照强度的改变会使开路电压发生小幅度变化，但对短路电流影响很大。原因在于当外界光照强度降低时，光伏电池中的 PN 结所激发出的多子与少子的数量减少，导致其光生伏特效应减弱，从而对光生电流产生较大的影响



(a) 光伏电池电流-电压输出特性

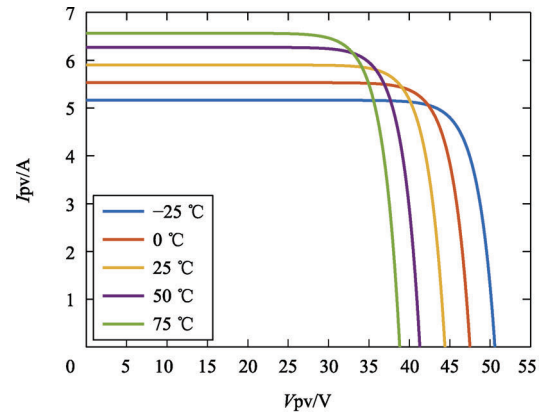


(b) 光伏电池功率-电压输出特性

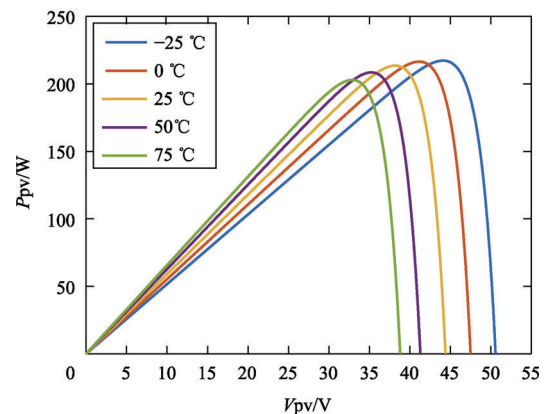
图 3 不同光照强度下光伏阵列输出特性曲线
Fig. 3 Output characteristic curve of photovoltaic array under different irradiance

不同温度条件下, 光伏电池阵列输出特性仿真曲线如图 4 所示。由图可知, 外界温度变化对光伏电池的开路电压影响较为显著, 当光伏电池温度升高时, 对应的开路电压逐渐减小, 对应最大功率点电压也随之减小。由于温度对短路电流影响较小, 温度升高时短路电流增加幅度较小, 致使温度升高时光伏电池的最大功率会减小。

根据图 3~4 所示的仿真结果可知光伏电池阵列的电流-电压特性曲线与功率-电压特性曲线均是非线性的。由电流-电压特性曲线可知, 光照强度与输出电流呈正相关变化。最后随输出电压的增加, 输出电流会急剧下降。而温度对电流的影响相对较小。由功率-电压特性曲线可知, 光伏电池的输出功率曲线存在唯一的最大值, 即最大功率点。在一定范围内光照越强, 则光伏电池的最大输出功率越高。为最大化利用光伏电池, 使其在外界辐照



(a) 光伏电池电流-电压输出特性



(b) 光伏电池功率-电压输出特性

图 4 不同温度下光伏阵列输出特性曲线
Fig. 4 Output characteristic curve of photovoltaic array at different temperatures

与自身状态不断变化下总能够以最大功率输出, 需要对光伏电池进行实时最大功率点追踪 (Maximum Power Point Track, MPPT) 控制^[11]。

3 最大功率点追踪算法研究

由于光伏电池的电流-电压 ($I-V$) 输出曲线是非线性的, 在均匀光照的情况下, 其功率-电压曲线是一条单峰值曲线, 存在唯一的最值点, 即最大功率点。而外界环境对光伏电池的最大功率点影响较大, 故在实际工程中需要对其进行实时控制, 以实现以当前状态下光伏电池以最大功率输出的目的, 其实质是将光伏电池的自身阻抗与外接负载进行动态匹配^[12]。目前, MPPT 算法大致可以分为以下 3 类: (1) 基于光伏电池输出曲线特性的数学模型的追踪方法, 如恒电压追踪

法^[13]、短路电流比例系数法; (2) 基于采样关键点的直接追踪算法, 如扰动观测法^[14]、增量电导法^[15]; (3) 基于非线性特性的智能追踪算法, 如粒子群算法^[16]、萤火虫算法等^[17]。下面针对传统 MPPT 算法无法同时保证跟踪速度与稳态精度的问题, 在传统增量电导算法的基础上提出一种兼具快速且稳态无扰动的改进型最大功率点跟踪算法。

3.1 增量电导法

增量电导法 (Incremental Conductance Algorithm, INC) 根据光伏电池的功率-电压输出特性曲线的斜率来判断输出此刻的功率状态, 以实现最大功率点追踪。根据图 5 可知, 光伏电池的功率-电压图像对应的是一条类抛物线状的可导曲线。假设光电池的发电功率为 P , 此时光伏电池的输出功率为:

$$P = VI \quad (1)$$

在式(1)中, 两边同时对电压 V 求导可得式(2)

$$\frac{dP}{dV} = \frac{d(VI)}{dV} = I + V \frac{dI}{dV} \quad (2)$$

根据图 5 中 INC 法的工作原理曲线可知, dP/dV 代表曲线的斜率。当 $dP/dV > 0$, 表示光伏电池阵列的输出功率随电压的增大而增加, 此时工作点应在最大功率点左侧; 当 $dP/dV = 0$, 表示已到达功率-电压曲线的极值点, 即光伏电池的输出功率已达到最大值 P_m , 此时最大功率点对应的电压即为 V_m ; 当 $dP/dV < 0$, 太阳能电池阵列的输出功率随输出电压的增加而减少, 此时工作点

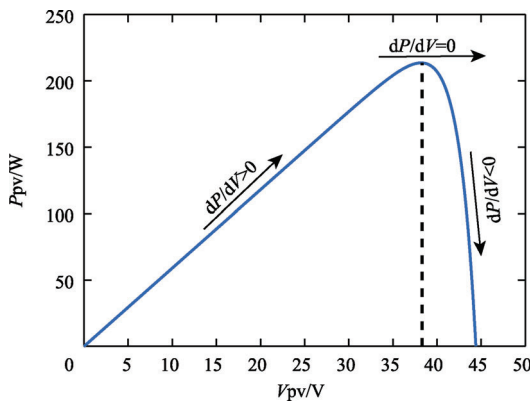


图 5 增量电导法工作原理
Fig. 5 Working principle of INC method

应在最大功率点右侧。

在最大功率点处存在 $dP/dV = 0$, 由式(2)可得式(3)

$$\frac{dI}{dV} = -\frac{I}{V} \quad (3)$$

即当光伏电池处于最大功率点时, $dP/dV = -I/V$; 当光伏电池目前的工作电压位于最大功率点电压左边时, 则有 $dP/dV < -I/V$; 同理, 当其位于右边时, 有 $dP/dV > -I/V$ 。故 INC 算法的本质是根据 dP/dV 与 $-I/V$ 间的数量关系来判断此刻光伏电池工作电压所处的位置。追踪过程开始时, INC 算法首先需要计算当前时刻 dV 是否等于 0, 若 $dV = 0, dI = 0$, 证明此刻系统已经位于最大功率点处; 如果 $dV = 0, dI \neq 0$, 则需要计算 dI 此时是否为 0 从而进行下一步流程; 如果 $dV \neq 0$, 则需要按照上文所述的 dP/dV 及 $-I/V$ 与最大功率点间的数学关系来调节参考电压, INC 算法流程如图 6 所示。

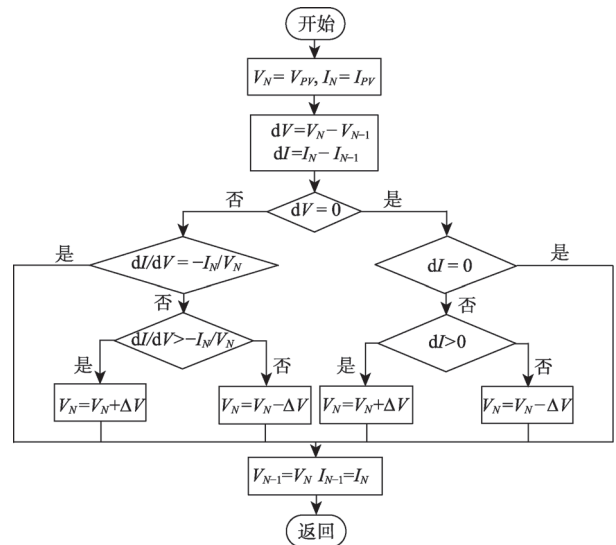


图 6 增量电导算法流程图
Fig. 6 Flow chart of incremental conductance algorithm

INC 法的优点是算法的稳定度较高, 响应速度较快, 抗干扰能力较强, 工作状态受光伏电池的参数的影响较小。但其也有明显的缺点, 增量电导算法对运算能力有一定要求, 在实际工程中要求处理器有相应的处理能力以保证实时性。增量电导法在实际应用过程中, 通常无法同时满足

追踪速度与稳态精度。当太阳能无人机在中低空巡航飞行时,会遇到光照强度快速、大幅度变化的情况,此时传统的 INC 法会因为追踪缓慢及稳态误差而造成大量功率损失。一些学者提出了改进算法,比如步长变化的 INC 算法^[18-20]、基于中心差分法的 INC 算法^[21]、与直接控制占空比结合的 INC 算法^[22]等。这些方法虽然兼顾了一定程度的追踪速度与稳态精度,但问题并没有完全消除,仅是在最大功率点处减小了扰动步长,使功率振荡问题得到了一定改善,无法彻底解决稳态振荡问题^[23]。

3.2 自适应扰动步长增量电导法算法原理

本文提出一种自适应扰动步长增量电导 (Adaptive Disturbance Step Incremental Conductance, ADINC) 法,旨在同时满足追踪速度与追踪精度的要求,并且能够适应外界环境如光照强度、温度快速变化的工况。固定步长增量电导法追踪示意图如图 7 所示。可知算法开始时参考电压 V_{ref} 会朝着最大功率点电压 V_m 持续扰动。但追踪到 V_m 时,参考电压 V_{ref} 会在 $V_m + \Delta V$ 与 $V_m - \Delta V$ 之间来回扰动。步长 ΔV 越大, V_{ref} 追踪到 V_m 的时间越短,但稳态时基准电压变化越大,功率损耗越大。反之,则功率损耗变小,但会增加追踪时间。

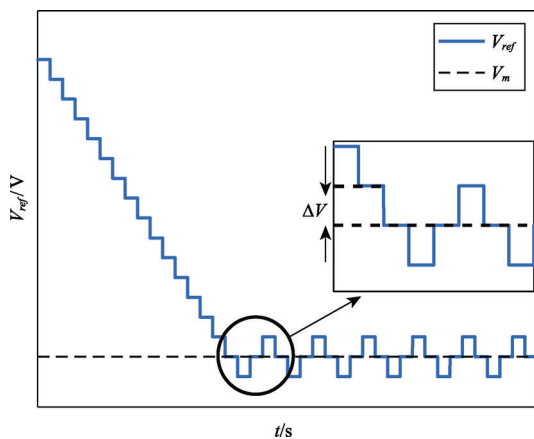


图 7 固定步长增量电导法追踪过程示意图

Fig. 7 Tracing process diagram of fixed step incremental conductance method

若想提高追踪的稳态精度,关键是要判断某

一时刻参考电压 V_{ref} 是否已经达到最大功率点电压 V_m 。取 3 个增量周期内的参考电压 V_{ref} 分别为 V_{N-2} 、 V_{N-1} 与 V_N , 设:

$$K_1 = V_{N-1} - V_{N-2} \quad (4)$$

$$K_2 = V_N - V_{N-1} \quad (5)$$

由图 7 可知,当算法未追踪到最大功率点时,始终 $V_{N-1} > V_N > V_{N+1}$, 此时有:

$$K_1 \times K_2 > 0 \quad (6)$$

当系统追踪到最大功率点并处于稳定状态时,其由 MPPT 算法计算获得的参考电压会出现如图 8 的波动情况,参考电压 V_{ref} 会围绕最大功率点电压 V_m 上下扰动,即工作点在越过最大功率点后已发生折返现象。此时应有:

$$K_1 \times K_2 < 0 \quad (7)$$

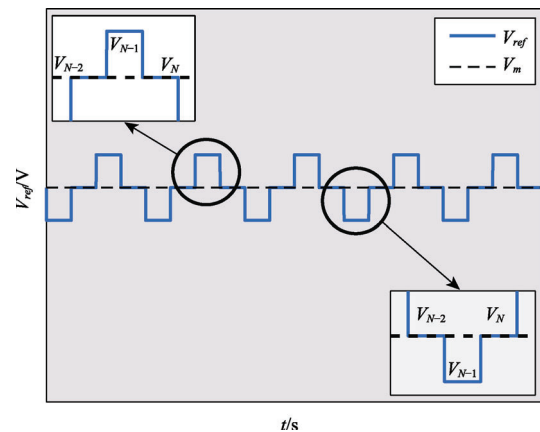


图 8 增量电导法稳态波形图

Fig. 8 Steady state oscillogram of incremental conductance method

因此,当 $K_1 \times K_2 > 0$ 时,证明系统正处于持续追踪光伏电池最大功率点的状态中;当首次出现 $K_1 \times K_2 < 0$ 时,证明当前系统已经追踪到最大功率点并出现了参考电压 V_{ref} 折返的情况。故将增量电导法的步长 ΔV 分为两部分。当 $K_1 \times K_2 > 0$, 使用大步长快速追踪到最大功率工作点;当出现 $K_1 \times K_2 < 0$ 时,为防止误判,需要确认此时参考电压已出现工作点连续折返的现象。故每出现一次 $K_1 \times K_2 < 0$ 时,将扰动步长减小一定值。当判断持续出现 $K_1 \times K_2 < 0$ 时,系统

工作点会逐渐逼近收敛于最大功率点, 最终实现功率无波动输出。

为提高 ADINC 的追踪速度, 将恒电压跟踪法与增量电导法相结合。设定初始电压为光伏电池阵列开路电压的 85%附近, 可大幅度提升最大功率工作点的追踪速度。

外界光照强度与温度对光伏电池的开路电压大小影响较大, 也会对最大功率点功率产生影响, 故通过实时采样外界环境的光照强度 S 与温度 T 。并且加入判断因子 β_1 、 β_2 及 β_3 , 分别为:

$$\beta_1 = S_N - S_{N-1} \quad (8)$$

$$\beta_2 = T_N - T_{N-1} \quad (9)$$

$$\beta_3 = P_N - P_{N-1} \quad (10)$$

其中, S_N 与 S_{N-1} 分别代表本周期与上一周期的光照强度; T_N 与 T_{N-1} 分别代表本周期与上一周期的温度; P_N 与 P_{N-1} 分别代表本周期与上一周期的功率。若 β_1 、 β_2 与 β_3 均小于所设定的界限值, 则说明此时外界环境相对稳定, 则算法按照原来的步骤进行。若任一条件不满足, 则证明此时外界环境已发生突变, 此时若系统工作点已经处于最大功率点并且步长为 0 时, 应该跳出算法循环并将扰动步长 ΔV 恢复为初始值, 重新搜索当前条件下的最大功率点。改进后的增量电导法兼具了快速性、稳定性、准确性的特点, 在外界快速变化的工作环境中仍然适用。ADINC 法的流程图如图 9 所示。

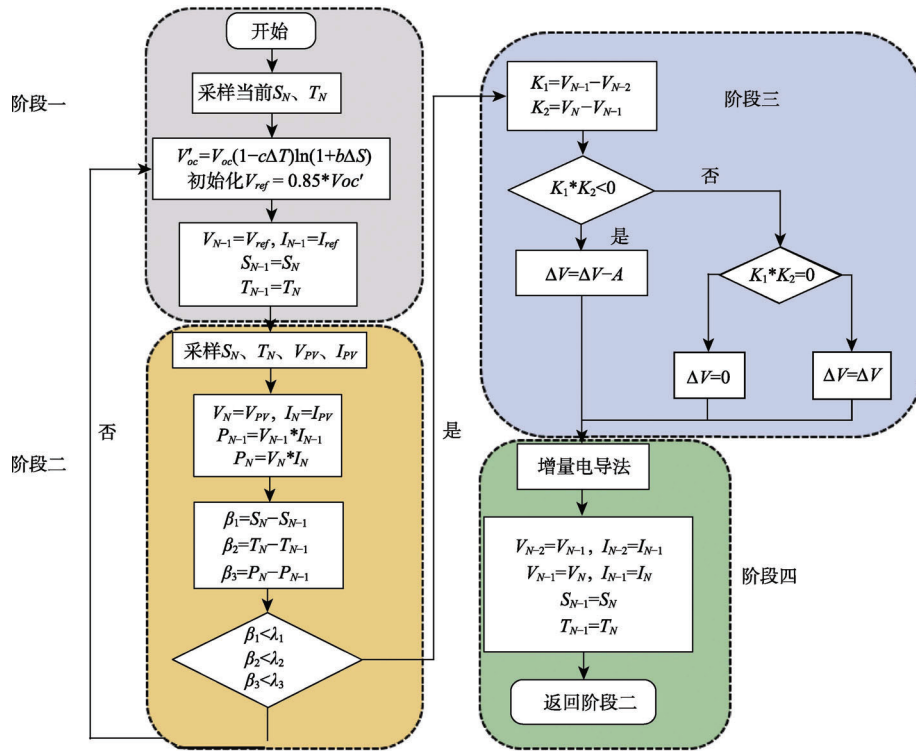


图 9 ADINC 法流程图

Fig. 9 Flow chart of ADINC method

由图 9 可知, 该新型算法具体实现步骤分为以下 4 个阶段。

(1) 恒定电压启动过程。算法开始时首先采样当前时刻的光照强度与温度信息, 求出此时开路电压的值 V_{OC} 。利用恒定电压追踪法的原理将开路电压的 0.85 倍设置为初始启动电压, 使系统

起始工作点处于最大功率点电压 V_m 附近。

(2) 工况突变判断过程。阶段二通过计算本周期与上一周期光照强度、温度及功率的差值, 判断外界工作环境是否发生突变。其中 λ_1 、 λ_2 和 λ_3 分别表示光照强度、温度和功率被判断为突变的临界值。若发生突变, 则重新计算当前开路电

压, 重复阶段一的过程, 使其在外界环境突变情况。若没有发生突变, 则继续进行阶段三。

(3) 扰动步长选择及消除过程。当系统处于正在追踪 V_m 的过程中, 即 $K_1 * K_2 > 0$ 时, 设定 ΔV 大步长。当 $K_1 * K_2 < 0$ 时, 表面系统已经追踪到最大功率点 V_m 并在 V_m 附近来回扰动。此时, 每出现一次 $K_1 * K_2 < 0$ 时, 减小步长, 直到系统在最大功率点处的步长调整为 0。其中, A 为每次所减小的步长。

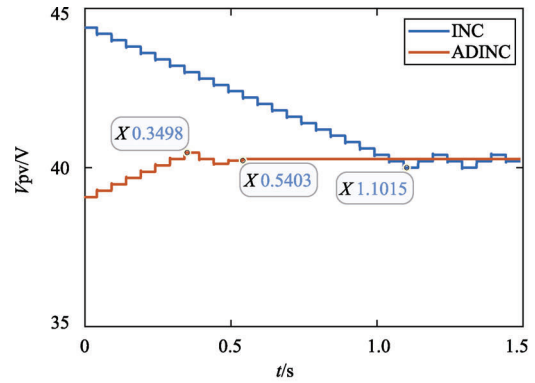
(4) ADINC 法追踪过程。在所确定的扰动步长下, 对最大功率点持续追踪。每完成一次追踪后返回阶段二, 对当前环境是否发生突变进行重新判断, 并重新选择相应的步长, 以此循环。在同时满足快速性、准确性和稳定性的要求下实现对光伏阵列最大功率点的追踪。

3.3 稳定光强下仿真结果分析

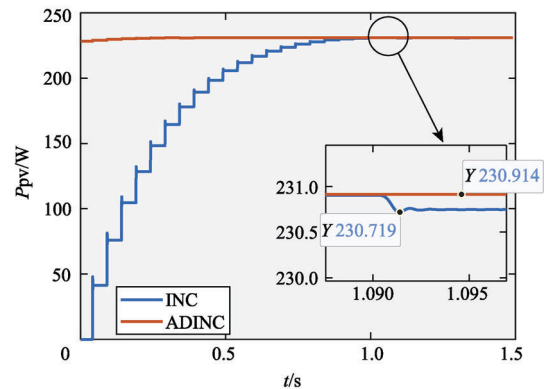
设定光伏阵列工作在标准工况, 即光照强度 $S = 1000 \text{ W/m}^2$, 外界温度 $T = 25^\circ\text{C}$ 。分别采用较小初始步长与较大初始步长获得 ADINC 法与 INC 法的电压-时间、功率-时间曲线。

图 10(a)为采用小步长扰动时电压-时间仿真曲线, 可知在 MPPT 算法开始时, ADINC 法的参考电压快速定位到开路电压 85%处, 并在约 0.35 s 时追踪最大功率点。此后发生折返, 其扰动步长立刻开始减小, 并在约 0.54 s 时步长降为 0, 开始进行稳态无振荡追踪。而 INC 法约在 1.1 s 内追踪到最大功率点, 之后以大步长持续进行扰动。在相同的外界环境与初始步长下, ADINC 法与 INC 法相比, 追踪时间提升约 68%。

图 10(b)为小步长扰动时光伏阵列输出功率-时间仿真曲线, 可知在算法开始时由于 ADINC 法快速将电压定位到最大功率点电压附近, 故此时电池阵列输出功率存在阶跃式上升过程, 在很短的时间内即达到最大功率点附近, 大幅减少了追踪过程中功率的损失。且在达到稳态后, ADINC 法功率不存在振荡。而 INC 法虽然已经使用较小的步长, 但仍然存在约为 0.2 W 的轻微振荡。



(a) 电压-时间仿真曲线



(b) 功率-时间仿真曲线

图 10 稳态情况下小步长扰动时仿真曲线

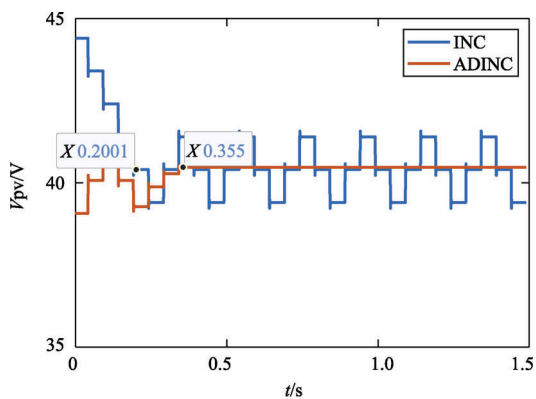
Fig. 10 Simulation curve of small step disturbance in steady state

如图 11(a)所示, 当以大步长进行追踪时, 两种算法都在极短的时间内 (0.2 s) 追踪到最大功率点。此后, INC 法以大步长在最大功率点电压处振荡, 波动较大, 造成持续的功率损失。而 ADINC 法在追踪到最大功率点后迅速收敛, 并在约 0.355 s 时达到稳定无振荡跟踪状态。

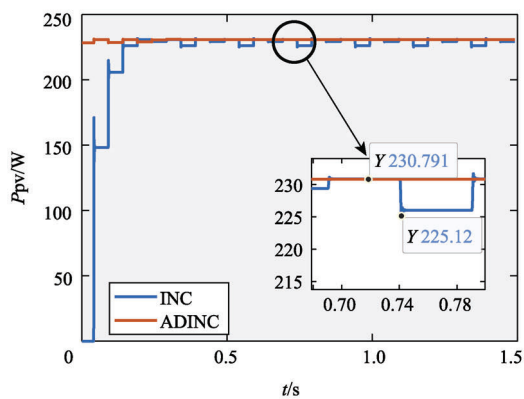
扰动步长较大时的功率-时间曲线如图 11(b)所示。当系统以大步长扰动时, INC 算法虽然也在很短的时间内追踪到最大功率点, 但在追踪过程中仍然存在较大的功率损失。当 INC 算法追踪到 MPPT 时, 功率振荡十分明显, 最大处有约 5.7 W 的功率损失。而 ADINC 法在大步长情况下, 亦可消除大部分追踪过程中的功率损失, 并且在 MPP 处十分稳定, 能够持续以最大功率无振荡输出, 同时满足了追踪速度与精度的要求。

3.4 光强大幅度变化情况下仿真结果分析

为了验证所提 ADINC 算法, 如图 12 所示,



(a) 电压-时间仿真曲线



(b) 功率-时间仿真曲线

图 11 稳态情况下大步长扰动时仿真曲线

Fig. 11 Simulation curve of long stride disturbance in steady state

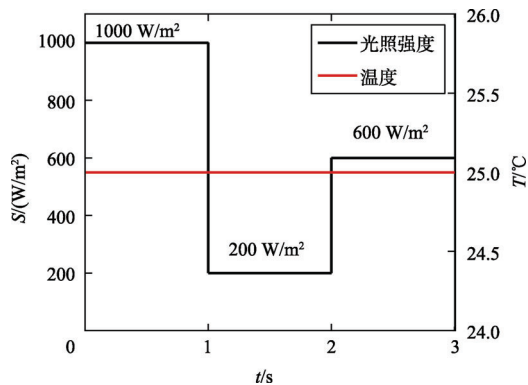
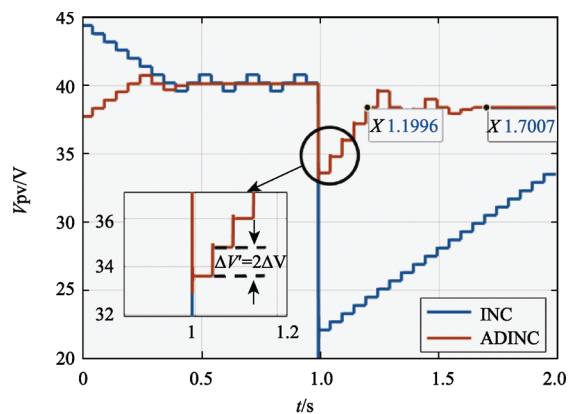


图 12 光照强度变化示意图

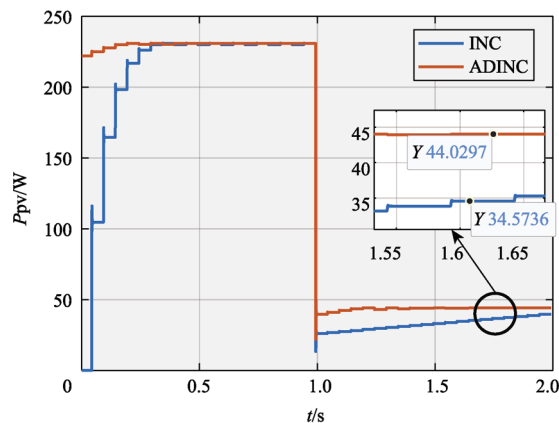
Fig. 12 Diagram of irradiance change

仿真时设定初始光照强度为 1000 W/m^2 ，在 1s 时光照强度发生突变，减弱为 200 W/m^2 ，持续运行 1s 后，光照强度变为 600 W/m^2 。在此之间其外界温度始终保持在 $T = 25^\circ\text{C}$ ，以模拟太阳能无人机所受光照强度发生大幅度突变的工作状况。

光照强度突变情况下，0~2 s 内的电压-时间曲线如图 13(a)所示。仿真开始时 ADINC 法更快的追踪到最大功率点并快速完成收敛，进行稳态无振荡跟踪。在 0.1 s 时，光照强度发生大幅度减弱，导致光伏电池的输出电压大幅下降。此时 INC 算法的追踪电压产生断崖式下跌，而 ADINC 法在检测到外界环境突变后，采样光照强度等信息重新计算当前工作环境光伏电池阵列的开路电压 V'_{OC} ，定义追踪电压为 $0.85 \cdot V'_{OC}$ 。并将步长调整为大步长，仅用 0.2 s 重新完成最大功率点的追踪后快速收敛。而 INC 算法在外界光照强度大幅度减弱后，电压下降幅度较大，并且仍然以初始固定步长进行追踪，在 2 s 时仍然无法追踪到最大功率点。如图 13(b)为 0~2 s 内光伏电池阵列功率-时间特性曲线，ADINC 法在光照强度大幅突变后快速追踪到新的最大功率点，并且以稳定功率无



(a) 0~2 s内电压-时间仿真曲线

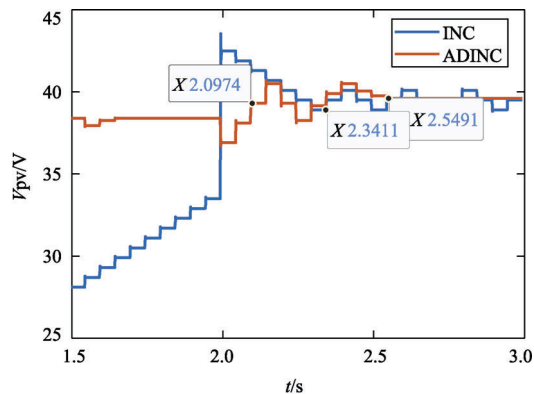


(b) 0~2 s内功率-时间曲线

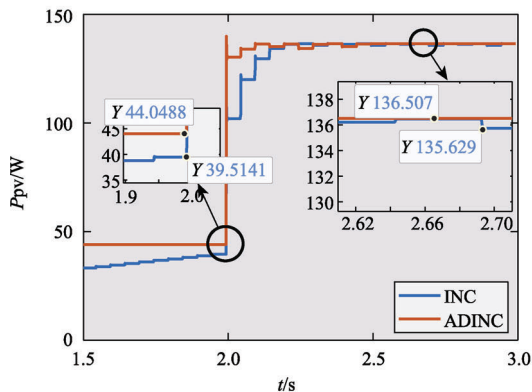
图 13 光照强度突变情况下 0~2 s 内仿真曲线
Fig. 13 Simulation curve in 0~2 s under sudden change of irradiance

振荡持续输出。而 INC 算法在功率突变后, 由于跌落电压较大, 追踪速度较慢, 没有在仿真时间内追踪到最大功率点, 造成大量的功率损耗。

图 14(a)为 1.5~3 s 内电压-时间的仿真曲线, 可知在 2 s 光照强度突然由 200 W/m^2 增加为 600 W/m^2 时 ADINC 法在约 2.1 s 时追踪到最大功率点后开始收敛, 最终于 2.5 s 左右达到稳态。而 INC 算法在光照强度上升时, 电压发生明显突变, 最后以初始步长在约 2.5 s 追踪到最大功率点, 并在最大功率点处以固定步长持续扰动。由图 14(b) 中功率-时间曲线可知, 在 1 s 处光照强度发生大幅突变后, INC 算法在 1~2 s 内一直在追踪 MPPT 的过程中, 在这段时间内产生了大量的功率损失。在 2 s 处功率达到了 39.5 W, 相较于 ADINC 法所追踪到的 44 W, 仍然存在较大的损耗。在 2 s 处光照强度发生骤增时, INC 法与 ADINC 法功率都发生激增, 但由于 ADINC 法定位开路电压的



(a) 1.5~3 s内电压-时间仿真曲线



(b) 1.5~3 s内功率-时间仿真曲线

图 14 光照强度突变下 1.5~3 s 内仿真曲线

Fig. 14 Simulation curve in 1.5~3 s under sudden change of irradiance

原因, 突变后更接近最大功率点。之后快速收敛于 MMP 约 136.5 W, 并达到无振荡状态。INC 算法在以固定步长追踪到最大功率点后开始出现振荡, 无法收敛于恒定功率, 功率最小处为 135.6 W, 并在工作过程中持续造成功率损耗。

4 光伏发电平台搭建与试验测试

为对提出的 ADINC 法进行实时性和有效性测试, 基于自主开发的 MPPT 控制器, 搭建了相应的实物测试平台, 如图 15 所示。

其中, 太阳能模拟器能够精准模拟各类光伏电池阵列的输出特性, 并能够在外界环境变化的情况下快速模拟当前光伏电池阵列的 $I-V$ 特性曲线。其最大功率为 510 W, 最大开路电压 65 V, 最大短路电流为 8.5 A。电子负载可精确模拟不同用电设备的负载状态, 具有恒压、恒流、恒阻等工作模式, 并具有过流过压保护功能。其最大功率为 1800 W, 输入电流范围为 0~240 A, 输入电压范围为 0~150 V, 电压与电流的测量精度分别为 10 mV 与 1 mA。STM32 开发板通过 CAN 总线通信采集 MPPT 控制器的电压、电流等信息, 并通过自身串口以 10 Hz 的频率传输至上位机, 进行数据记录。

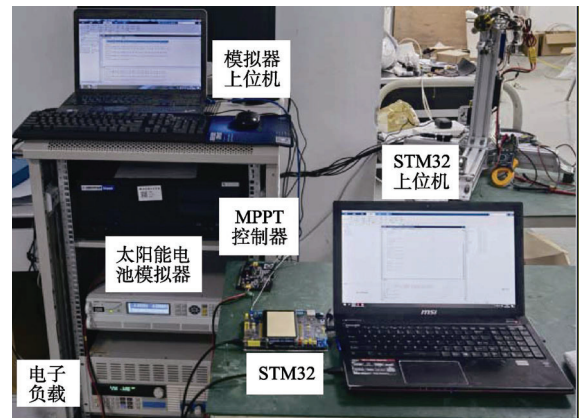


图 15 实物测试平台

Fig. 15 Construction of test platform

基本试验流程为: 通过模拟器上位机向光伏电池阵列模拟器发送指令, 模拟光照条件稳态或变化的情况, 获得当前状态下光伏电池阵列的四

个关键参数: 开路电压 V_{oc} 、短路电流 I_{sc} 、最大功率点电压 V_m 及最大功率点电流 I_m 。光伏电池阵列模拟器收到指令后迅速模拟当前光强下输出特性曲线, 通过 MPPT 控制器进行最大功率点追踪后为电子负载供电。追踪过程中的数据通过 STM32 传输至上位机, 以便保持分析。

4.1 稳定光强下实物测试结果

当光伏电池阵列发电系统以小步长扰动时, 其实物测试结果如图 16 所示。由图 16(a)中电压-时间曲线可知, INC 算法约在 1.25 s 追踪到最大功率点, 其后围绕最大功率点电压持续扰动。而 ADINC 法在 0.62 s 时即追踪到最大功率点, 并在约 1 s 时完成收敛。与传统 INC 算法相比, 改进后的算法在该情况下追踪速度加快约 0.63 s, 提升约 50.4%。

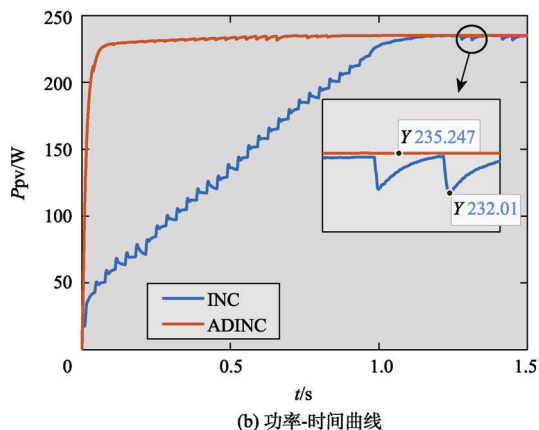
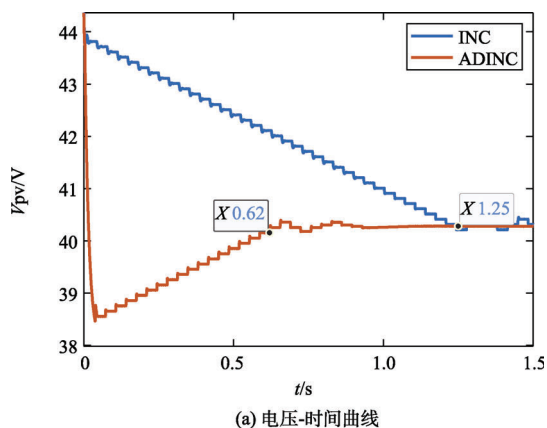


图 16 小步长扰动实物测试结果
Fig. 16 Test results of small step disturbance

当光伏电池阵列系统以较大步长扰动时, 其实物测试结果如图 17 所示。由图 17(a)可知, 追

踪过程开始时两种方法都在很短时间内追踪到最大功率点, 改进后的算法相较于 INC 算法, 其追踪时间减少约 0.18 s, 追踪速度提升约 46.5%。

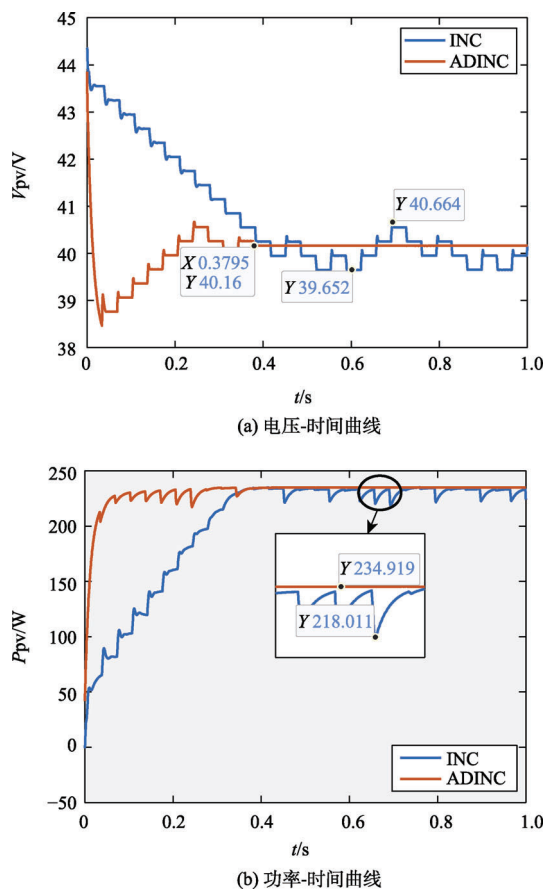
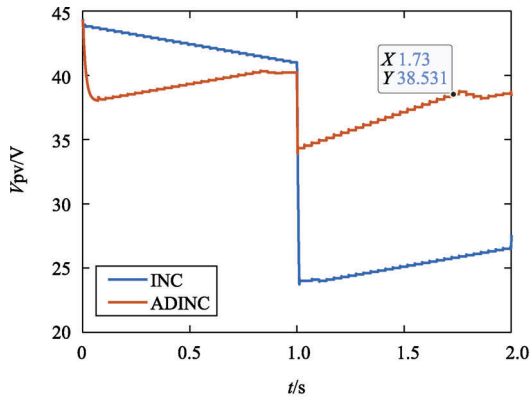


图 17 大步长扰动实物测试结果
Fig. 17 Test results of big step disturbance

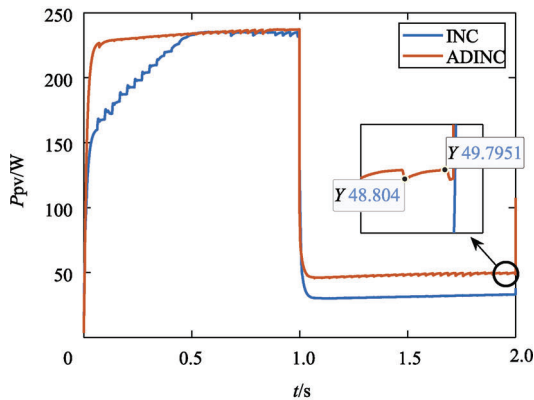
4.2 光强大幅度变化情况下实物测试结果

光照变化情况如图 12 所示。光照强度突变情况下, 0~2 s 内的测试结果如图 18 所示。根据图 18(a)中电压-时间曲线可知, 当光照强度从 $S=1000 \text{ W/m}^2$ 突降为 $S=200 \text{ W/m}^2$ 时, 由于光伏电池阵列外部等效阻抗无法突变, 此时 INC 算法下电压会大幅降低, 导致其无法在 1 s 内重新追踪到新的最大功率点, 从而造成很大的功率损失。而改进后的算法在光强突变后重新将光伏电池阵列电压定位在 $0.85 \times V_{oc}$ 处, 之后仅用 0.73 s 便重新追踪到最大功率点后完成收敛。

光照强度突变情况下, 2~3 s 内的测试结果如图 19 所示。由图 19(a)可知, 当光照强度突然



(a) 电压-时间曲线



(b) 功率-时间曲线

图 18 光照强度突变情况下 0~2 s 内测试结果

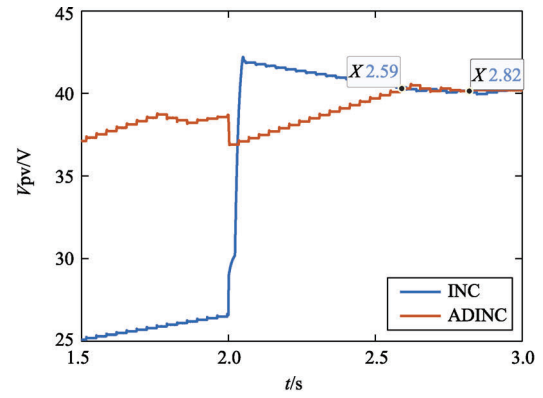
Fig. 18 Test results within 0~2 s under sudden change of irradiance

增强时,INC 算法下的光伏电池电压会发生激增,并且出现较大的振荡。而改进后的算法仍然可以定位到 $0.85 \times V_{OC}$ 处,在约 2.59 s 后追踪到最大功率点,并在 2.82 s 后完成收敛。根据图 19(b)可知,INC 算法在光照强度激增时,功率会出现较大幅度振荡。而 ADINC 法则可以快速定位到最大功率点附近。在追踪到最大功率点时,INC 法存在一定振荡,最小处功率仅 186 W。而 ADINC 法收敛于 192 W。

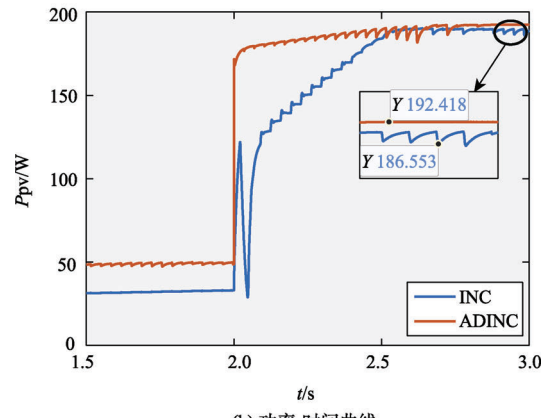
5 结束语

本文立足于太阳能无人机在中低空飞行过程由于姿态或辐照环境改变而导致的功率损失问题,提出一种 ADINC 法,并与 INC 法进行了仿真与试验对比研究,所得结论如下:

(1) 所提 ADINC 方法能够在大幅度辐照扰



(a) 电压-时间曲线



(b) 功率-时间曲线

图 19 光照强度突变情况下 1.5~3 s 测试结果

Fig. 19 Test results within 1.5~3 s under sudden change of irradiance

动时快速跟踪到光伏阵列的最大功率点,相比传统 INC,跟踪速度最大可提升 50%,对辐照变化的适应能力具有明显优势;

(2) 所提 ADINC 方法,具有更高的稳定性和更好的追踪效果,相比传统 INC,可以明显改善稳态时的功率振荡现象,且最终追踪效率可提升约 3%,可更高效地利用太阳翼的发电量;

(3) 本文仿真与试验结果在两种不同的工况下,结果基本保持一致,从跟踪速度看,仿真效果相比于试验结果偏乐观;从稳态震荡抑制效果看,仿真与试验效果相当。

仿真与试验结果验证了 ADINC 法的有效性、实时性和先进性,为太阳能无人机的高能效飞行提供了有力的支撑。

参考文献

[1] 昂海松. 无人系统概念和关键技术[J]. 无人系统技术,

- 2018, 1(1): 66-71.
- [2] 魏庆. 太阳能无人机[J]. 生命与灾害, 2012(8): 24-27.
- [3] 李崎勇, 张伟斌, 武泽中, 等. 基于稳态无振荡 INC 的 MPPT 控制策略[J]. 电源技术, 2021, 45(2): 217-221.
- [4] 郭行. 智能无人系统发展战略研究[J]. 无人系统技术, 2020, 3(6): 1-11.
- [5] 张涛, 李清, 张长水, 等. 智能无人自主系统的发展趋势[J]. 无人系统技术, 2018, 1(1): 11-22.
- [6] 马东立, 包文卓, 乔宇航. 利于冬季飞行的太阳能飞机构型研究[J]. 航空学报, 2014, 35(6): 1581-1591.
- [7] 杨秀钰, 陈诺夫, 陶泉丽, 等. 本征薄层异质结(HIT)太阳能电池的研究现状及展望[J]. 人工晶体学报, 2018, 47(9): 1917-1927.
- [8] Yoshikawa K, Kawasaki H, Yoshida W, et al. Silicon heterojunction solar cell with interdigitated back contacts for a photoconversion efficiency over 26%[J]. Nature Energy. 2017, 2: 17032.
- [9] 孙立志, 张妍. 太阳能无人机电气系统设计[J]. 无人系统技术, 2018, 1(4): 75-78.
- [10] Green M A, Bremner S P. Energy conversion approaches and materials for high-efficiency photovoltaics[J]. Nature materials, 2017, 16(1): 23-34.
- [11] 蔚光辉. 绿色能源小型电动无人机总体设计[D]. 北京: 北京理工大学, 2018.
- [12] 刘刚. 考虑局部阴影的太阳能无人机能源管理系统研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2019.
- [13] 王燕云. 局部阴影条件下光伏发电系统的优化控制研究[D]. 青岛: 青岛大学, 2014.
- [14] Lasheen M, Rahman A, Abdel-Salam M, et al. Adaptive reference voltage-based MPPT technique for PV applications[J]. IET Renewable Power Generation. 2017, 11(5): 715-722.
- [15] 王立乔, 孙孝峰. 分布式发电系统中的光伏发电技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 2010.
- [16] 秦小林, 罗刚, 李文博, 等. 集群智能算法综述[J]. 无人系统技术, 2021, 4(3): 1-10.
- [17] 付明, 周洪, 华锴玮, 等. 晶硅太阳能电池片老化特性研究[J]. 电子元件与材料, 2017, 36(12): 79-83.
- [18] 陈坤. 光伏发电系统 MPPT 控制算法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2013.
- [19] 王仁明, 张癸滨, 王凌云. 基于改进型电导增量法的光伏系统最大功率点跟踪策略[J]. 三峡大学学报(自然科学版), 2019, 41(2): 78-83.
- [20] Faraji, R., Rouholamini, et al. FPGA-based real time incremental conductance maximum power point tracking controller for photovoltaic systems[J]. Power Electronics, 2014, 7(5): 1294-1304.
- [21] 原敬磊, 张建成. 一种改进的变步长电导增量光伏电源 MPPT 控制方法[J]. 电网与清洁能源, 2012, 28(1): 75-79.
- [22] Xiao W, Dunford W G, Palmer P R, et al. Application of centered differentiation and steepest descent to maximum power point tracking[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2007, 54(5): 2539-2549.
- [23] 胡志良, 刘建功, 王毅颖, 等. 优化右侧步长调整系数的光伏 MPPT 控制算法[J]. 电源技术, 2020, 44(4): 602-606.

作者简介:



王正培 (1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为新能源飞行器总体设计与能源管理。



张晓辉 (1988-), 男, 博士, 助理研究员, 主要研究方向为新能源飞行器总体设计与能源管理。本文通信作者。



张江浩 (1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为新能源飞行器总体设计与能源管理。



郑好银 (1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为新能源飞行器总体设计与能源管理。



刘莉 (1964-), 女, 博士, 教授, 主要研究方向为飞行器总体设计、飞行器结构分析与设计。

[引用格式] 何胜杰, 郭强, 王兴虎, 等. 基于ADC分析法优化的无人机效能评估方法[J]. 无人系统技术, 2022, 5(2): 106-116.

基于ADC分析法优化的无人机效能评估方法

何胜杰, 郭强, 王兴虎, 程家林, 陈韵竹, 毛延静

(航空工业成都飞机工业(集团)有限责任公司, 成都 610091)

摘要: 针对将ADC法应用于察打无人机对地攻击任务的效能评估问题, 首先, 对经典ADC方法进行模型创新, 重新构建能力矩阵; 然后, 将改进ADC方法用于3款典型察打无人机(MQ-9、翼龙-2、TB-2)对地攻击效能评估, 根据作战过程分析和评价指标梳理, 设计效能评估指标体系和能力表达公式; 最后, 采用层次分析法对不同能力指标赋予权重系数, 综合得出效能评估结果。效能评估结果表明, MQ-9、翼龙-2、TB-2这3型无人机在对地攻击任务中的作战效能分别为0.6293、0.5962、0.4822, 可知MQ-9综合作战能力及作战效能较高, 而其余两型无人机可在远距作战能力及协同侦察能力等指标中进行改进提升。研究结果可用于评估和比较不同察打无人机的作战效能, 分析不同指标对作战效能的影响程度, 提炼出关键能力指标和改进方向, 对无人机装备的立项论证和作战使用提供理论参考。

关键词: 效能评估; ADC方法; 层次分析法; 指标体系; 察打无人机; 对地攻击

中图分类号: V19

文献标识码: A

文章编号: 2096-5915(2022)02-106-11

DOI: 10.19942/j.issn.2096-5915.2022.2.021

UAV Performance Evaluation Method Optimized Based on ADC Analysis Method

HE Shengjie, GUO Qiang, WANG Xinghu, CHENG Jialin, CHEN Yunzhu, MAO Yanjing

(AVIC Chengdu Aircraft Industrial (Group) Co., Ltd., Chengdu 610091, China)

Abstract: Aiming at the problem of applying ADC method to the effectiveness evaluation of ground attack mission of UAV, this paper first innovates the model of classical ADC method and reconstructs the capability matrix, and then applies the improved ADC method to the effectiveness evaluation of ground attack of three typical reconnaissance/strike UAVs (MQ-9, WingLoong-2 and TB-2), which is sorted out according to the analysis of combat process and evaluation indexes, Design the efficiency evaluation index system and ability expression formula. Finally, use the analytic hierarchy process to give weight coefficients to different ability indexes, and comprehensively obtain the efficiency evaluation results. The effectiveness evaluation results show that the combat effectiveness of MQ-9, WingLoong-2 and TB-2 in the ground attack mission is 0.6293, 0.5962 and 0.4822 respectively. It can be seen that MQ-9 has high comprehensive combat capability and combat effectiveness, while the other two UAVs can be improved in the indicators of long-range combat capability and cooperative reconnaissance capability. The research results of this paper can be used to evaluate and compare the combat effectiveness of different reconnaissance/ strike UAVs, analyze the impact of different indicators on combat effectiveness, extract key capability indicators and improvement direction, and provide theoretical reference for the project demonstration and combat use of UAV equipment.

Key words: Effectiveness Evaluation; ADC Method; Analytic Hierarchy Process; Index System; Reconnaissance/

Strike UAV; Ground Attack

1 引言

1.1 背景及意义

武器装备的作战效能是设计、研制该武器的基本依据和总目标。如何判定评估武器装备性能, 并作为武器装备设计、研制的目标和要求是现代武器发展必经之路。在众多的效能评估方法中, ADC 效能评估法因概念清晰、模型严谨、层次分明、因素全面、指标明确、能鲜明反映武器装备作战效能的物理本质等优势, 而广泛应用于战机、舰艇、导弹、潜艇、卫星、雷达等武器装备的作战效能评估, 并指导装备研制和作战使用。本文采用该方法作为效能评估的基本手段和理论工具。

1.2 发展现状

ADC 效能评估法由美国工业界武器系统效能咨询委员会(WSEIAC)于 1965 年提出^[1], 综合评估可用度、可靠度和能力对武器装备作战效能的影响, 能较全面地反映武器装备各系统的任务可靠性及多项战术技术指标对装备效能的综合作用。历经半个世纪的发展, ADC 方法在武器装备效能评估方面的理论研究和实际应用已日臻成熟。

Gui^[2]提出一种适用于无人装备的作战效能评估模型, 基于 ADC 模型建立效能评估方程和计算方法, 并利用该模型评估武器装备改进前后的作战效能, 评估结果具有显著差异, 验证了该模型的有效性。Zhang 等^[3]针对 ADC 模型不能充分评价民用无人机系统的效能, 结合无人机输电线路巡检的需要, 对其进行了改进, 突出了运行条件和环境适应性因素的影响, 建立了固定翼无人机系统效能评估模型。Zhang 等^[4]以无人机编队协同突防为例, 建立了地空导弹防御系统雷达探测的数学模型, 并基于 ADC 模型, 从目标发现、雷达散射截面积和目标杀伤 3 个方面建立了多无人机协同编队效能模型。

Guo 等^[5]以基本 ADC 模型为参考, 提出了舰

载导航设备综合效能的概念。Xu 等^[6]采用 ADC 模型建立了鱼雷作战效能评估模型, 给出了系统的可用性和可靠性。Li 等^[7]针对雷达干扰系统的组成和功能特点, 从有效性、可信度和系统能力等方面对雷达干扰系统的作战效能进行了评价。

郑锦等^[8]等应用系统效能评估 ADC 模型, 综合考虑影响水面舰艇作战系统效能评估的因素, 建立有关数学模型, 并以水面舰艇典型的对空作战任务效能计算为例, 验证了所提模型的有效性。陈强等^[9]从数据链系统的信息支持能力出发, 结合指标体系的选取和确立原则, 建立了数据链系统作战效能指标体系。李彤岩等^[10]针对通信网络性能指标多、效能评估困难的问题。王君等^[11]等应用 ADC 方法建立了一种低空近程地空导弹武器系统效能评估的数学模型。宋朝河^[12]根据雷达的侦察定位和数据处理传输功能, 运用相关聚合法计算雷达侦察的能力, 结合 ADC 模型实现侦察雷达的效能分析。孟锦等^[13]以 ADC 模型为基础, 对侦察卫星系统自身特点进行分析。

上述文献对 ADC 方法及其应用的研究对武器系统本身的使命任务、应用场景分析较少, 指标体系构建的承接关系不强, 且在构建能力指标时计算模型和考虑因素较简单, 不能贴近实战任务反映效能指标的由来和计算输出。因此, 本文对 ADC 方法进行理论改进和模型重构, 并将改进的 ADC 方法应用于察打无人机对地攻击作战效能评估问题。

2 ADC 方法及改进分析

2.1 基本原理

ADC 方法对武器装备作战效能的定义是: 预计系统在规定约束条件下满足特定作战任务要求程度的度量, 是可用度 A (Availability)、可靠度 D (Dependability) 和能力 C (Capability) 的函数。其模型为^[14]

$$E=A \times D \times C \quad (1)$$

$A=[a_1, a_2, \dots, a_n]_{1 \times n}$ 为系统的可用度向量, 表

示任务开始执行瞬间,系统可能出现的 n 种工作状态的概率, $a_i (i=1, \dots, n)$ 为开始执行任务时处于 i 状态的概率,如处于正常状态或故障状态的概率。系统的 n 种初始工作状态组成了向量的样本空间,即 $\sum_{i=1}^n a_i = 1$ 。

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1n} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & \cdots & d_{nn} \end{bmatrix}_{n \times n} \quad \text{为可靠度矩阵,表}$$

示系统从初始工作状态转移到其他工作状态的概率, $d_{ij} (i, j=1, \dots, n)$ 为工作状态 i 转为工作状态 j 的概率,如正常状态变为故障状态的概率。对于系统开始执行任务时的任一种状态,在执行任务过程中的 n 个可能的转化状态构成了这一状态转化的样本空间,因此,矩阵 D 中的任一行元素之和必定为 1,即 $\sum_{j=1}^n d_{ij} = 1, i=1, 2, \dots, n$ 。

若矩阵 D 中的元素 d_{ij} 按照元素角标 i, j 值越大、则故障越多或越严重的规则排序,且系统在任务执行过程中对发生的故障不能修复,因而故障状态不能向正常工作状态发生转移,所以当 $i > j$ 时,则 $d_{ij} = 0$,此时可靠度矩阵就演变成一个上三角矩阵,即 $D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1n} \\ 0 & d_{22} & \cdots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & d_{nn} \end{bmatrix}_{n \times n}$ 。

$$C = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_n \end{bmatrix}_{n \times 1} \quad \text{为能力向量, } c_j (j=1, \dots, n) \text{ 表示系}$$

统处于状态 j 时达到的效能指标值。

因此,ADC 效能评估法的计算模型为

$$E = A \times D \times C$$

$$= [a_1, a_2, \dots, a_n] \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1n} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & \cdots & d_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_n \end{bmatrix} \quad (2)$$

在作战效能模型 $E=A \times D \times C$ 中,作战效能 E

表示相应能力指标受可用度和可靠度影响后的实际效能值; A 、 D 在选定系统状态数的情况下可由解析法获得; C 中的元素在很大程度上取决于武器系统的固有性能和作战任务要求。

2.2 改进分析

ADC 方法把装备作战效能表示为可用度、可靠度和作战能力的关联函数,指明了装备系统构成、工作可靠性与战技指标之间的内在联系,具有相当广泛的适用性,可用于大部分武器装备的效能评估。

但 ADC 方法也存在一定局限性,即要求数学模型中的每一项均具有明确的解析式,且对每项能力的表达约束性不足,特别是能力向量 C 的构建设没有统一标准框架,需根据特定任务具体分析。因察打无人机系统结构复杂,且缺乏部分定量战技指标,故用该法完成能力向量 C 的定量分析十分困难。

因此,基于作战任务、作战流程等,考虑察打无人机对地攻击中战场环境和对手能力,主要针对作战能力 C 向量进行重新定义、构建,对无法定量描述的能力指标进行量化和规范化,辅以层次分析法、专家评估法确定不同能力指标权重系数,构建全面、综合、贴近实战的效能评估指标体系。

3 对地攻击任务描述

3.1 任务分析

本文设定察打无人机在中低烈度对抗中进行单机作战,任务区域部署有敌方预警雷达、防空系统和陆基电子战装备等,其作战目标是发现并成功摧毁敌防空火力覆盖下的打击对象。我方分别考虑 3 型察打无人机 (MQ-9、翼龙-2、TB-2 为原型) 执行对地攻击任务,并基于作战过程深度分析地空威胁和电磁环境对作战效能的影响,典型作战形式如图 1 所示。

3.2 作战过程

根据察打无人机对地攻击作战目标和战场使命,可将其作战任务划分为 4 个阶段。

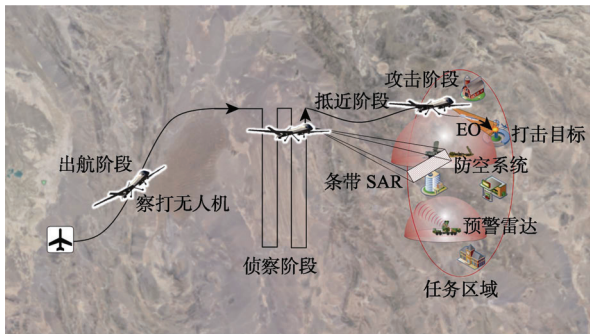


图 1 察打无人机对地攻击任务示意图

Fig. 1 Schematic diagram of ground attack mission of reconnaissance/strike UAV

3.2.1 战前准备, 快速出航

根据平时情报积累和卫星等情报系统支持, 确认某区域发现重要目标, 需前往侦察打击。无人机地面站受领指挥中心下达的作战任务, 立即展开对无人机系统的检查、加电、注油等, 并装订作战任务规划和预设航线。

3.2.2 区域搜索, 明晰态势

摸清敌方兵力部署和目标位置后, 察打无人机适当修改及装订任务规划和接近航线, 隐蔽接近目标, 执行锁定、打击。

3.2.3 规避威胁, 抵近目标

察打无人机对作战区域侦察搜索后, 若探测到打击目标过远或需进一步抵近侦察、识别、

确认目标, 则无人机需重新规划打击任务和接近航线, 绕过敌方预警雷达、防空系统、电子战系统等地面威胁, 隐蔽接近, 达到攻击区域后快速锁定、跟踪目标, 满足导弹发射条件后进行打击摧毁。

3.2.4 精确打击, 迅速撤离

接近到侦察载荷精确识别范围后, 察打无人机需对目标快速定位、识别及锁定, 根据携带武器的制导方式, 确认攻击时机。攻击完成后, 进行打击效果评估, 根据目标毁伤情况、所剩武器数量、目前战场态势, 决策是否二次攻击或者迅速撤离。

4 察打无人机作战效能评估

4.1 效能评估指标体系构建

本文基于改进 ADC 方法, 针对察打无人机执行对地攻击任务进行作战效能评估, 依据无人机作战过程, 梳理、归纳出察打无人机对地攻击作战效能指标体系如图 2 所示, 将指标体系划分为 4 个层次: 总体效能层、作战过程层、局部效能层、装备性能层。

对于察打无人机的能力指标, 有以下几点需要说明。

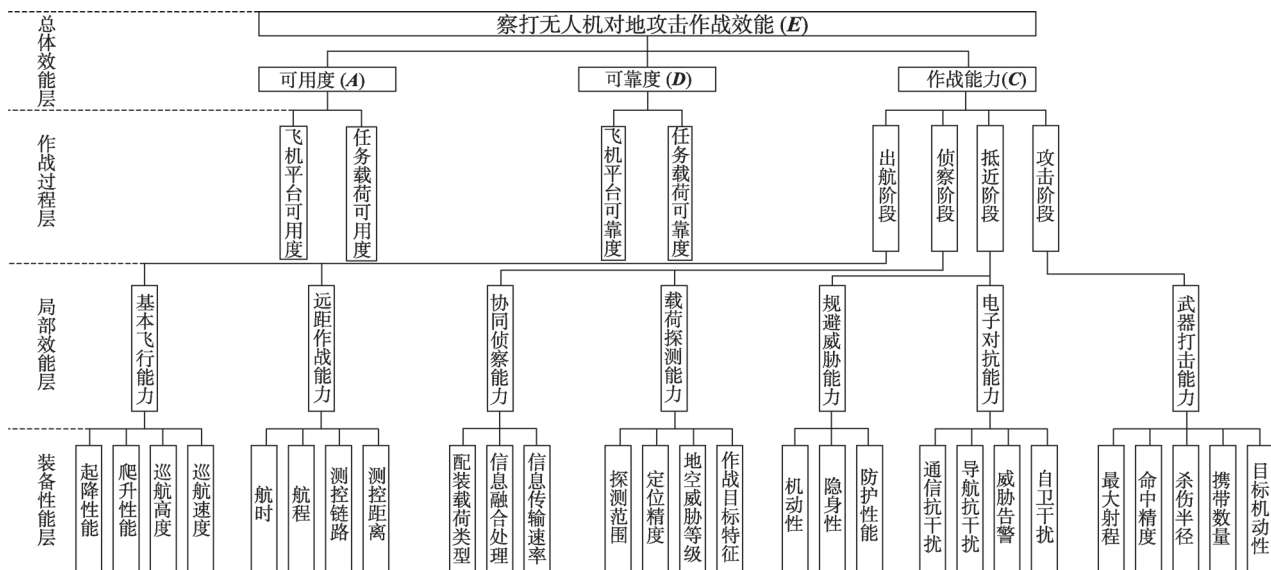


图 1 察打无人机作战效能指标体系

Fig. 1 Combat effectiveness index system of reconnaissance/strike UAV

4.1.1 能力指标分类

依据作战效能指标能否量化、被期望程度等,可将其进行分类。

(1)按能否定量分类,即能否求出具体数值,可以求出具体数值的量称为定量指标,如高度、速度、航时、航程等指标;不能求出具体数值,只能定性描述的量称为定性指标,如信息融合处理能力、防护性能、通信和导航抗干扰能力等。定性指标需要进行量化,才能应用于效能评估模型。

(2)按指标期望分类,即指标期望值是越大越好、还是越小越好。期望指标值越大的量被称为效益型指标,如侦察探测范围、武器最大射程、无人机机动性等;期望指标值越小的量被称为成本型指标,如无人机可探测性、地空威胁等级、目标机动性等。对能力指标进行规范化时,这两类指标的应用公式有所不同。

4.1.2 定性指标量化

ADC 模型要求能力指标具有明确的解析表达,因此,需对定性指标进行量化,再进行规范化处理。常用的量化方法主要是专家凭借自己的经验知识、将该指标的满意程度用 0~1 之间的数字来表示,如依据无人机在复杂电磁环境下的作战表现、结合专家经验,将无人机通信抗干扰力量量化为 0.7,即得到该指标用于效能评估模型的输入值。

4.1.3 指标规范化

常用的规范化方法是将该指标实际数值与期望值相比,对于效益型指标,如某无人机的航时为 20h,则其规范化公式为 $20/40=0.5$,40 为航时期望值,即认为无人机航时超过 40h 就能较好地完成特定任务;对于成本型指标,如某无人机 RCS 值为 10,期望 RCS 值为 2,则规范化结果为 $2/10=0.2$ 。

4.1.4 指标权重确定

察打无人机的作战效能评估需由多个能力指标共同确定,但对于不同作战任务、作战流程等,每个指标对整体效能的作用程度不一。因此,对每个效能评估指标赋予不同的权重系数将很有必

要。层次分析法是一种比较常用的赋权方法。

4.2 可用度计算

可用度是在开始执行任务时系统状态的度量,可用系统在开始执行任务时武器系统的状态概率来表示。分析武器系统的可用度时,首先要明确武器系统的组成结构和拥有的工作状态。

本文将察打无人机系统分为飞机平台和任务载荷(包括信息获取载荷和火力打击载荷)两个子系统,每个子系统在执行任务前可能处于正常或故障状态(本文的故障状态均指非重大故障,无人机仍具备执行任务的能力,但作战效能会受到削弱)。因此,可用度向量为

$$A=[a_1, a_2, a_3, a_4] \quad (3)$$

其中, a_1 为开始执行任务时,飞机平台和任务载荷子系统均处于正常状态的概率; a_2 为开始执行任务时,飞机平台子系统正常、任务载荷子系统故障的概率; a_3 为开始执行任务时,飞机平台子系统故障、任务载荷子系统正常的概率; a_4 为开始执行任务时,飞机平台和任务载荷子系统均处于故障状态的概率。

系统结构确定之后,各种工作状态出现的可能性大小,依赖于系统及其各单元的可靠性和维修性,因此系统处于正常或故障状态的概率公式可表示为

$$\begin{cases} P_{zc} = \frac{MTBF}{MTBF + MTTR} \\ P_{gz} = \frac{MTTR}{MTBF + MTTR} \end{cases} \quad (4)$$

式中, P_{zc} 和 P_{gz} 分别为系统处于正常和故障状态的概率; $MTBF$ 为系统平均故障间隔时间,是指可修复的系统在相邻两次故障间的平均工作时间; $MTTR$ 为系统平均故障修复时间,是指系统从出现故障到恢复正常所需平均时间。

本文用于对地攻击效能评估的 3 型察打无人机的平均故障间隔时间和平均故障修复时间如表 1 所示。

根据式(4),可计算出察打无人能系统处于正常或故障状态的概率如表 2 所示。

表 1 察打无人机的平均故障间隔时间和平均故障修复时间

Table 1 Mean time between failures and mean time to repair of reconnaissance/strike UAV

项目 无人机型号 子系统	平均故障间隔时间 (MTBF) (h)			平均故障修复时间 (MTTR) (h)		
	A	B	C	A	B	C
飞机平台子系统	50	40	48	4	6	8
任务载荷子系统	18	15	20	2	2	1

表 2 察打无人机系统处于正常或故障状态的概率

Table 2 Probability of reconnaissance/ strike UAV system in normal or fault state

项目 无人机型号 子系统	正常状态概率			故障状态概率		
	A	B	C	A	B	C
飞机平台子系统	0.9259	0.8696	0.8571	0.0741	0.1304	0.1429
任务载荷子系统	0.9000	0.8824	0.9524	0.1000	0.1176	0.0476

结合式 (3), 可得 3 型察打无人机的可用度向量分别为

$$\begin{aligned}
 A_A &= [0.8333, 0.0926, 0.0667, 0.0074] \\
 A_B &= [0.7673, 0.1023, 0.1151, 0.0153] \\
 A_C &= [0.8163, 0.0408, 0.1361, 0.0068]
 \end{aligned} \tag{5}$$

4.3 可靠度计算

可靠度是在已知系统开始执行任务时所处状态条件下, 在执行任务过程中某个瞬间或多个瞬间的系统状态的度量。可靠度矩阵

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & d_{13} & d_{14} \\ d_{21} & d_{22} & d_{23} & d_{24} \\ d_{31} & d_{32} & d_{33} & d_{34} \\ d_{41} & d_{42} & d_{43} & d_{44} \end{bmatrix} \tag{6}$$

式中, $d_{ij} (i, j = 1, 2, 3, 4)$ 表示无人机系统在执行任务过程中从状态 a_i 转化为状态 a_j 的概率。

由于在执行任务过程中, 系统具有不可修复性 (系统修复率 $\mu = 0$), 即各子系统不可能由故障状态转为正常状态, 则可靠度矩阵变为

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & d_{13} & d_{14} \\ 0 & d_{22} & 0 & d_{24} \\ 0 & 0 & d_{33} & d_{34} \\ 0 & 0 & 0 & d_{44} \end{bmatrix} \tag{7}$$

无人机系统在执行任务期间保持正常状态的概率 P_{nor} 服从指数分布^[15], 即

$$P_{nor} = \exp(-\lambda T) \tag{8}$$

式中, T 为任务时间, λ 为系统故障率。系统故障率 λ 与平均故障间隔时间 $MTBF$ 有如下关系:

$$\lambda = \frac{1}{MTBF} \tag{9}$$

假定无人机每次出航, 执行任务的时间为 8 h, 即 $T=8$, 则无人机各子系统在执行任务过程中保持正常状态的概率和转化为故障状态的概率如表 3 所示。

表 3 察打无人机系统保持正常状态或转为故障状态的概率

Table 3 Probability of reconnaissance/strike UAV system maintaining normal state or turning into fault state

项目 无人机型号 子系统	保持正常状态概率			转为故障状态概率		
	A	B	C	A	B	C
飞机平台子系统	0.8521	0.8187	0.8465	0.1479	0.1813	0.1535
任务载荷子系统	0.6412	0.5866	0.6703	0.3588	0.4134	0.3297

结合式 (7), 可得 3 型察打无人机的可靠度向量分别为

$$\begin{aligned}
 D_A &= \begin{bmatrix} 0.5464 & 0.3057 & 0.0948 & 0.0531 \\ 0 & 0.8521 & 0 & 0.1479 \\ 0 & 0 & 0.6412 & 0.3588 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 D_B &= \begin{bmatrix} 0.4802 & 0.3385 & 0.1064 & 0.0749 \\ 0 & 0.8187 & 0 & 0.1813 \\ 0 & 0 & 0.5866 & 0.4134 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 D_C &= \begin{bmatrix} 0.5674 & 0.2791 & 0.1029 & 0.0506 \\ 0 & 0.8465 & 0 & 0.1535 \\ 0 & 0 & 0.6703 & 0.3297 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{10}$$

4.4 作战能力分析

本文选取 3 型经典察打无人机作为效能评估的输入, 如表 4 所示。这 3 型无人机 (无人机 A、无人机 B、无人机 C) 分别以 MQ-9、翼龙-2、TB-2 为原型, 给出其性能数据, 并作为作战能力分析的基础。

表 4 察打无人机对地攻击作战能力指标
Table 4 Operational capability index of reconnaissance/ strike UAV ground attack

指标	无人机 A (以 MQ-9 为原型)	无人机 B (以翼龙-2 为原型)	无人机 C (以 TB-2 为原型)	备注	
起降性能(m)	1000	1200	1150	主要包括起飞和着陆滑跑距离, 这里以水平面起飞滑跑距离表示	
基本飞行能力	爬升性能(m/s)	10	9.5	8	以最大爬升率表示
	巡航高度(m)	9000	6000	5000	/
	巡航速度(km/h)	330	280	130	/
远距作战能力	航时(h)	40	20	24	/
	航程(km)	11000	6000	3000	/
	测控链路	卫通/视距	卫通/视距	视距链路	/
	测控距离(km)	300	290	150	以视距链路测控距离表示
协同侦察能力	配装载荷类型	SAR、可见光/红外	SAR、可见光/红外	可见光/红外	/
	信息融合处理	0.6	0.5	0.4	多种载荷侦察信息融合处理能力, 为定性指标, 以能力系数表示
	信息传输速率(Mbit/s)	16	8	8	以视距链路信息传输最大速率表示
	侦察探测范围(km)	85	70	20	以所有载荷中最大探测距离表示
	侦察分辨率(m×m)	3×3	3×3	2.3×2.3	对应上栏侦察距离下的分辨率
载荷探测能力	地空威胁等级	0.5	0.5	0.5	地空威胁主要包括预警雷达、防空火力、电子干扰等, 其作用距离和火力范围将影响侦察载荷的使用策略及侦察抵近距离等, 是一个综合评估结果, 以威胁等级系数表示
	作战目标特征	0.7	0.7	0.7	主要包括作战目标的尺寸大小、RCS 值、红外特征等, 需综合评估判定, 以特征系数表示, 系数越小, 目标可探测性越低
规避威胁能力	机动性(g)	5	4.5	4	无人机改变高度、速度、航向等飞行状态的能力, 以法向过载表示
	可探测性(m ²) (作者估测值)	10	10	2	主要包括无人机的 RCS 值、尺寸大小、红外特征等, 以 RCS 值表示
	防护性能	0.7	0.7	0.6	无人机抗击爆炸、冲击、恶劣环境等的的能力, 以综合评估能力系数表示
	通信抗干扰	0.7	0.65	0.6	抗压制、诱骗式通信干扰能力, 以能力系数表示
电子对抗能力	导航抗干扰	0.65	0.6	0.5	抗压制、诱骗式导航干扰能力, 以能力系数表示
	威胁告警	0.6	0.6	0.55	对雷达跟踪、导弹锁定等进行告警, 以能力系数表示
	自卫干扰	0.5	0.5	0.4	对威胁雷达等实施有源干扰, 以能力系数表示
武器打击能力	武器最大射程(km)	11	7	8	无人机 A、B、C 分别以挂载 AGM-114、BA-7、MAM-L 导弹为标准
	武器命中精度(m)	1	0.5	3	以 CEP 计算
	携带武器数量 (枚)	16	10	4	/
	目标机动性 (km/h)	10	10	10	武器命中率与攻击目标的机动性、特征尺寸等有关, 这里以速度表示

作战能力向量 C 的构建并没有固定模式及公式, 相比于常规做法仅考虑无人机的航程、速度、升限等固有指标, 本文在构建 3 型察打无人机的能力向量 C 时, 基于作战任务和作战过程,

凝练出关键指标, 考虑因素全面, 不仅包括速度、航时等基本指标, 也考虑战场环境和作战对象对任务完成率的影响, 并融入层次分析法、专家打分法等经典算法赋予指标权重, 采用模型分析法

显性表达每个效能指标的计算式, 使针对无人机执行察打任务有具体可依的数学方法。

4.4.1 确定 7 类能力指标权重

本文依据察打无人机执行对地攻击任务作战流程, 将作战能力划分为 7 类能力指标 (基本飞行能力、远距作战能力、协同侦察能力、载荷探测能力、规避威胁能力、电子对抗能力、武器打击能力), 并根据察打无人机具体性能数据, 建立各分项模型。

本文采用层次分析法^[16]确定 7 类能力指标的权重系数。首先建立判断矩阵, 通过两两对比和专家咨询, 按照重要性程度 (采用 1~9 的判断标度量化)得到的判断矩阵如表 5 所示。

表 5 层次分析法确定权重的判断矩阵
Table 5 Judgment matrix for determining weight by analytic hierarchy process

	基本飞行能力	远距作战能力	协同侦察能力	载荷探测能力	规避威胁能力	电子对抗能力	武器打击能力
基本飞行能力	1	1/2	1/2	1/4	1/3	1/3	1/4
远距作战能力	2	1	1/2	1/5	1/2	1/3	1/4
协同侦察能力	2	2	1	1/4	1/2	1/2	1/3
载荷探测能力	4	5	4	1	3	2	2
规避威胁能力	3	2	2	1/3	1	1/2	1/3
电子对抗能力	3	3	2	1/2	2	1	1/3
武器打击能力	4	4	3	1/2	3	3	1

由于专家评估的主观性和客观事物的复杂性, 需对判断矩阵进行一致性检验, 即检验数据的合理性。一致性指标 $C.I$ 的计算公式为^[15]

$$C.I = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad (11)$$

式中, λ_{\max} 为判断矩阵的最大特征值, n 为判断矩阵的阶数, 此处为 7 阶。

经计算, 最大特征值 λ_{\max} 为 7.2587, 则一致性指标 $C.I$ 为 0.0431。查找对照表中相应阶数 n 的平均随机一致性指标 $R.I$ 为 1.36 (阶数与 $R.I$ 为一一对应的常数, 直接查表获得)。因此, 一致性比

例 $C.R$ 为

$$C.R = \frac{C.I}{R.I} = 0.0317 \quad (12)$$

当 $C.R < 0.1$ 时, 则认为判断矩阵的一致性可接受。

判断矩阵的一致性检验通过后, 再求出最大特征值 λ_{\max} 对应的特征向量

$$vec = [0.1041, 0.1281, 0.1766, 0.6804, 0.2396, 0.3285, 0.5597]^T \quad (13)$$

对特征向量进行归一化处理, 即可求得各类能力指标的权重系数

$$weight = [0.0470, 0.0578, 0.0796, 0.3069, 0.1081, 0.1482, 0.2525]^T \quad (14)$$

表 6 分项能力指标权重系数

Table 6 Weight coefficient of sub capacity index

分项能力	权重系数
基本飞行能力 F_w	0.0470
远距作战能力 Y_w	0.0578
协同侦察能力 X_w	0.0796
载荷探测能力 R_w	0.3069
规避威胁能力 G_w	0.1081
电子对抗能力 E_w	0.1482
武器打击能力 W_w	0.2525

因此, 衡量各类能力指标对察打无人机整体作战效能的影响可按权重系数进行加权处理。下面构建各分项能力模型, 计算作战能力值。

4.4.2 基本飞行能力

本文构建的基本飞行能力分项模型 F 与起降性能 F_{qi} 、爬升性能 F_{ps} 、巡航高度 F_{gd} 、巡航速度 F_{sd} 这 4 个因素有关, 根据专家意见和实际作战经验参考, 综合考虑下层指标对上层指标的影响程度、重要程度以及指标量化、规范化等, 基本飞行能力分项模型可表示为

$$F = 0.15 \times (800 / F_{qi}) + 0.20 \times (F_{ps} / 12) + 0.30 \times (F_{gd} / 10000) + 0.35 \times (F_{sd} / 350) \quad (15)$$

式中, 每项括号内数值为指标量化、规范化后的结果, 括号前数值为该项加权系数。

结合表 4 中 3 型无人机的指标数据, 代入上式, 可得察打无人机 A 、 B 、 C 的基本飞行能力评

估结果分别为

$$\begin{aligned} F_A &= 0.15 \times (800 / 1000) + 0.20 \times (10 / 12) + \\ &0.30 \times (9000 / 10000) + 0.35 \times (330 / 350) = 0.8867 \\ F_B &= 0.15 \times (800 / 1200) + 0.20 \times (9.5 / 12) + \\ &0.30 \times (6000 / 10000) + 0.35 \times (280 / 350) = 0.7183 \\ F_C &= 0.15 \times (800 / 1150) + 0.20 \times (8 / 12) + \\ &0.30 \times (5000 / 10000) + 0.35 \times (130 / 350) = 0.5177 \end{aligned} \quad (16)$$

即察打无人机 A 、 B 、 C 的基本飞行能力评估结果分别是 0.8867、0.7183、0.5177。下面各分项能力模型的构建和计算原理类似，仅作简单说明。

4.4.3 远距作战能力

远距作战能力分项模型 Y 由航时 Y_{hs} 、航程 Y_{hc} 、测控链路 Y_{ll} 、测控距离 Y_{jl} 构成，可表示为

$$Y = 0.25 \times (Y_{hs} / 40) + 0.25 \times (Y_{hc} / 12000) + 0.40 \times (Y_{ll}) + 0.10 \times (Y_{jl} / 300) \quad (17)$$

式中，测控链路类型 Y_{ll} 为定性指标，需进行定量化，此处将具有卫通和视距链路的无人机该项指标值取为 0.80，仅有视距链路的该项值取为 0.60。

结合表 4 数据，代入上式可得察打无人机 A 、 B 、 C 的远距作战能力评估结果分别为

$$\begin{aligned} Y_A &= 0.8992 \\ Y_B &= 0.6667 \\ Y_C &= 0.5025 \end{aligned} \quad (18)$$

4.4.4 协同侦察能力

协同侦察能力分项模型 X 由配装载荷类型 X_{zh} 、信息融合处理能力 X_{cl} 、信息传输速率 X_{sl} 构成，可表示为

$$X = 0.50 \times (X_{zh}) + 0.20 \times (X_{cl}) + 0.30 \times (X_{sl} / 16) \quad (19)$$

式中，配装载荷类型 X_{zh} 为定性指标，察打无人机同时具有电子侦察、雷达侦察、图像侦察时，本文将该项指标值定为 0.90，具备雷达侦察和图像侦察的该项值定为 0.80，只具有图像侦察能力的该项值定为 0.65。

结合表 4 数据，代入上式可得察打无人机 A 、 B 、 C 的协同侦察能力评估结果分别为

$$\begin{aligned} X_A &= 0.8200 \\ X_B &= 0.6500 \\ X_C &= 0.5550 \end{aligned} \quad (20)$$

4.4.5 载荷探测能力

载荷探测能力分项模型 R 由侦察探测范围 R_{fw} 、侦察分辨率 R_{fb} 、地空威胁等级 R_{wx} 、作战目标特征 R_{mb} 构成，可表示为

$$R = 0.40 \times (R_{fw} / 85) + 0.20 \times (2.0 / R_{fb}) + 0.30 \times (0.3 / R_{wx}) + 0.10 \times (R_{mb}) \quad (21)$$

式中，若侦察分辨率 R_{fb} 为 $3\text{m} \times 3\text{m}$ ，则取值为 3 代入计算。

结合表 4 数据，代入上式可得察打无人机 A 、 B 、 C 的载荷探测能力评估结果分别为

$$\begin{aligned} R_A &= 0.7833 \\ R_B &= 0.7127 \\ R_C &= 0.5180 \end{aligned} \quad (22)$$

4.4.6 规避威胁能力

规避威胁能力 G 由察打无人机机动性 G_{jd} 、可探测性 G_{kt} 、防护性能 G_{fh} 决定，可表示为如下

$$G = 0.3 \times (G_{jd} / 9) + 0.6 \times (2 / G_{kt}) + 0.1 \times (G_{fh}) \quad (23)$$

结合表 4 数据，代入上式可得察打无人机 A 、 B 、 C 的规避威胁能力评估结果分别为

$$\begin{aligned} G_A &= 0.3567 \\ G_B &= 0.3400 \\ G_C &= 0.7933 \end{aligned} \quad (24)$$

4.4.7 电子对抗能力

察打无人机电子对抗能力 E 由通信抗干扰 E_{tx} 、导航抗干扰 E_{dh} 、威胁告警 E_{gj} 、自卫干扰 E_{gr} 等因素决定，可由下式解析计算

$$E = 0.35 \times (E_{tx}) + 0.35 \times (E_{dh}) + 0.20 \times (E_{gj}) + 0.10 \times (E_{gr}) \quad (25)$$

结合表 4 数据，代入上式可得察打无人机 A 、 B 、 C 的电子对抗能力评估结果分别为

$$\begin{aligned} E_A &= 0.6425 \\ E_B &= 0.6075 \\ E_C &= 0.5350 \end{aligned} \quad (26)$$

4.4.8 武器打击能力

武器打击能力分项模型 W 由武器最大射程 W_{sc} 、武器命中精度 W_{jd} 、携带武器数量 W_{sl} 、目标机动性 W_{mb} 等元素构成，可表达为下式

$$W = 0.30 \times (W_{sc} / 12) + 0.40 \times (0.5 / W_{jd}) + 0.10 \times (W_{sl} / 16) + 0.20 \times (5 / W_{mb}) \quad (27)$$

结合表 4 数据, 代入上式可得察打无人机 A 、 B 、 C 的武器打击能力评估结果分别为

$$\begin{aligned} W_A &= 0.5750 \\ W_B &= 0.7375 \\ W_C &= 0.3917 \end{aligned} \quad (28)$$

4.4.9 各类能力指标聚合

根据上文计算结果, 各类能力指标的评估结果和权重系数如表 7 所示。

表 7 分项能力指标评估结果及权重系数
Table 7 Evaluation result and weight coefficient of sub item capability index

分项能力	权重系数	效能评估值		
		无人机 A	无人机 B	无人机 C
基本飞行能力	0.0470	0.8867	0.7183	0.5177
远距作战能力	0.0578	0.8992	0.6667	0.5025
协同侦察能力	0.0796	0.8200	0.6500	0.5550
载荷探测能力	0.3069	0.7833	0.7127	0.5180
规避威胁能力	0.1081	0.3567	0.3400	0.7933
电子对抗能力	0.1482	0.6425	0.6075	0.5350
武器打击能力	0.2525	0.5750	0.7375	0.3917

对各项能力进行加权计算, 得到 3 型察打无人机的作战能力评估值为

$$\begin{aligned} C'_A &= 0.6783 \\ C'_B &= 0.6558 \\ C'_C &= 0.5205 \end{aligned} \quad (29)$$

根据察打无人机系统性能和实战经验, 其系统组成部分在状态良好和发生故障时均应具备完成任务的能力, 只是根据故障的实际情况和具体环境影响对作战效能存在不同程度的削弱。本文设定若无人机的一个子系统故障, 任务能力削弱 10%, 两个子系统故障, 任务能力削弱 30%, 则 3 型察打无人机对应 $a_i (i=1,2,3,4)$ 状态下的作战能力向量有

$$\begin{aligned} C_A &= [0.6783, 0.6105, 0.6105, 0.4748]^T \\ C_B &= [0.6558, 0.5902, 0.5902, 0.4591]^T \\ C_C &= [0.5205, 0.4684, 0.4684, 0.3643]^T \end{aligned} \quad (30)$$

4.5 作战效能评估

根据 ADC 效能评估方法的计算模型式 (2),

结合式 (5) (10) (30), 可得 3 型察打无人机执行对地攻击任务时的作战效能分别为

$$\begin{aligned} E_A &= A_A \times D_A \times C_A = 0.6293 \\ E_B &= A_B \times D_B \times C_B = 0.5962 \\ E_C &= A_C \times D_C \times C_C = 0.4822 \end{aligned} \quad (31)$$

即察打无人机 A 、 B 、 C 的作战效能评估值分别为 0.6293、0.5962、0.4822。

对于最终计算评估得出的作战效能值, 是在特定任务设定、指标体系构建、计算方法生成、能力数据采集等限制和要求下得出的相对值, 可用于比较不同型号无人机 (本文中为 MQ-9、翼龙-2、TB-2) 执行相同任务时的作战效能, 通过分析其能力指标差异和效能评估关键指标, 提出可以改进的方向和设计指标, 为型号论证或作战使用提供理论参考。

5 结 论

针对现有 ADC 方法应用局限和拟研究作战任务, 本文首先介绍了 ADC 效能评估法的基本原理和方法特点、现有分析方法的不足并提出改进措施; 接着设定 ADC 方法用于效能评估的作战任务, 即察打无人机对地攻击作战, 分析对地攻击任务特点和实际对抗中应考虑的真实战场环境对无人机作战效能的影响, 并剖析察打无人机对地攻击任务流程, 立足每个任务阶段的主要作用因素, 按作战过程分析和提炼察打无人机关键能力指标; 最后将改进 ADC 方法用于察打无人机对地攻击效能评估, 并基于作战过程构建效能评估指标体系和评估模型, 使用 3 型经典察打无人机作为数据输入, 评估其作战效能并对比分析指标因素的影响。

参 考 文 献

- [1] Murray N L. Task Group I. Requirements methodology[R]. USA: Weapon System Effectiveness Industry Advisory Committee (WSEIAC), 1965.
- [2] Gui C. Evaluation of unmanned equipment operational effectiveness based on ADC model[C]. 10th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, Hangzhou, China, 2018.

- [3] Zhang G, Xiaoming Q, et al. Effectiveness evaluation model of fixed wing UAV based on the improved ADC model[C]. IEEE ICUS, Beijing, China, 2017.
- [4] Zhang M, Dong Z, Lu J. Research on penetration effectiveness of multiple unmanned aerial vehicles coordinated formation[C]. Proceedings of 2014 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference, Yantai, China, 2014.
- [5] Guo J, Li T. Construction of shipborne navigation equipment's comprehensive effectiveness evaluation index system based on improved ADC model[C]. Proceedings of 2014 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference, Yantai, China, 2014.
- [6] Xu H, Kang F. Approach for operational effectiveness evaluation for torpedo[C]. The 32nd Chinese Control Conference, Xi'an, China, 2013.
- [7] Li W, Mao N, Pan W. The effectiveness evaluation model of radar jamming system based on WSEIAC model[C]. 2008 Chinese Control and Decision Conference, Yantai, China, 2008.
- [8] 郑锦, 杨光. 基于 ADC 模型的水面舰艇作战系统效能评估研究[J]. 舰船电子工程, 2017, 37(3): 23-26.
- [9] 陈强, 陈长兴, 陈婷, 等. 基于 ADC 模型的数据链系统作战效能评估[J]. 火力与指挥控制, 2016, 41(1): 72-76.
- [10] 李彤岩, 王培国, 张婷. 基于 ADC 模型的通信网络效能评估方法研究[J]. 电子技术应用, 2015, 41(9): 18-20.
- [11] 王君, 赵杰, 邵雷, 等. 基于 ADC 方法的地空导弹系统效能评估模型[J]. 现代防御技术, 2015, 43(6): 13-20.
- [12] 宋朝河. 基于 ADC 模型的雷达侦察效能分析[J]. 兵器装备工程学报, 2011, 32(1): 117-119.
- [13] 孟锦, 李千目, 张宏, 等. 基于 ADC 模型的侦察卫星效能评估研究[J]. 计算机科学, 2009, 36(6): 41-43.
- [14] Barber D F, Knight C R. Prediction-measurement (concepts, task analysis, principles of model construction)[C]. USA: Weapon System Effectiveness Industry Advisory Committee (WSEIAC), 1965.
- [15] 朱宝璠, 朱荣昌, 熊笑非. 作战飞机效能评估[M]. 北京: 航空工业出版社, 2006.
- [16] Saaty T L. The analytic hierarchy process[M]. New York: McGraw-Hill (Tx), 2001.

《无人系统技术》

第一届理事会

理事长单位

■ 中国航天科工飞航技术研究院

副理事长单位

■ 北京海鹰科技情报研究所

谷满仓 / 所长

■ 海鹰航空通用装备有限责任公司

马洪忠 / 党委书记 / 董事长

■ 国防科技大学智能科学学院

吴美平 / 院长

■ 西北工业大学无人系统技术研究院

■ 西北工业大学无人系统发展战略研究中心

符文星 / 副院长

■ 哈尔滨工业大学航天学院

郭继峰 / 副院长

理事单位

■ 北京特种机械研究所

吴向阳 / 副所长

■ 湖南航天机电设备与特种材料研究所

王文鹏 / 副所长

■ 航天科工深圳（集团）有限公司

于道林 / 总工程师 / 创新院院长

■ 中国工程物理研究院总体工程研究所

冯高鹏 / 主任

■ 北京青云航空仪表有限公司

秦乐 / 飞控设计部部长

■ 成都飞机工业（集团）有限责任公司

肖良华 / 主任设计师

■ 贵州航天天马机电科技有限公司

董超 / 机器人分公司副总经理

■ 航空工业新航集团 116 厂

杨书华 / 总工程师

■ 内蒙古北方重工业集团有限公司装备研究所

武宝军 / 所长

■ 河北太行机械工业有限公司

李增良 / 总经理

■ **西南计算机有限责任公司**

易图明 / 副总经理

■ **中国船舶重工集团公司第七一三研究所**

吴幼冬 / 集团公司首席专家

■ **北京机电工程总体设计部**

张东俊 / 部主任

■ **中国人民解放军第五七一八工厂**

文永明 / 军民融合产业园总指挥

■ **中国航空工业集团公司洛阳电光设备研究所**

王合龙 / 副所长 / 总工程师

■ **成都陵川特种工业有限公司**

刘 玮 / 副总经理

■ **西北工业集团有限公司**

李文革 / 副总经理

■ **中国兵器工业导航与控制技术研究所**

李跃军 / 智能化技术研究室主任

■ **四川九洲电器集团有限公司**

李 捷 / 副总工程师

■ **凯迈（洛阳）测控有限公司**

刘志广 / 研发部部长

■ **柳州长虹航天技术有限公司**

唐卫国 / 董事长

■ **哈尔滨第一机械集团有限公司**

余 斌 / 董事长

■ **中电科技集团重庆声光电有限公司**

汤劲松 / 集团首席专家

■ **湖南云箭集团有限公司**

欧继洲 / 高级工程师

■ **北京理工大学机电学院**

余庆波 / 教授

■ **中国久远高新技术装备有限公司**

陈兴无 / 研发中心主任

■ **泰安航天特种车有限公司**

禹东方 / 副总经理

■ **西南技术物理研究所**

任 刚 / 副总经理

■ **天航星云国际防务技术研究院（北京）有限公司**

李承云 / 董事长

■ **中国航发控制系统研究所**

季春生 / 副总工程师

■ **哈尔滨工业大学自动化测试与控制研究所**

乔立岩 / 副所长

■ **上海航天控制技术研究所**

李同顺 / 所长

■ **中科航星科技有限公司**

杨晓洁 / 常务副总经理

■ **航天科技集团九院无人体系中心**

郭 茜 / 主任

■ **中国电科网络通信研究院
（中国电子科技集团公司第五十四研究所）**

文运丰 / 院长

■ **中电防务科技有限公司**

张志辉 / 研究院副院长

■ **湖北航天技术研究院总体设计所**

赵 涛 / 副总设计师

■ **中国兵器工业第二〇三所**

刘钧圣 / 副所长



征稿启事

《无人系统技术》期刊

《无人系统技术》期刊是由中国航天科工集团有限公司主管，北京海鹰科技情报研究所主办，中国无人系统产业联盟（筹）、西北工业大学无人系统发展战略研究中心、西北工业大学无人系统技术研究院联合协办的学术期刊。现诚挚地向无人系统技术研究领域的专家学者、学术带头人以及致力于无人系统理论与技术创新研究的科技工作者约稿。

◆ 约稿方向

稿件内容以综述、研究论文、技术报告、专题研讨和科技评述等形式为主，广泛报道无人空中系统、无人地面系统、无人水面水下系统、智能机器人等研究领域的理论研究成果、技术创新、学术见解和经验总结。主要包括无人系统平台技术、自动控制技术、信息技术以及人工智能、通信、传感器等技术在无人系统领域的新应用。同时，也包括无人系统自主技术、协同技术、跨域同步技术、智能无人系统伦理及其与有人系统的关系等。

◆ 投稿方式

通过期刊采编系统进行投稿，网址：<http://umst.cbpt.cnki.net/>，或直接搜索“无人系统技术”。

◆ 投稿要求

1. 本刊选录稿件主要视其是否有创新点及其价值大小，并综合考虑：立题的科学/工程意义；对科研进展的了解和引用；方法或其应用的创新性；方法和论证的科学性；结论/结果的合理可信性和写作质量。
2. 投稿时须提交电子版“保密审查证明”，稿件正式录用后请将“保密审查证明”“版权转让协议”原件邮寄至：北京 7254 信箱 4 分箱《无人系统技术》编辑部，邮编：100074，电话：010-68191488。

◆ 写作要求

1. 来稿应含中英文题目、中英文摘要（说明研究目的、创新试验方法、研究成果和最终结论等，重点是方法创新和成果结论。中英文摘要对应，英文摘要在 250 个实词左右）、关键词（5 ~ 8 个）。引言应说明课题的背景，引述该领域的国内外同行已经取得的进展，以说明本文的选题意义和创新点所在。
2. 量和单位应符合国家规定。外文字符要分清大小写、正斜体，上下角字符的位置高低应区别明显。图、表应提供中英文图题、表题。
3. 参考文献引用应遵循“最新、关键、必要和亲自阅读过”的原则；在正文中顺次引述；数量以不少于 20 篇为宜，未公开发表的资料一般不宜引用。
4. 需提供全部作者简介，内容包括：姓名、出生年、性别、学位、职称、研究方向、照片等。

◆ 关于稿酬

暂不收取版面费、审稿费，稿件一经录用，将按照字数和文章质量情况，向作者一次性支付稿酬。

顾 问

李德毅 封锡盛 李伯虎 徐德民 刘永才 费爱国 樊邦奎 陈 杰
魏毅寅 向锦武 王长青 王飞跃

第二届编委会

主 任 李风雷

副 主 任 谷满仓 符文星 宋 斌 张 涛

常务委员 (按姓氏拼音排序)

邓宏彬 郭继峰 李东光 潘 泉 王宏伦 徐 昕

委 员 (按姓氏拼音排序)

昂海松 陈 斌 陈家斌 程 进 戴江勇 方 浩 冯伟强 符小卫 黄长强
姜 梁 李必军 李伟杰 李贻斌 林 平 刘 莉 刘培志 麻广林 马洪忠
孟凡彬 牛轶峰 裴 丽 齐俊桐 任 章 时兆峰 苏玉民 孙富春 孙智孝
陶 溢 田大新 万 帅 韦锦峰 吴向阳 夏元清 谢少荣 徐海刚 颜国正
薛建儒 杨宏晖 于林宇 张 宁 张卫平 赵 杰 朱小燕 Dan ZHANG
Simon X.YANG Yang SHI Youmin ZHANG

无人系统技术

2018 年创刊 (双月刊)

主管单位: 中国航天科工集团有限公司
主办单位: 北京海鹰科技情报研究所
协办单位: 中国无人系统产业联盟 (筹)
西北工业大学无人系统发展战略研究中心
西北工业大学无人系统技术研究院

主 编: 张冬青
副 主 编: 蔡顺才 孙柏原 李东光 陈少春
执行主编: 王一琳
编辑出版: 《无人系统技术》编辑部
地 址: 北京7254信箱4分箱 (100074)
电 话: 010-68191488 (编辑部)
010-68375084 (发行部)
邮 箱: chinauas310@163.com
网 址: <http://umst.cbpt.cnki.net>
国内发行: 北京海鹰科技情报研究所
印刷单位: 北京博海升彩色印刷有限公司

Administrated by: China Aerospace Science & Industry Corporation Limited
Sponsored by: Beijing HIWING Scientific and Technological Information Institute
Co-organized by: Association for Unmanned Vehicle Systems of China
Research Center for Unmanned System Strategy Development, NWPU
Unmanned System Research Institute, NWPU
Editor-in-Chief: ZHANG Dongqing
Associate Editor: CAI Shuncaï SUN Baiyuan LI Dongguang CHEN Shaochun
Executive Editor: WANG Yilin
Edited&Published by: Editorial Office of Unmanned Systems Technology
Add: P.O. Box 7254-4, Beijing 100074, China
Tel: (8610) 68191488 (Editorial)
(8610) 68375084 (Circulation)
E-mail: chinauas310@163.com
Website: <http://umst.cbpt.cnki.net>
Distributed by: Beijing HIWING Scientific and Technological Information Institute
Printed by: Beijing BOHS Colour Printing Co., Ltd.

本期责任编辑: 籍云方

ISSN 2096-5915
CN 10-1565/TJ

国内定价: 30 元 / 期