

西安交通大学城市学院

本科毕业设计(论文)



题 目 基于神经网络的四旋翼无人机轨迹预
测系统设计

系 别 电信系

专 业 电子信息工程

班 级 电信 182 班 学 号 18011043

学 生 石卓勇 指导老师 张安莉

教学服务中心

2022 年 6 月

本科毕业设计（论文）任务书

题目	基于神经网络的四旋翼无人机轨迹预测系统设计				
姓名	石卓勇	专业	电子信息工程	学号	18011043
1.毕业设计（论文）课题的主要任务（说明：课题背景、意义和培养目标，工程设计类课题应有技术经济分析要求） 课题目的、意义： 四翼无人机在军事、民用、商用领域上都有着巨大的价值，在军事方面，在战争中执行各种军事任务，包括侦察、目标定位、信号情报搜查、防控火力诱饵等实时情报；在民用方面，四翼无人机可完成巡查、航拍等工作；在商用领域中，很多影视作品都是利用无人机来实现拍摄更适合影视欣赏作品的角度。 无论是民用商用中的消费级无人机与专业级无人机还是军用的战斗机在控制中都存在这一些明显的问题：由于四翼无人机具有强耦合和非线性等控制特点，使得在理论建模仅考虑传统的牛顿欧拉方程建模方法对四翼无人机的空气动力学建模所忽略的未知干扰对控制的精度有很大影响，无人机本身质量较小容易受到空气中各种干扰的影响。因此，精确控制四翼无人机的轨迹具有重要的研究价值。 主要任务： 1.查阅相关资料，学习四旋翼无人机飞行原理。 2.以STM32F7系列为主控芯片制作四旋翼无人机，并调试成功飞行。 3.学习气压计模块、GPS模块等模块的工作原理。 4.设计相应的电路检测无人机飞行状态。 5.实现无人机数据的无线通讯回传功能。 6.接收无人机航迹数据，并进行分析预测。 7.对比无人机预测航迹与实际航迹，对模型的误差进行计算。					
2.课题的具体工作内容（原始数据、技术要求、案例分析资料、工作要求等。说明：工科类“技术要求”要有指标参数的具体要求。） 技术要求： （1）无人机能够稳定起飞，竖直起飞时水平方向位置变动不超过0.5m。 （2）无人机数据传输正常，无人机在正常通讯范围内的通讯时延不超过1s。 （3）无人机上位机能够显示无人机的三维位置，位置误差不超过0.5m。 （4）无人机上位机能够显示无人机的三维姿态，姿态角度误差不超过5°。 （5）无人机航迹预测能够准确预测无人机的航迹，预测误差不超过2m。 工作要求： （1）选择合适的无刷电机、螺旋桨、电调以及飞控，建立无人机动力系统。 （2）基于STM32F7设计无人机，使其能够稳定控制航行。 （3）搭建天空端与地面站的无线通讯系统。 （4）上位机监测无人机航迹，并回传给上位机。 （6）学习相关预测模型，对无人机航迹进行预测。 （7）计算预测航迹与实际航迹的系统误差。					

3.课题完成后提交的书面材料要求（论文字数，图纸规格、数量，实物样品，外文翻译字数等）

论文字数：2万—2.5 万；

附录要求：附电路原理图、模型理论支撑原理、实现无人机飞控的源程序；

实物样品：无人机一件；

英文翻译：不少于 5000 印刷字符；

参考文献：不少于 10 篇，必须含有 1-2 篇外文参考资料。

4.主要参考文献（指导教师应向学生列出明确的参考文献不少于 5 篇，至少 1 篇外文文献，不包括词典、手册。学生论文最终引用参考文献不限于任务书所列文献，须达到要求篇数）

[1]陈鹏震. 微小型四旋翼无人机轨迹规划与跟踪研究[D].武汉科技大学,2017.

[2]赵洪. 面向飞行器翼型优化设计的改进莱维飞行算法[D].上海交通大学,2019.

[3]钟鹏,张彪,陈冲.水空两栖多旋翼无人机研究和设计[J].现代电子技术,2021,44(20):127-132.

[4]胡鹏林,赵春晖,胡劲文,潘泉. 拒止环境无人机集群协同感知与自主控制[C]//第 40 届中国控制会议论文集（15）.,2021:728-733.

[5]姚博誉,路平,杨森,季近健.四旋翼飞行器飞行控制技术综述[J].航空兵器,2020,27(01):9-16.

[6]王川. 基于四旋翼无人机控制的轨迹跟踪优化问题研究[D].东南大学,2017.

[7]李忠林.基于终端滑模的四旋翼飞行器非线性轨迹跟踪控制[J].计算机测量与控制,2021,29(03):151-156.

[8]刘高阳,郭玉英,焦海林.基于积分滑模和 ESO 的四旋翼无人机容错控制[J].电光与控制,2021,28(08):6-10+16.

[9]曹健. 四旋翼飞行器反演滑模轨迹跟踪控制研究[D].大连海事大学,2020.

[10]郭婕,金海,沈昕格.基于神经网络 PID 算法的四旋翼无人机优化控制[J].电子科技,2021,34(10):51-55.

[11]贺佳辉,付兴建.基于迭代学习观测器的无人机故障鲁棒控制[J].火力与指挥控制,2021,46(08):19-25.

[12]陈晓倩,刘瑞祥.基于最小二乘策略迭代的无人机航迹规划方法[J].计算机工程与应用,2020,56(01):191-195.

[13]Acquisdata. THE GLOBAL UNMANNED AERIAL VEHICLES (UAV) 15 NOVEMBER 2021[M].Acquisdata Pty Ltd 2021:2021-11-15.

[14] Alligier R, Gianazza D. Learning aircraft operational factors to improve aircraft climb prediction: A large scale multi-airport study[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies. 2018, 96:72-95.

[15] Peng H, Razi A, Afghah F, et al. A Unified Framework for Joint Mobility Prediction and Object Profiling of Drones in UAV Networks[J]. Journal Of Communications And Networks.2018, 5(20):434-442.

要求完成日期：2022 年 06 月 1 日

接受任务日期：2021 年 12 月 20 日

指导教师（签名）：

学生（签名）：

摘 要

四旋翼无人机是一种通过无线电遥控或执行自备程序飞行的不载人飞行器，具有部署方便、机动性强、成本低等优点，但由于四旋翼无人机具有强耦合和非线性等控制特点，使得其容易受到空气中各种干扰的影响。针对这一问题，本设计建立四旋翼无人机的航迹预测模型预测无人机的航迹。

搭建无人机飞行模型和无人机仿真系统。首先对四旋翼无人机进行运动学和动力学建模，其次基于 Simulink 搭建无人机运动仿真系统验证四旋翼无人机建模，最后基于 MATLAB 搭建无人机 GUI 面板检测无人机运动。仿真结果表明：无人机实际航迹与预期航迹的百分比误差为 1.65%，且 GUI 面板能够实时监测无人机运动。

基于 Pixhawk 设计四旋翼无人机系统。分别就四旋翼无人机动力系统、惯性导航系统、大气数据系统、传输系统以及综合显示系统进行设计。

建立无人机航迹预测模型系统。首先进行数据预处理；其次利用主成分分析法构建无人机运动特征；再次利用二叉树结构对支持向量机模型进行改进，提出改进的支持向量机模型，并利用其作为无人机运动状态分类模型；然后基于 BP 神经网络建立无人机航迹预测系统；最后基于无人机不同的运动状态进行航迹预测。

无人机测试表明，本设计的四旋翼无人机飞行性能良好，可以实现预期功能。无人机平飞、爬升、下降状态识别率达到 100%，转弯和盘旋状态识别率分别为 80%和 85%，分类结果表明基于二叉树改进方法的支持向量机模型在解决多航迹模式分类问题方面是可行的。无人机在平飞、爬升和下降状态的航迹预测误差在 1m 以内，转弯和盘旋状态误差在 1.5m 以内，测试结果表明基于不同运动状态的 BP 神经网络的无人机航迹预测系统在解决无人机航迹预测问题方面是可行的。

关 键 词：无人机；惯性导航；支持向量机；BP 神经网络；航迹预测

Summary

Quad-rotator UAV is a kind of unmanned vehicle which flies by radio remote control or self-contained program. It has the advantages of easy deployment, high maneuverability and low cost. However, due to its strong coupling and non-linear control characteristics, quad-rotator UAV is susceptible to various disturbances in the air. To solve this problem, this design establishes the track prediction model of four rotor UAV to realize the accurate prediction of UAV track.

Build UAV flight model and UAV Simulation System. Firstly, the kinematics and dynamics of the four rotor UAV are modeled. Secondly, the UAV motion simulation system is built based on Simulink to verify the four rotor UAV modeling. Finally, the UAV GUI panel is built based on MATLAB to detect the UAV motion. The simulation results show that the percentage error between the actual track and the expected track of the UAV is 1.65%, and the GUI panel can monitor the motion of the UAV in real time.

The UAV track prediction model system is established. First, data preprocessing; Secondly, the principal component analysis method is used to construct the motion characteristics of UAV; Thirdly, the binary tree structure is used to improve the support vector machine model, and the improved support vector machine model is proposed as the motion state classification model of UAV; Then the UAV track prediction system is established based on BP neural network; Finally, track prediction is carried out based on different motion states of UAV.

The UAV test shows that the designed four rotor UAV has good flight performance and can achieve the expected functions. The recognition rate of level flight, climb and descent state of UAV is 100%, and the recognition rates of turn and hover state are 80% and 85% respectively. The classification results show that the support vector machine model based on the improved binary tree method is feasible in solving the problem of multi track pattern classification. The track prediction error of UAV in level flight, climb and descent state is within 1m, and the error of turning and circling state is within 1.5m. The test results show that the UAV track prediction system based on BP neural network in different motion states is feasible in solving the problem of UAV track prediction.

KEY WORDS: UAV; Inertial navigation; Support vector machine; BP neural network; Track prediction

目 录

1 绪论.....	1
1.1 课题研究背景及意义	1
1.2 四旋翼无人机国内外研究概况与分析	2
1.2.1 国内外无人机研究现状	2
1.2.2 无人机国内外控制方法研究现状	2
1.2.3 无人机国内外航迹预测研究现状	3
1.3 本文主要研究内容及结构安排	4
2 四旋翼无人机飞行建模与仿真	6
2.1 四旋翼无人机飞行建模	6
2.1.1 四旋翼无人机的坐标系表示	6
2.1.2 四旋翼无人机的运动学建模	9
2.1.3 四旋翼无人机的动力学建模	11
2.2 四旋翼无人机系统仿真	13
2.2.1 基于 Simulink 平台无人机各模块搭建	14
2.2.2 基于 Simulink 的无人机系统设计	16
2.2.3 基于 MATLAB 的无人机 GUI 面板设计	18
2.2.4 仿真结果分析	19
2.3 本章小结	19
3 四旋翼无人机设计	21
3.1 四旋翼无人机的设计方案	21
3.1.1 无人机供电系统	21
3.1.2 无人机主控系统	22
3.1.3 无人机动力系统	22
3.1.4 无人机惯性导航系统	24
3.1.5 无人机大气数据系统	25
3.1.6 无人机数据传输系统	27
3.1.7 无人机综合显示系统	28
3.2 四旋翼无人机设计	29
3.2.1 无人机硬件系统设计	29
3.2.2 无人机软件系统设计	30
3.3 MavLink 实现无人机信息传输	31
3.3.1 MavLink 协议简介	31
3.3.2 MavLink 协议帧格式	32
3.3.3 MavLink 协议数据包定义	32

3.4 无人机系统调试	34
3.4.1 四旋翼无人机展示	34
3.4.2 加速度计校准	34
3.4.3 指南针校准	35
3.4.4 遥控器设置	36
3.4.5 Mission Planner 平台与无人机通信调试	37
3.5 本章小结	38
4 无人机航迹预测系统设计	39
4.1 引言	39
4.1.1 无人机运动状态分类	39
4.1.2 无人机航迹预测	39
4.1.3 本章内容安排	41
4.2 数据预处理	42
4.2.1 异常数据剔除	42
4.2.2 缺失数据插值	43
4.3 无人机运动特征构建	44
4.3.1 主成分分析法	44
4.3.2 无人机运动特征构建	46
4.4 无人机运动状态分类模型	46
4.4.1 支持向量机模型	46
4.4.2 改进的支持向量机模型	48
4.5 无人机航迹预测模型	48
4.5.1 BP 神经网络模型	48
4.5.2 无人机航迹预测	50
4.6 本章小结	60
5 系统测试与分析	61
5.1 无人机系统测试与分析	61
5.1.1 无人机下位机系统测试	61
5.1.2 无人机传输系统测试	63
5.1.3 无人机上位机系统测试	63
5.2 无人机运动状态分类系统测试	65
5.3 无人机航迹预测系统测试	66
5.3.1 平飞状态神经网络测试	67
5.3.2 转弯状态神经网络测试	68
5.3.3 爬升状态神经网络测试	70
5.3.4 下降状态神经网络测试	71

5.3.5 盘旋状态神经网络测试	72
5.3.6 无人机航迹预测误差计算	74
5.4 本章小结	75
6 总结与展望	76
6.1 总结	76
6.2 展望	77
致 谢	79
参考文献	80
附录 1 本科期间学术活动及成果情况	83
附录 2 无人机相关程序	84
外文原文及译文	106

1 绪论

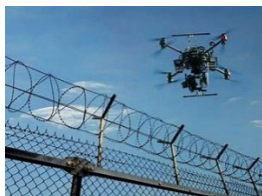
1.1 课题研究背景及意义

无人机（UAV, unmanned aerial vehicle）是一种通过无线电遥控或执行自备程序飞行的不载人飞行器^[1]，具有部署方便、机动性强、成本低等优点。相对于载人飞机而言，无人机小巧灵活具有较高的优越性。

无人机在军事、民用、商用领域上都有着巨大的价值。在军事方面，在战争中执行各种军事任务，包括侦察、目标定位、信号情报搜查、防控火力诱饵等实时情报。早在上世纪六十年代，美国、以色列等国家就率先将无人机应用在战场上^[2]，既能实时监控敌人又能打击敌人，如在“自由伊拉克行动”中，美国军队大量使用了“捕食者”和“全球鹰”无人机，“捕食者”无人机的任务是为战斗机识别目标，其任务完成率达到了 77.2%^[3]，“全球鹰”无人机则为摧毁伊拉克防空武器的行动提供了一半以上的目标锁定视象，该战争中无人机创造了很大的战争优势。在民用方面，无人机可完成快递运输、农药喷洒、天线巡检等高空高危工作。如输电线路缺陷识别问题，西安交通大学电气学院利用双目视觉系统的成像模型，基于 SGC 的立体匹配算法，设计了一种无人机检查输电线路缺陷诊断系统^[4]，可以实现对传输线进行实时检查，对缺陷进行智能诊断，诸如此类无人机的应用可以代替人类完成一些危险工作从而有效减少人员伤亡。在商用领域中，很多影视作品都是利用无人机来拍摄更适合影视欣赏的作品角度。如吴京导演的《战狼 2》就是采用了无人机航拍的电影，《战狼 2》票房 56.8 亿，是中国影史票房冠军，世界年度第六，亚洲电影票房第一，非英语片票房第一，世界票房历史前百唯一一部非好莱坞电影^[5]。为观众提供了更适合观赏的影视作品。如图 1-1 所示，分别为无人机的军用侦察机、民用农药喷洒机以及商用影视航拍机。



(a)军用侦察机



(b)输电线路侦察机



(c)影视航拍机

图 1-1 不同功能的旋翼无人机

无人机可以分为固定翼、扑翼、旋翼三种结构^[6]。其中，固定翼无人机具有稳定性好、大载荷等良好特点，因而用来实现载人、货运等。但其往往耗材大、造价高昂，同时常常需要人为驾驶控制。扑翼型无人机是根据鸟类生物飞行特点设计的一种仿生无人机，这种无人机具有小巧、旋翼可变形等特点，但其空气动力学模型相对较为复杂，目前技术还处于研究阶段。相比而言，旋翼无人机因其

机械结构简单、灵活控制高度等特点，使得旋翼型无人机在研究和应用中都具有很大价值。四旋翼无人机结构简单、操控简单、可靠性高和维护成本低的特点使得它在这些旋翼无人机中成为主流研究对象^[7]。

广泛的应用场景使四旋翼无人机得到广泛推展和迅猛发展，无论是军用的战斗机与民用商用中的消费级无人机还是专业级无人机在控制中都存在这一些明显的问题^[8]。由于四旋翼无人机具有强耦合和非线性等控制特点，使得在理论建模仅考虑传统的牛顿欧拉方程建模方法对四翼无人机的空气动力学建模所忽略的未知干扰对控制的精度有很大影响，四旋翼无人机本身质量较小容易受到空气中各种干扰的影响。因此，设计良好的控制器更加精确的控制四旋翼无人机在风扰情况下的精准轨迹跟踪控制具有重要的研究价值^[9]。

1.2 四旋翼无人机国内外研究概况与分析

1.2.1 国内外无人机研究现状

目前国外四旋翼无人机研究的代表为：瑞士洛桑联邦科技学院的 OS4、宾夕法尼亚大学的 HMX4 和佐治亚理工大学的 GTMARS。本世纪初洛桑联邦理工学院利用传感技术、集成电路技术与控制原理技术设计了一款以惯性单元作为姿态测量与反馈的小型无人机 OS4 并实现了室外的自动飞行^[10]。OS4 研究的重点是无人机结构设计方法和无人机自飞行控制算法。HMX4 是宾夕法尼亚大学开发的一种基于视觉的小型四旋翼无人机，HMX4 研究的重点是基于视觉无人机的飞行控制^[11]。GTMARS 是佐治亚理工大学面向火星探测任务设计的无人机系统，GTMARS 研究的重点是基于火星环境的自主飞行算法^[12]。

我国无人机研发最大基地之一是西北工业大学的爱生技术集团^[13]，该集团主攻方向为中小型规格的无人机。清华大学自动化系研制的 THRONE 无人机在 2012 年获得国际空中机器人大赛（亚太地区）最佳系统控制奖。哈尔滨工业大学将 H_∞ 控制方法应用于控制器的设计^[14]，并使用实物进行了验证，结果显示出控制器具有突出的控制性能。大疆公司也是在四旋翼无人机领域有所突破，其无人飞行器控制系统达到了全球领先水平。大疆公司将无人机广泛应用到了农业植保、影视广告、巡查电力系统、森林防火、搜索救援等各个方面，极大推广了无人机的应用^[15]。

1.2.2 无人机国内外控制方法研究现状

近几十年来，四旋翼无人机由于广泛的市场需求，使其成为各大企业和高校研究的热门对象，同时，对四旋翼无人机控制要求也随之提高，目前对四旋翼无人机的自主控制问题的研究主要有下面三个方面：

传统的线性控制方法，如王川在基于四旋翼无人机控制的轨迹跟踪优化问题研究中所用的线性控制理论^[16]。线性控制的传统方法包括有：PID 控制、LQR 控

制（线性二次型最优控制）、Backstepping 算法、Sliding mode 算法以及卡尔曼滤波算法等。其中以 PID 算法最为经典，其基本结构包含比例单元 P(Proportional)、积分单元 I(Integral)和微分单元 D(Derivative)。PID 算法是在控制中根据反馈与算法的误差对算法进行调控，这种方法应用上较为普遍，但经典 PID 控制需要多变量控制需要经行解耦，在参数确定上也比较繁杂。

现代非线性的无人机控制方法，如反馈控制理论，以及李忠林、刘高阳和曹健的滑膜控制等理论^[17-19]。滑模控制则不依赖精确模型，它的设计原理是根据系统当前的状态来改变系统内部反馈控制的结构从而使现存状态在滑模面上滑动，并最终达到平衡点，但该方法容易产生抖振现象。MPC 是一种基于模型的预测控制，它充分考虑了系统当前和将来的状态，与传统 PID 控制比较而言，不仅能处理四旋翼这种多变量的关系模型，还能处理四旋翼控制问题中的变量约束问题。

基于人工智能的控制方法，如郭婕、贺佳辉和陈晓倩在神经网络，迭代学习，深度学习等理论^[20-22]。随着 AI 时代的来临，越来越多的人工智能算法展现在视野之中，其中包括有：BP 神经网络算法、粒子群算法、遗传算法、迭代学习以及高斯过程等。基于 BP 神经网络的四旋翼模型控制主要是用 BP 神经网络来近似作为状态、控制和模型参数的函数。通过预测误差函数，从而优化参数得到最小误差函数来逼近真实数据。

这些基于深度机器学习的控制方法较为简单，相较之牛顿欧拉气体动力学建模方法，这种数据驱动建模的方法不仅使得建模更加准确^[23]，还使得控制后模型的抗扰能力有所提高，提高了模型的适应性。

1.2.3 无人机国内外航迹预测研究现状

目前,国内外学者对航迹预测方法的研究主要分为以下几类

1) 无人机质点运动模型

无人机质点运动模型将运动过程中无人机视为移动的质点，忽略无人机的滚转运动，利用全能量方程构建无人机航迹模块。质点运动模型在无人机质点运动基础上描绘无人机的 4D 航迹。

张军峰^[24]等人基于雷达的飞机航迹跟踪数据统计分析，根据飞机的历史高度、运动航迹和飞机速度建立飞机意图模型，结合空中的气象因素，实现基于雷达的飞机航迹跟踪控制。为了验证飞机意图模型可靠性，模型以两个航班进行计算，采用预计和实际到达时间作为评价指标，模型误差控制在 30s 内。

Vinay^[25]等人使用 BADA(Base of Aircraft Data)模型建立针对无人机航迹的数学模型，生成了无人机航迹预测性能参数。基于 MATLAB 平台开发飞行优化系统(Flight Optimization System, FLOPS)生成的 BADA 文件。Vinay 等人分析了六架无人机生成的 BADA 文件，与制造商数据进行对比验证，发现方法的缺点。

结果表明中小型、电动或垂直飞行的无人机对 BADA 模型的适用性不足。

Fukuda^[26]等则考虑风速与风向对无人机航迹的影响，采用无人机质点运动模型实现爬升与下降阶段的航迹预测，结果表明，无人机在爬升与下降状态的航迹预测可靠性较高。

D'Souza^[27]等人提出一种六自由度四旋翼无人机航迹模型，用于无人机在风扰状态下性能识别与航迹预测，使得无人机航迹预测更为快速。

2) 基于机器学习方法

Yoo^[28]等人提出一种基于机器学习种高斯过程模型来解决无人机的路径规划问题，设计 GP 滤波器通过学习无人机运动模式在给定延迟观测情况下准确估计无人机的运动状态。结果表明，基于机器学习中高斯过程模型无人机的路径预测可靠性较高。

Alligier^[29]等人采用梯度提升算法对无人机质点模型的质量速度意图等运动参数进行预测，改善了无人机在爬升运动状态下的预测精度。结果表明，基于梯度提升算法的无人机在爬升状态下预测可靠性较高。

Peng^[30]等人提出一种非监督式的在线学习方法，用于联合移动性预测和无人机对象分析，该方法可以预测周围无人机位置，同时将其分为不同的水平机动组。结果表明，该方法无人机预测可靠性较高。

Wang^[31]等人将无人机的运动分为多种运动状态，运用高斯过程回归算法来学习状态转换模型，并结合无迹卡尔曼滤波进行航迹预测，通过真实的无人机飞行数据的验证证明了该方法的正确性。

Hellert^[32]等人研究环境条件对无人机检测跟踪的影响，提出一种机器学习方法保持无人机的性能，通过模糊推理系统预测不同环境条件下的无人机性能。通过评估发现该算法有效降低整个任务时间成本。

1.3 本文主要研究内容及结构安排

本文主要研究无人机航迹跟踪控制和预测的问题，针对无人机非线性强耦合的特点，建立无人机航迹预测模型，使得四旋翼无人机航迹预测更加准确。针对这一问题，本文研究内容分为六章，具体安排如下：

第一章为绪论，本章主要介绍四旋翼无人机的课题背景及研究意义，结合国内外研究现状对四旋翼无人机的发展、控制和预测的研究现状做了分析与总结，并阐述了本文研究的主要研究内容及结构安排。

第二章为四旋翼无人机飞行建模与仿真，本章首先描述无人机在大地坐标系和机体坐标系下的表示及两种坐标系的转换；其次建立了无人机运动学模型和动力学模型，就四旋翼无人机的垂直运动、俯仰运动、滚转运动和偏航运动建立四种运动学模型，就俯仰轴、偏航轴和横滚轴进行无人机动力学建模，为四旋翼无人机的仿真提供理论基础；再次基于 Simulink 搭建了无人机仿真系统，并利用

MATLAB 搭建了无人机的 GUI 面板显示无人机航迹。

第三章为四旋翼无人机设计，本章对无人机供电系统、主控系统、动力系统、惯性导航系统、大气数据系统、数据传输系统以及综合显示控制系统七个子系统分别进行设计，实现了无人机的稳定飞行。

第四章为四旋翼无人机航迹预测模型系统设计，本章首先进行数据预处理（包括异常值剔除和平滑滤波）；其次利用主成分分析法对无人机采集数据进行降维处理，利用无人机运动采集数据重新构建无人机运动特征；再次利用二叉树结构对支持向量机模型进行改进，提出改进的支持向量机模型，并利用改进的支持向量机模型作为无人机运动状态分类模型；然后预计 BP 神经网络建立无人机航迹预测系统；最后基于无人机的不同运动状态对无人机进行航迹预测。

第五章为系统测试与分析，本章分别测试四旋翼无人机系统、无人机运动状态分类系统和无人机航迹预测系统。

第六章为总结与展望，本章对无人机设计和航机预测模型进行工作总结并找出工作的不足，提出在以后的研究生生涯中的具体改进方式。

2 四旋翼无人机飞行建模与仿真

本章为无人机飞行原理建模和仿真。建立四旋翼无人机的两种坐标系模型、动力学模型、运动学模型，实现基于 Simulink 的四旋翼无人机仿真，并基于 MATLAB 搭建 GUI 面板实现无人机航迹的显示。

2.1 四旋翼无人机飞行建模

2.1.1 四旋翼无人机的坐标系表示

坐标系是四旋翼无人机控制飞行理论的基础，其用来描述四旋翼无人机的运动位置变化情况，建立适当的坐标系可以直观有效观测无人机位置变化的关系。对于四旋翼无人机而言，需要建立大地坐标系以及机体坐标系。

1) 大地坐标系

大地坐标系用于描述无人机与地面之间的状态，确定无人机的三维位置，通常使用三维直角坐标系来描述大地坐标系，原点位于大地上固定一点， x 轴平行于地面的方向， y 轴平行于地面且垂直于 x 轴的方向， z 轴垂直于地面且 x 轴 y 轴 z 轴成右手坐标系，如图 2-1 所示，表示无人机的大地坐标系。

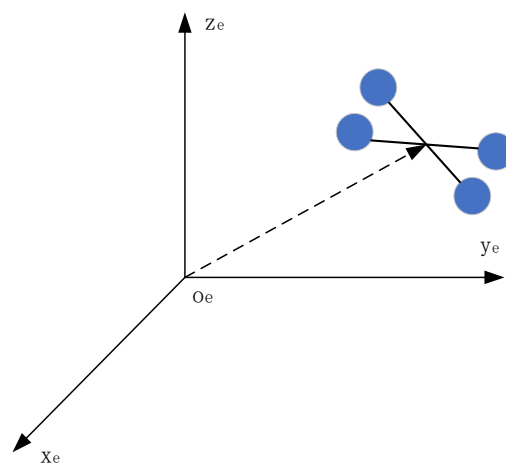


图 2-1 无人机的大地坐标系

其中 x_e 表示大地坐标系的 x 轴方向， y_e 表示大地坐标系的 y 轴方向， z_e 表示大地坐标系的 z 轴方向。

2) 机体坐标系

机体坐标系是随着无人机运动而变化的坐标系，与机体保持一致，惯性传感器、激光传感器、光流传感器等都是以机体坐标系为基准，各个传感器的坐标方向与机体坐标系一致。机体坐标系原点在机体的重心上， x 轴指向无人机的正前方， y 指向无人机的左侧， z 轴指向竖直向上且与 x 轴 y 轴成右手坐标系，如图

3.2 所示，表示无人机的机体坐标系。

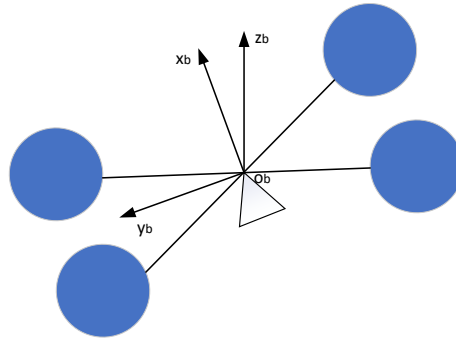


图 2-2 无人机的机体坐标系

其中 x_o 表示机体坐标系的 x 轴方向， y_o 表示机体坐标系的 y 轴方向， z_o 表示机体坐标系的 z 轴方向。

3) 六自由度无人机表示

四旋翼无人机在空间中使用六自由度描述无人机的运动，分别为无人机相对大地坐标系的坐标位置 $x y z$ ，用于表示无人机的空间位置；无人机机体坐标系相对大地坐标系坐标轴的偏移角度，用三维欧拉角表示无人机的飞行姿态。如图 2-3 所示为无人机六自由度控制原理图。

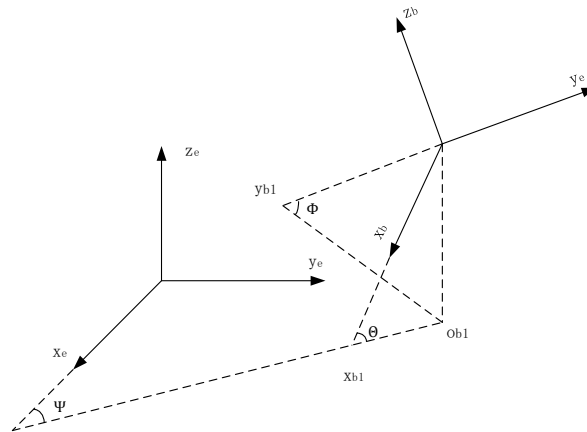


图 2-3 无人机六自由度控制原理图

图 2-3 中， o_{b1} 为 o_b 在 $x_e o_e y_e$ 面上的投影， x_{b1} 为 $o_b x_b$ 延长线与面 $x_e o_e y_e$ 的交点， y_{b1} 为 $o_b y_b$ 延长线与面 $x_e o_e y_e$ 的交点。

俯仰角 Θ 为机体坐标系 $o_b x_b$ 轴与 $o_b x_b$ 轴在大地坐标系投影 $o_{b1} x_{b1}$ 的夹角。

横滚角 Φ 为机体坐标系 $o_b y_b$ 轴与 $o_b x_b$ 轴在大地坐标系投影 $o_{b1} y_{b1}$ 的夹角。

偏航角 Ψ 为机体坐标系 $o_b z_b$ 轴与 $o_b x_b$ 轴在大地坐标系投影 $o_{b1} z_{b1}$ 的夹角。

4) 欧拉角的解算

四旋翼无人机的欧拉角有俯仰角 Θ 、滚转角 Φ 、偏航角 Ψ ，如图 2-3 所示。对于四旋翼无人机而言，无人机绕 x 轴旋转的角即为滚转角 Φ ，无人机绕 y 轴旋转的角即为俯仰角 Θ ，无人机绕 z 轴旋转的角即为偏航角 Ψ 。直观地，四旋翼无人机机体向右翻滚，滚转角 Φ 为正；四旋翼无人机机体向上俯仰，俯仰角 Θ 为正；四旋翼无人机机体向右偏航，偏航角 Ψ 为正。如图 2-4 所示分别表示欧拉角的滚转角 Φ 、俯仰角 Θ 、偏航角 Ψ 的解算方式。

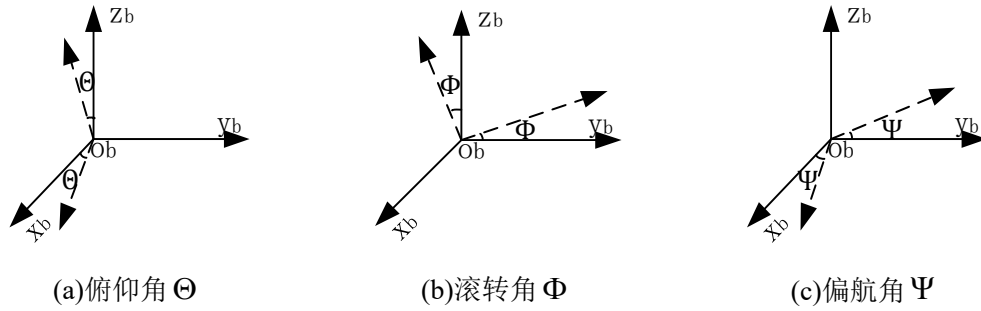


图 2-4 欧拉角的解算

在图 2-4 中，分别描述了俯仰角 Θ 、滚转角 Φ 、偏航角 Ψ 相对坐标系的解算。俯仰角 Θ 为

5) 坐标系的变换

两个不同坐标系的转换，是四旋翼无人机的位置与姿态描述的基础，也是建立旋翼无人机模型的基础。机体坐标系与大地坐标系的变换过程如下：

机体坐标系 $o_b x_b y_b z_b$ 绕 $o_b x_b$ 轴旋转滚转角 Φ 得到坐标系 $o_1 x_1 y_1 z_1$ ；

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \Phi & \sin \Phi \\ 0 & -\sin \Phi & \cos \Phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_b \\ y_b \\ z_b \end{bmatrix} = R_x(\Phi) \begin{bmatrix} x_b \\ y_b \\ z_b \end{bmatrix} \quad (2-1)$$

机体坐标系 $o_1 x_1 y_1 z_1$ 绕 $o_b y_b$ 轴旋转俯仰角 Θ 得到坐标系 $o_2 x_2 y_2 z_2$ ；

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ z_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \Theta & 0 & \sin \Theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \Theta & 0 & \cos \Theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{bmatrix} = R_y(\Theta) \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{bmatrix} \quad (2-2)$$

坐标系 $o_2 x_2 y_2 z_2$ 绕 $o_b z_b$ 轴旋转偏航角 Ψ 得到大地坐标系 $o_e x_e y_e z_e$ ；

$$\begin{bmatrix} x_e \\ y_e \\ z_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \Psi & \sin \Psi & 0 \\ -\sin \Psi & \cos \Psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ z_2 \end{bmatrix} = R_z(\Psi) \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ z_2 \end{bmatrix} \quad (2-3)$$

机体坐标系 $o_b x_b z_b$ 与大地坐标系 $o_e x_e y_e z_e$ 的关系为：

$$\begin{bmatrix} x_e \\ y_e \\ z_e \end{bmatrix} = R_z(\Psi) R_y(\Theta) R_x(\Phi) \begin{bmatrix} x_b \\ y_b \\ z_b \end{bmatrix} \quad (2-4)$$

将机体坐标系到大地坐标系的变换矩阵记为 R^c ，则有

$$\begin{aligned} R^c &= R_z(\Psi) R_y(\Theta) R_x(\Phi) \\ &= \begin{bmatrix} \cos \Psi & \sin \Psi & 0 \\ -\sin \Psi & \cos \Psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \Theta & 0 & \sin \Theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \Theta & 0 & \cos \Theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \Phi & \sin \Phi \\ 0 & -\sin \Phi & \cos \Phi \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2-5)$$

可以计算出：

$$R^c = \begin{bmatrix} \cos \Theta \cos \Psi & \cos \Psi \sin \Theta \sin \Phi - \sin \Psi \cos \Phi & \cos \Psi \sin \Theta \cos \Phi - \sin \Psi \sin \Phi \\ \cos \Theta \sin \Psi & \sin \Psi \sin \Theta \sin \Phi + \cos \Psi \cos \Phi & \sin \Psi \sin \Theta \cos \Phi - \cos \Psi \sin \Phi \\ -\sin \Theta & \sin \Phi \cos \Theta & \cos \Phi \cos \Theta \end{bmatrix}$$

2.1.2 四旋翼无人机的运动学建模

若要对四旋翼无人机进行进一步的控制，要了解其飞行原理，本次研究中设计的是‘x’字形四旋翼无人机，并以此来介绍无人机的运动原理。由于旋翼无人机是一种欠驱动系统，因此无人机的运动也是至关重要的，接下来将通过以下 4 种运动方式来介绍无人机运动原理。

1) 四旋翼无人机的垂直运动

无人机在垂直方向上受到两个力的作用，分别是四个旋翼旋转产生的拉力和无人机自身的重力，如图 2-5 所示描述四旋翼无人机的垂直运动。

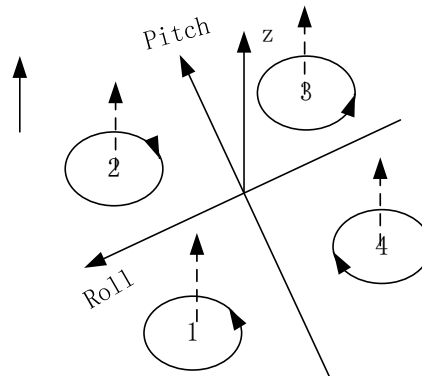


图 2-5 四旋翼无人机垂直运动

如图 2-5，当四个旋翼同步增加转速时，旋转产生的拉力同步变大，当拉力大于无人机自身重力时，四旋翼无人机收到的合外力为拉力减去自身重力，四旋

翼无人机做上升运动；反之，当四个电机同步减少转速时，产生的拉力减小，四旋翼无人机做下降运动，即可完成沿地理坐标系 z 轴的起飞和降落运动。而当拉力与重力合力为 0，且没有外力扰动时，无人机就可以实现空中悬停。

2) 四旋翼无人机俯仰运动

当无人机运动前后方旋翼转速不相等时，会导致拉力不平衡，此时无人机会向前后倾斜，如图 2-6 所示描述四旋翼无人机的俯仰运动。

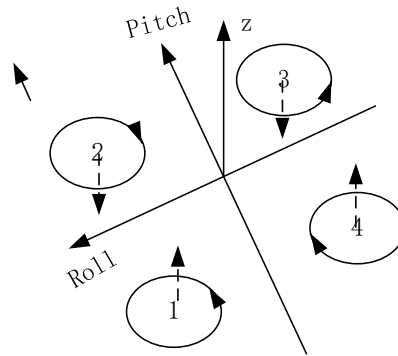


图 2-6 四旋翼无人机俯仰运动示意图

如图 2-6 所示，当无人机运动后方的两个旋翼 1、4 的转速增加并大于旋翼 2、3 的转速时，旋翼 1、4 提供的拉力大于旋翼 2、3 提供的拉力，由于两个力不同，从而使无人机产生绕 Roll 轴旋转的动作，无人机倾斜后，由于拉力垂直于机身，那么该力就会在无人机前进方向有一个分力使其产生前进运动。同样的，当电机 1、4 的转速下降并小于电机 2、3 的转速时，无人机会向着 Roll 轴反方向绕动，并向无人机后方运动，即可实现无人机的俯仰运动。

3) 四旋翼无人机滚转运动

由于四旋翼无人机结构是关于两个轴对称的，所以滚转运动原理与俯仰运动原理一样，在图 2-7 中，若 3、4 号电机的转速增加，则无人机机身绕 Pitch 轴转动，同时无人机向左飞行，反之同理。

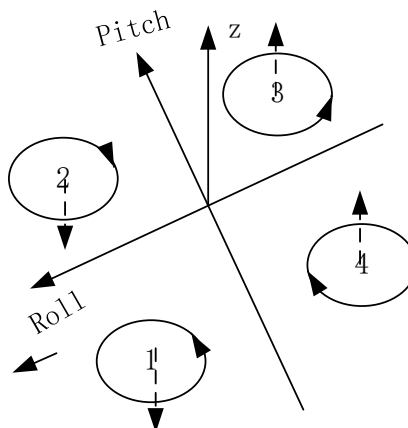


图 2-7 四旋翼无人机滚转运动示意图

4) 四旋翼无人机偏航运动

如图 2-8 所示，当旋翼 1 和旋翼 3 的转速增加且大于旋翼 2 和旋翼 4 的转速时，由于四个旋翼带来的反扭矩不能相互抵消，使得无人机有一个绕 z 轴旋转的反扭矩，使无人机与电机 2、4 的转向相同的方向产生偏航运动，反之同理。

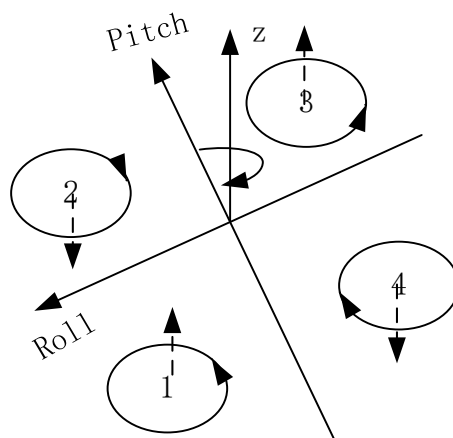


图 2-8 四旋翼无人机偏航运动

5) 四旋翼无人机各飞行运动的旋翼转速变化

在 2.1.2 中介绍了无人机的四种运动方式：垂直运动、俯仰运动、滚转运动和偏航运动，如表 2-1 所示描述了无人机各飞行运动的旋翼转速变化情况。

表 2-1 无人机各飞行运动的旋翼转速变化表

旋翼	旋转方向	垂直运动	俯仰运动	滚转运动	偏航运动
1	顺时针	增加/减小	减小/增加	增加/减小	减小/增加
2	逆时针	增加/减小	减小/增加	减小/增加	增加/减小
3	顺时针	增加/减小	增加/减小	减小/增加	减小/增加
4	逆时针	增加/减小	增加/减小	增加/减小	增加/减小

如表 2-1 所示描述了四个电机模块在四种运动中转速的变化情况以及 13 螺旋桨为正桨顺时针转动，24 螺旋桨为反桨逆时针转动，描述了本节中无人机运动学建模的四种基本运动的理论控制。

2.1.3 四旋翼无人机的动力学建模

为了简化无人机运动的过程，将无人机看作刚体，同时忽略螺旋桨的惯性矩，只考虑无人机自身简化后的平移运动和旋转运动，平移运动也就是直线运动，旋转运动也就是角度运动，其中只研究位置、速度、姿态和角速度等变量，不涉及力和质量等因素。基于牛顿运动定理和欧拉公式从这两种运动方式对无人机的运动进行分析与建模，无人机的位置信息可用下式表示：

$$\dot{p}_e = v_e \quad (2-6)$$

上式中， $\dot{p}_e = [x \ y \ z]^T$ 表示无人机在大地坐标系 $o_e x_e y_e z_e$ 沿着坐标轴的位置坐标， v_e 为四旋翼无人机沿着三个

坐标轴的线速度。无人机的角度信息可以表示为：

$$\varphi = W \times \omega_b \quad (2-7)$$

其中 $\varphi = [\Phi \ \Theta \ \Psi]^T$ 表示无人机的三维姿态角， $\omega_b = [p \ q \ r]^T$ 表示无人机的角速度， W 为姿态角 φ 与角速度 ω_b 之间的旋转矩阵，可表示为：

$$W = \begin{bmatrix} 1 & \tan \Theta \sin \Phi & \tan \Theta \cos \Phi \\ 0 & \cos \Theta & -\sin \Theta \\ 0 & \sin \Phi / \cos \Theta & \cos \Phi / \cos \Theta \end{bmatrix} \quad (2-8)$$

根据无人机系统的特点，将无人机动力学分为三个轴来分别建模，四旋翼飞行受到四个旋翼的拉力实现无人机的俯仰、翻转以及巡航轴的姿态控制。下面分别针对每个轴建立动力学模型：

1) 俯仰轴建模

俯仰定义为机体绕 Y 轴的旋转，俯仰轴的转矩由相应前方螺旋桨和左右方螺旋桨所产生的力 F_f 、 F_r 和 F_l 来控制的，以 Y 轴逆时针为正，其角度用编码器来测量。四旋翼飞行俯仰时的受力分析如图 2-9 所示。

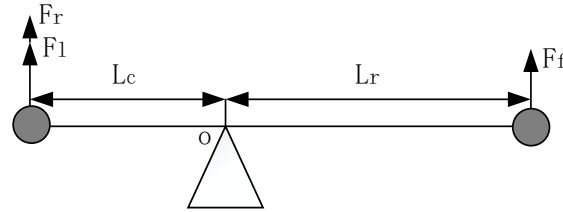


图 2-9 俯仰受力分析图

$$J_p \ddot{\theta} = F_f l_f - (F_f + F_r) l_c \quad (2-9)$$

其中， $l_c = \frac{1}{2} l_f$, $F_l = K_{fc} V_l$, $F_r = K_{fc} V_r$, $F_f = K_{fc} V_f$

俯仰角加速度可表示为：

$$\ddot{\theta} = \left[\frac{1}{2} (V_r + V_l) - V_f \right] I_f \frac{K_{fc}}{J_p} \quad (2-10)$$

其中， J_p 是机体绕俯仰轴转动的转动惯量， $\ddot{\theta}$ 是俯仰角加速度， l_c 是左右螺旋桨中心到旋转轴轴心的距离， l_f 是前螺旋桨中心到旋转轴轴心的距离， K_{fc} 是力

系数， V_f 、 V_l 和 V_r 分别是前、左和右电机的输入电压。

2) 翻转轴建模

四旋翼飞行翻转时的受力分析如图 2-10 所示，翻转定义为绕 X 轴的旋转假定俯仰为零，那么翻转轴转矩是由提升力 F_r 和 F_l 共同作用来控制，沿 X 轴逆时针为正。

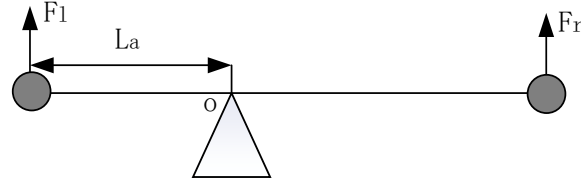


图 2-10 翻转受力分析图

$$J_r r = F_r l_a - F_l l_a = \frac{\sqrt{3}}{2} K_{fc} l_f (V_r - V_l) \quad (2-11)$$

其中

$$l_a = \frac{\sqrt{3}}{2} l_a, F_r = K_{fc} V_f, F_l = K_{fc} V_l$$

$$r = \frac{\sqrt{3} K_{fc} l_f}{2 J_r} (V_r - V_l)$$

其中， J_r 是机体绕翻转轴转动的转动惯量， r 是翻转角加速度， l_a 是左右螺旋桨中心到翻转轴的距离。

3) 巡航轴建模

巡航定义为绕 Z 轴的旋转，巡航角的转矩是由侧翼螺旋桨所产生的。以沿 Z 轴逆时针为正，巡航的转矩平衡方程为：

$$J_y y = F_b l_b = K_{fc} l_b V_b \quad (2-12)$$

其中

$$F_b = K_{fc} V_b$$

可得：

$$y = \frac{K_{fc} l_b}{J_y} V_b \quad (2-13)$$

J_y 是机体在巡航轴的转动惯量， y 为巡航角加速度， l_b 是相对于机体的巡航角度。

2.2 四旋翼无人机系统仿真

本节是基于四旋翼无人机飞行模型，利用 Simulink 仿真平台进行无人机系统仿真，模拟无人机的运动并作无人机运动分析。

2.2.1 基于 Simulink 平台无人机各模块搭建

基于 Simulink 仿真平台建立的四旋翼无人机 3D 模型如图 2-11 所示。



图 2-11 四旋翼无人机模型

四旋翼无人机飞行控制仿真的各个模块，包含了 **Command**(飞行命令模块)、**FCS**（飞行控制系统模块）、**Environment**（环境模块）、**Airframe**(机身框架模块)、**Sensors**(机载各种传感器模块)、**Visualization**(可视化模块)。

1) 飞行命令模块搭建

飞行命令模块用于对无人机传输控制指令，利用 Simulink 搭建飞行命令模块如图 2-12 所示。

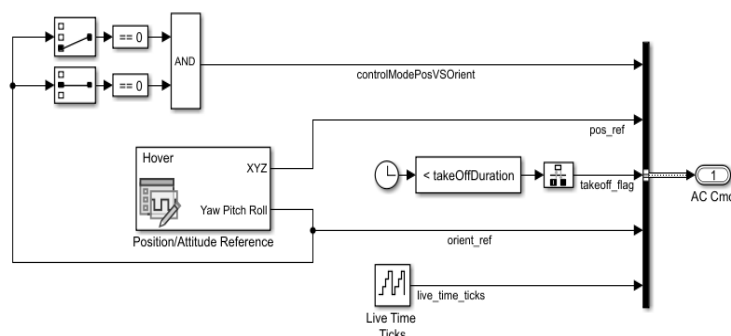


图 2-12 飞行命令模块

2) 飞行控制系统模块搭建

飞行控制系统模块用于接收无人机传输的控制指令,并在该指令下对无人机进行飞行控制,利用 Simulink 搭建飞行控制系统模块如图 2-13 所示。

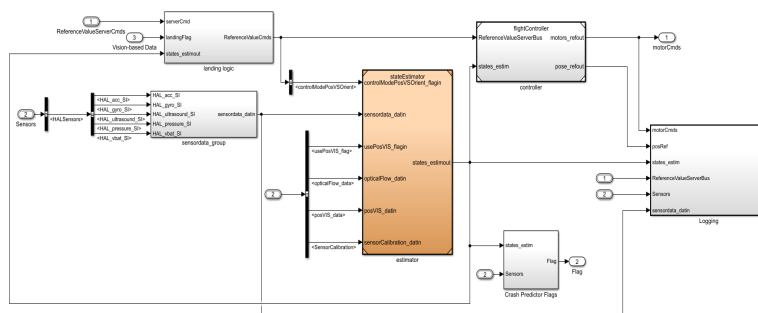


图 2-13 飞行控制系统模块

3) 环境模块搭建

环境模块用于模拟无人机所处环境，可以模拟环境的干扰情况，利用 Simulink 搭建无人机环境模块如图 2-14 所示。

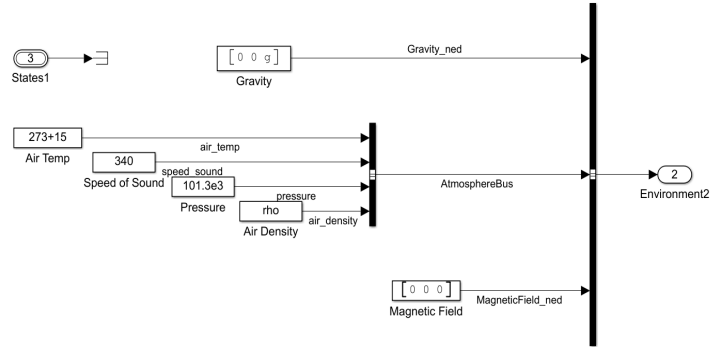


图 2-14 环境模块

4) 机身框架模块搭建

机身框架模块用于配合无人机响应飞行控制系统模块对无人机的动作，利用 Simulink 搭建机身框架模块如图 2-15 所示。

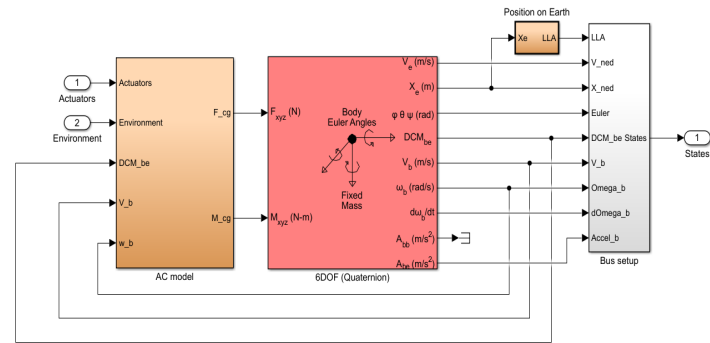


图 2-15 非线性四旋翼无人机的机身框架模块

5) 机载传感器模块搭建

机载传感器模块用于模拟无人机机载的测量传感器，包括无人机的加速度传感器与角速度传感器，利用 Simulink 搭建机载传感器模块如图 2-16 所示。

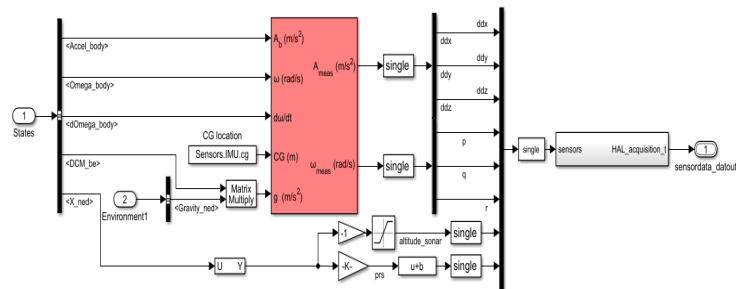


图 2-16 机载各种传感器模块

6) 可视化模块搭建

可视化模块用于显示无人机的运动参数，包括无人机的飞行高度、位置姿态、航行速度、加速度、角速度等，利用 Simulink 搭建可视化模块如图 2-17 所示。

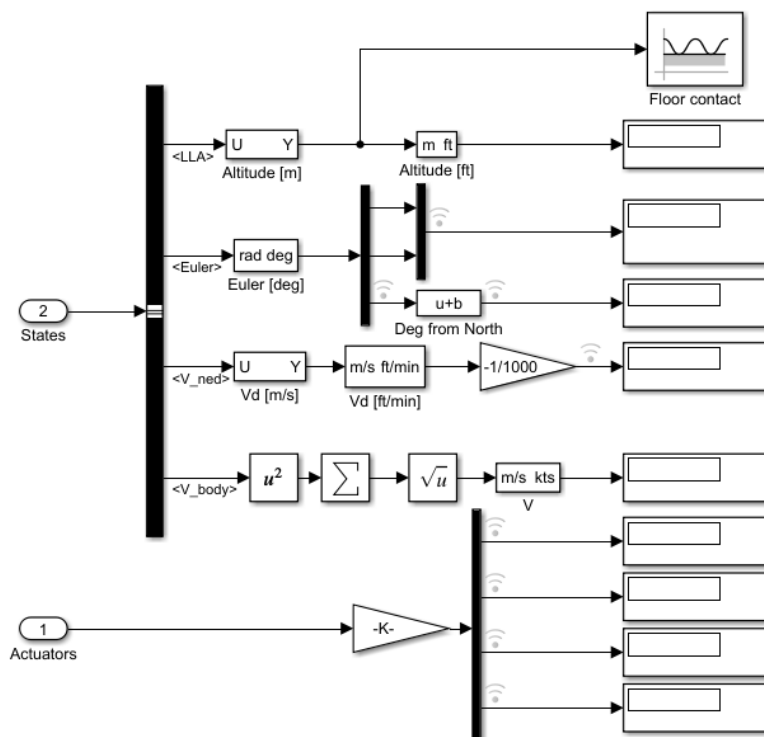


图 2-17 可视化模块

该可视化模块所设计的可视化面板如图 2-18 所示。

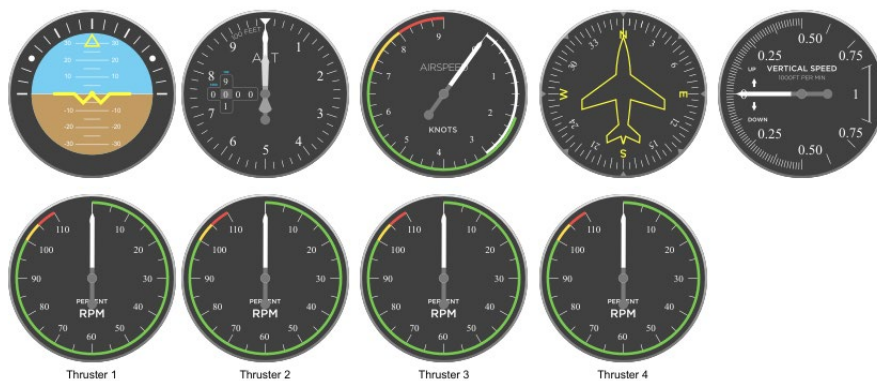


图 2-18 可视化面板

基于图 2-17 的模拟硬件结构搭建了如图 2-18 所示的可视化的面板用于显示无人机的各个参数信息，将无人机航行过程中的相关数据进行展示。

2.2.2 基于 Simulink 的无人机系统设计

1) 模块之间的通信

利用 Simulink 搭建四旋翼无人机仿真平台，如图 2-19 所示。

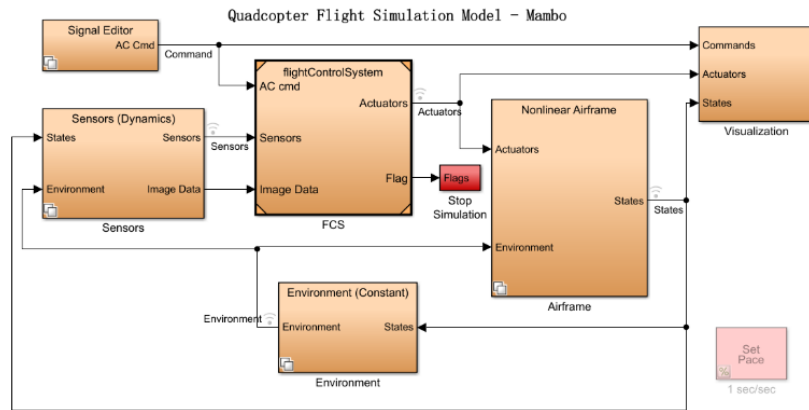


图 2-19 Simulink 搭建四旋翼无人机各模块之间的通信

2) 无人机飞行指令

搭建模拟无人机飞行的模块如图 2-20 所示。

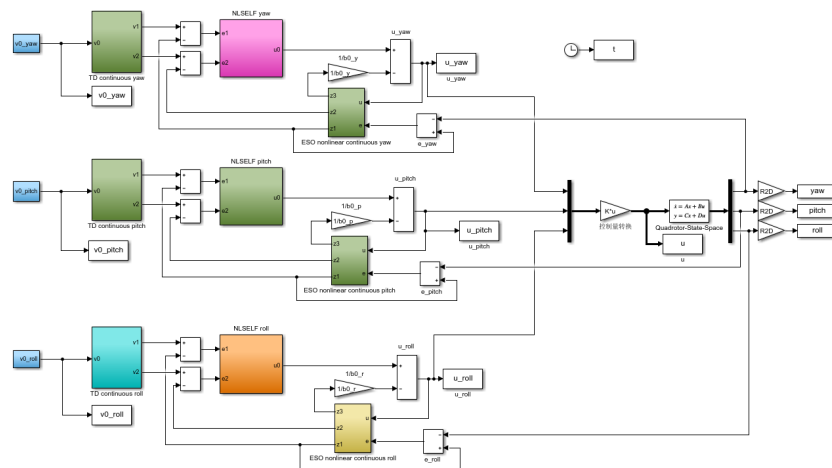


图 2-20 无人机飞行命令模块

3) 运行成果展示

运行程序，可以模拟无人机的运动如图 2-21 所示。

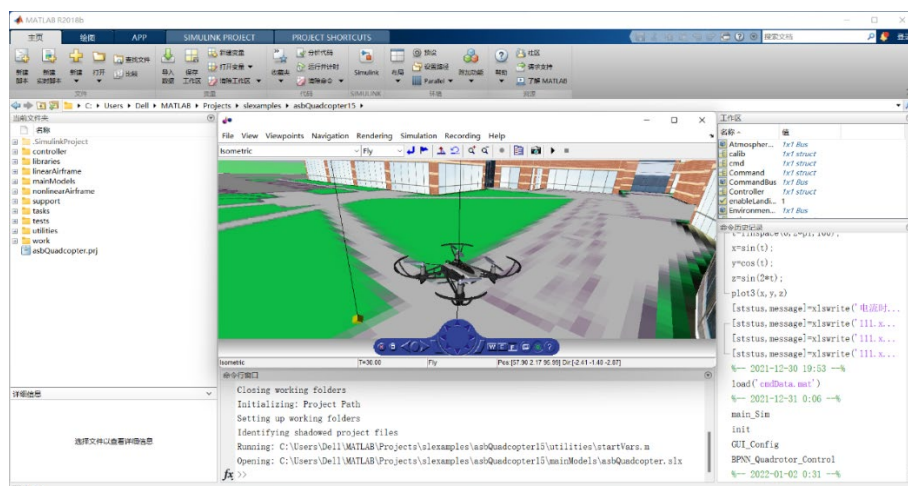


图 2-21 无人机运动模拟图

2.2.3 基于 MATLAB 的无人机 GUI 面板设计

为了清晰直观表示无人机的航迹，本小节将基于 MATLAB 设计无人机航迹显示的 GUI 面板，参数设置面板如图 2-22 所示。



图 2-22 无人机 GUI 面板

搭建 Simulink 无人机飞行仿真平台, 将其在 GUI 面板中进行显示来测试 GUI 面板的性能。如图 2-23 所示为 Simulink 控制的无人机飞行面板。

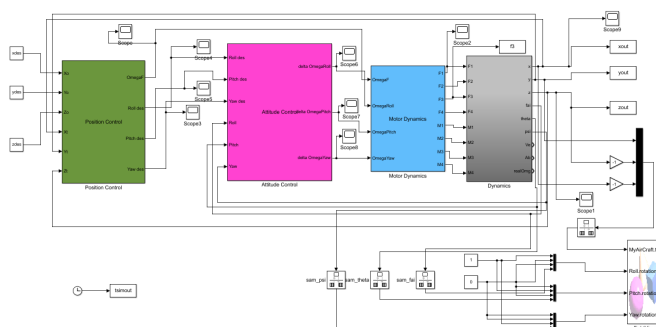


图 2-23 Simulink 无人机飞行仿真

设置无人机的质量为 0.5kg ，当地重力加速度为 9.8m/s^2 ，弦长为 0.2m ， x y z 轴的转动惯量为 0.114kg/m^2 ， 0.114kg/m^2 ， 0.158kg/m^2 ，设置目标位置后进行仿真，仿真结果如图 2-24 所示。

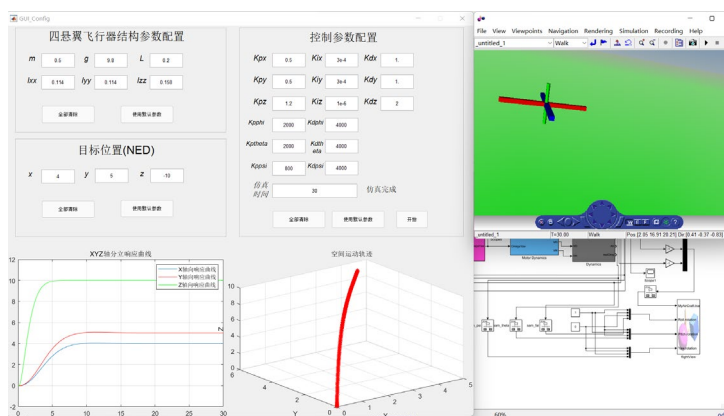


图 2-24 无人机 GUI 面板测试图

在图 2-24 中，我们可以看到无人机按照预期最终飞往空间中的（4，5，-16）位置，仿真系统与无人机的 GUI 面板性能得到了验证。

2.2.4 仿真结果分析

利用 Simulink 搭建无人机飞行仿真平台对无人机航行进行模拟，其中无人机的控制如图 2-25 所示。

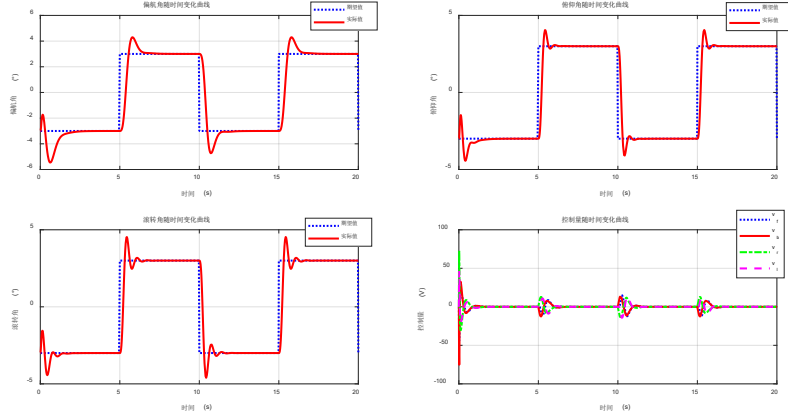


图 2-25 无人机控制算法效果

将无人机每隔采样点实际角度与预期角度计算控制的百分比误差，计算误差公式如下：

$$\epsilon = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|\overline{\delta_i} - \delta_i|}{\delta_i} \times 100\% \quad (2-14)$$

式 2-15 中， N 为采样点个数， δ_i 为预期控制角度， $\overline{\delta_i}$ 为实际控制角度， ϵ 为百分比误差。

在图 2-25 中，无人机实际的偏航角与预期偏转角度的百分比误差为 2.13%，俯仰角控制的百分比误差为 1.17%，滚转角控制的百分比误差为 1.64%，可以看出该无人机的控制算法误差在可接受范围内，控制效果良好。

2.3 本章小结

本章通过数学方法对四旋翼飞行仿真器进行建模并利用仿真平台验证对无人机运动原理的建模，通过仿真无人机的运动为搭建无人机系统奠定基础。

在无人机飞行建模方面，建立了大地坐标系与机体坐标系，为解算四旋翼无人机的空间位置和机体偏转的俯仰角 Θ 、横滚角 Φ 与偏航角 Ψ 提供了理论支撑，并且给出了从大地坐标系到机体坐标系的变化矩阵 R^c ；对四旋翼无人机进行运动学原理进行分析，分别就四旋翼无人机的垂直运动、俯仰运动、滚转运动与偏航运动进行运动学建模分析；对四旋翼无人机进行运动学建模，得出四旋翼无人机其姿态角与角速度之间的旋转矩阵；分别对四旋翼无人机俯仰轴、翻转轴与巡航轴

进行建模分析。

在无人机仿真分析方面，首先基于 Simulink 搭建四旋翼无人机模型，作为四旋翼无人机飞行控制仿真平台，无人机仿真模块包括 Command(飞行命令模块)、FCS（飞行控制系统模块）、Environment（环境模块）、Airframe(非线性四旋翼无人机的机身框架模块)、Sensors(机载各种传感器模块)、Visualization(可视化模块)，运行后无人机可以正常飞行。基于 MATLAB 搭建 GUI 面板显示无人机航迹并计算控制的误差，航角与预期偏转角度的百分比误差为 2.13%，俯仰角控制的百分比误差为 1.17%，滚转角控制的百分比误差为 1.64%，控制误差在可接受范围内，可以用于后续无人机的实物控制航行。

3 四旋翼无人机设计

3.1 四旋翼无人机的设计方案

本设计采用系统工程的方法将四旋翼无人机系统分为下位机系统、传输系统和上位机系统。四旋翼无人机系统框图如图 3-1 所示。

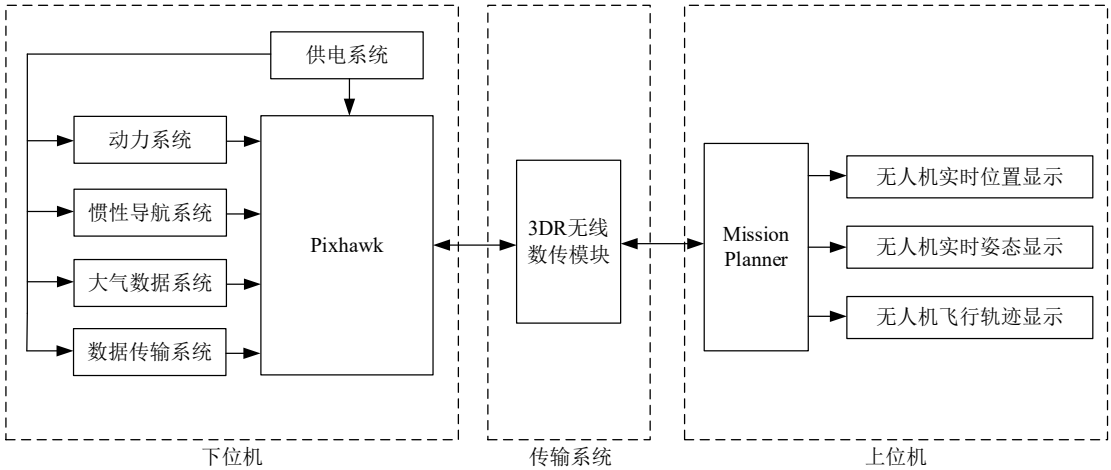


图 3-1 四旋翼无人机系统框图

如图 3-1 所示，无人机系统由下位机系统、传输系统和上位机系统组成。其中下位机由供电系统、主控制系统、动力系统、惯性导航系统、大气数据系统和数据传输系统构成；利用 Mission Planner 平台作为上位机监测无人机的实时位置与姿态；由 3DR 无线数传模块搭建下位机和上位机的数据传输系统。

3.1.1 无人机供电系统

供电系统就是由电源和输配电系统组成的提供电能并配送给用电设备的系统。在无人机的供电系统中，采用电池模块、稳压模块和电量检测模块如图 3-2 所示。



图 3-2 无人机供电系统

无人机的供电系统中采用电池模块作为系统的电源，利用稳压模块将电源的电压电流配置为适合无人机供电的电压电流，电压检测模块用来检测电池电量。

电池是无人机续航能力的一大制约因素，本设计无人机使用的是锂聚合物电池（LiPo），容量是 5200mAh，由 3 片锂聚合物电池串联而成，单片电压为 4.2V，

满电电压为 12.6V。该电池所提供的电压根据其内部电量的减少而减少，电池电量 5200mAh 对应单片电压 4.2V 总电压 12.6V，电量 0mAh 对应单片电压 3.7V 总电压 11.1V，电量与电压之间关系可以近似为线性关系。

稳压模块将电源电压稳定至系统所需要的范围中，本设计 Pixhawk 主控系统供电为 4.8V-5.4V，而电池提供电压为 11.1V-12.6V，那么就需要一个降压模块来为系统提供稳定工作电压。

电量检测模块用于对供电系统剩余电量进行检测，本设计供电系统为无人机供电，因此实时监测无人机剩余的电量十分重要。根据电池电量满电和空电分别对应电压 12.6V 和 11.1V，本设计用电压来估算电池剩余电量，电压 11.4V 时对应电池电量为 20%，设置该电压报警器的报警下限为 11.4V。

3.1.2 无人机主控系统

主控系统是一个系统核心的控制中枢，用于对整个系统提供工作的指令。在无人机的主控系统中，采用的 Pixhawk 主控系统如图 3-3 所示。



图 3-3 Pixhawk 主控系统

Pixhawk 是一款基于 ARM 芯片无人机控制系统，采用 STM32F427 芯片作为主控制器，主频 168M，具有 256KB 的 RAM 以及 2MB 的闪存，同时具有一片 STM32F103 的故障协处理器芯片。

3.1.3 无人机动力系统

动力系统由驱动无人机所必须的模块所组成，是无人机航行的根本保证。本设计搭建的无人机动力系统采用器件包括：电机模块、电调模块、机架模块和螺旋桨模块，其中电子器件包括：电机模块和电调模块。采用电机模块和电调模块如图 3-4 所示。



(a)电机模块



(b)电调模块

图 3-4 无人机动力系统

电机模块用于带动螺旋桨转动从而让无人机起飞，电机模块采用 Sunny sky

无刷电机；电调模块采用 XXD 电调。

除此之外，动力系统还决定了整个无人机的飞行性能，如飞行时间和速度等，无人机各部分之间需要相互匹配，否则可能会无法正常飞行，甚至可能会发生意外坠机。下面就无人机动力系统螺旋桨、电调、电机和机架进行论述。

螺旋桨作为直接产生四旋翼无人机飞行所需升力的器件，对无人机的飞行性能以及效率有非常大的影响。在本设计中采用刚性高、重量轻、强度大，旋翼旋转时振动和噪声小的 9450 螺旋桨。

电机可以把电池中电能转化为驱动螺旋桨转动的机械能，根据螺旋桨旋转结构不同，一般分为无刷和有刷电机。无刷电机更便于小型化；且没有电刷的设计使得其寿命更长、噪声小、运行时无电火花；另外，不同于有刷电机的变压调速，无刷电机不需改变电源电压，通过调节 PWM 信号就可实现电机不同转速的控制，所以本论文中选择 Sunny sky 无刷电机。

电调，全称电子调速器(Electronic Speed Control)，根据接收到的 PWM 信号调整电机转速。电调的核心硬件电路是三相逆变器，将电池的直流电转变成三相电流送给电机，让电机运行。这里选择好盈电机配套的无刷电调 X-Rotor 30A，该电调的最大连续电流为 30A，在保证电机能够正常运行并留一定的电流裕量，防止电流突然增大破坏电力系统。此外，该电调具有过流保护功能，如果电机发生堵转使得电流突增时，电调就切断动力输出，直至重新复位。其供电电源由电池提供，输出有三根线与电机连接，任意交换其中两根线可以使电机转动方向变化。电调的内部核心电路是一个三相桥式逆变电路，供电电压为锂电池供电，6 个开关管的控制信号由飞控输出的 PWM 信号控制，通过不同时刻开关不同的 MOS 管达到电流换相的目的，从而驱动无刷电机一直转动，如图 3-5 所示为三相桥式逆变电路。

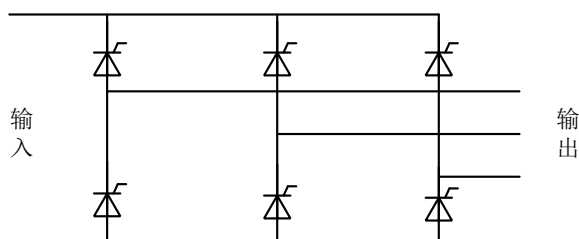


图 3-5 三相桥式逆变电路

机架是无人机动力系统重要的飞行结构之一。本设计机架采用 F450 机架，其主要结构参数如表 3-1 所示。

表 3-1 F450 结构参数表

对称电机轴距	机架重量	载重区间
450mm	282g	800g-1600g

3.1.4 无人机惯性导航系统

惯性导航系统（INS）是以陀螺和加速度计为核心的导航参数解算系统，该系统根据陀螺的输出建立机体坐标系，根据加速度计输出解算出运载体在导航坐标系中的速度和位置，同时通过 GPS 模块对即时位置进行校准。无人机惯性导航系统是利用加速度计和陀螺仪两类惯性元件组成的惯性平台测量无人机相对于惯性空间的线运动和角运动并结合 GPS 模块反馈无人机的即时运动信息。在一定的初始运动条件下，由导航计算机计算无人机的速度、距离、位置及航向姿态等导航参数以便引导无人机顺利完成预定的航行任务和本机信息的测量和输出。惯性导航系统用于监测无人机的即时位置并引导无人机的航行。加速度计模块用于测算无人机的仰俯角、横滚角与偏航角；GPS 模块用于测算无人机本机的经纬度信息；陀螺仪模块用于无人机自主航行过程中对无人机空间线运动的导航。通过 GPS 模块、加速度计和陀螺仪模块可以实现对无人机飞行位置姿态的监测与自主飞行的导航，M8n GPS 模块同时集成了 GPS 模块、加速度计和陀螺仪模块，本设计采用 M8n GPS 模块对无人机进行惯性导航辅助稳定飞行。如图 3-6 所示为本设计惯性导航系统所采用的 M8n GPS 模块。



图 3-6 M8n GPS 模块

在惯性导航系统中需要解算无人机的姿态，在过程中存在基于加速度计高频干扰和陀螺仪低频干扰的问题。根据加速度计和陀螺仪的工作特性，在加速度计描述的线运动中，对线速度积分作为无人机的线运动，在陀螺仪描述的角运动中，对角速度的积分作为无人机的角运动。描述如下：

加速度计描述的线运动中，线速度的三个分量可描述为：

$$v(t) = \sqrt{v_x(t)^2 + v_y(t)^2 + v_z(t)^2} \quad (3-1)$$

无人机在空间中的线运动可以描述为：

$$\begin{cases} x = x_0 + \int_0^t v_x(u) du \\ y = y_0 + \int_0^t v_y(u) du \\ z = z_0 + \int_0^t v_z(u) du \end{cases} \quad (3-2)$$

陀螺仪描述的角运动中，角速度的三个分量可描述为：

$$\omega(t) = \sqrt{\omega_x(t)^2 + \omega_y(t)^2 + \omega_z(t)^2} \quad (3-3)$$

无人机在空间中的角运动可以描述为：

$$\begin{cases} \alpha = \alpha_0 + \int_0^t \omega_x(u) du \\ \beta = \beta_0 + \int_0^t \omega_y(u) du \\ \gamma = \gamma_0 + \int_0^t \omega_z(u) du \end{cases} \quad (3-4)$$

在实际应用中，由于加速度计与陀螺仪会在工作中存在一定的误差，而随着时间的增大，速度误差在对时间积分后所积累的误差会越来越大，描述无人机位置姿态误差越来越大，因此用加速度计的数据对陀螺仪产生的漂移和误差进行修正，最终得到准确的无人机姿态信息，本设计采用 Mahony 互补滤波，该滤波器的结构框图如图 3-7 所示。

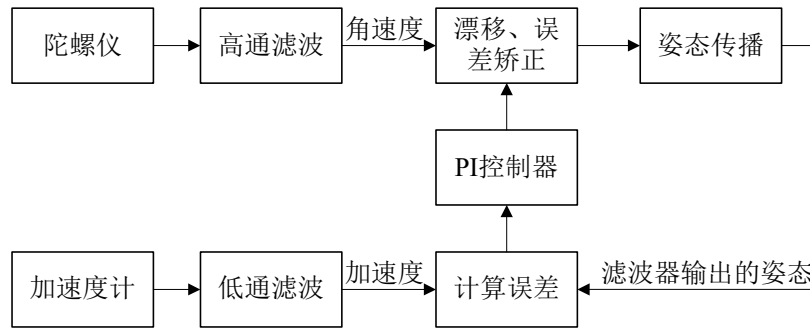


图 3-7 Mahony 互补滤波结构框图

该算法就是利用向量与期望值的偏差来修正旋转矩阵，再用旋转矩阵中的元素来表示无人机的姿态，从而达到对无人机姿态修正的目的。

3.1.5 无人机大气数据系统

大气数据系统用于测量本机的大气数据信息包括：气压高度、升降速度和指示空速。这些信息对于无人机的航行安全来说至关重要，同时是支持无人机执行飞行任务的关键机载系统所需信息。实际工作中因几何高度难以直接测量，往往是根据测得的温度和压强垂直分布去计算位势高度。无人机大气数据系统采用 LPS331 气压计模块来对本机的大气数据进行解算。LPS331 气压计模块如图 3-8 所示。



图 3-8 LPS331 气压计模块

如图 3-8 所示，LPS331 气压计模块通过测量无人机当前位置的气压，通过如式 3-5 所示的气压-高度公式可以解算出无人机的气压高度。

$$P = P_0 \times \left(1 - \frac{L \times h}{T_0} \right)^{\frac{g \times M}{R \times L}} \quad (3-5)$$

式 3.5 中： P_0 是海平面标准大气压； h 是海拔高度； L 是温度递减率，对于干燥空气大约为 $0.0065K/m$ ； T_0 是海平面标准温度； g 是地球表面重力加速度，大约 $9.8m/s^2$ ； M 是摩尔质量（molar mass），即单位物质的量（Amount of substance）的物质所具有的质量，大约 $0.0289644kg/mol$ ； R 是普适气体常数，大约 $8.31447J/(mol \times K)$ 。

在式 3-5 中带入温度递减率 $L = 0.0065K/m$ 、重力加速度 $g = 9.8m/s^2$ 、摩尔质量 $M = 0.0289644kg/mol$ 、普适气体常数 $R = 8.31447J/(mol \times K)$ ，可以得出大气压 P 与海拔高度 h 的关系为：

$$P = P_0 \times \left(1 - \frac{h}{44300} \right)^{5.256} \quad (3-6)$$

在上式中， h 为海拔高度， P_0 为 $0^\circ C$ 的标准大气压 $101.325kPa$

以对流层（0-20km）为例绘制气压随着海拔高度变化的图像如图 3-9 所示：

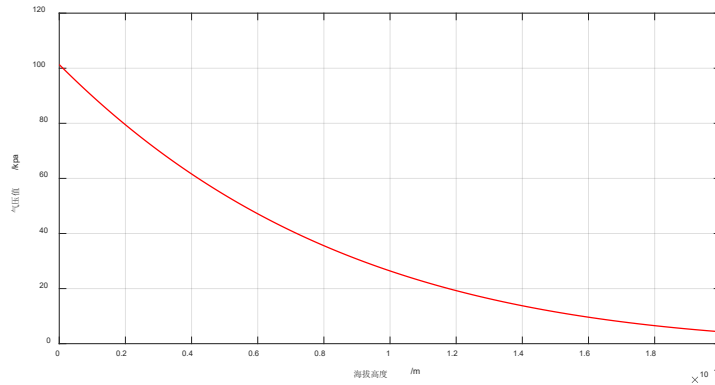


图 3-9 对流层中气压值随海拔高度变化情况

从而得到计算高度公式为：

$$h = 44300 \times \left(1 - \left(\frac{P}{P_0} \right)^{\frac{1}{5.256}} \right) \quad (3-7)$$

在式 3-7 中， h 为海拔高度， P_0 为 $0^\circ C$ 的标准大气压 $101.325kPa$

通过分析气压大小随着海拔高度变化的情况，在测得气压大小后利用其规律估计无人机的海拔高度。

3.1.6 无人机数据传输系统

无人机数据传输系统用于将无人机的惯性导航模块以及大气数据传输给综合显示系统，实现监测无人机的飞行动向，在无人机飞行中有着重要的作用。本设计采用 3DR 无线数传电台模块将无人机数据进行回传，3DR 无线数传电台模块如图 3-10 所示。



图 3-10 3DR 无线数传电台模块

如图 3-10 所示的 3DR 无线数传电台模块在数据的传输中采用 Mavlink 协议，Mavlink 协议相关内容在 3.3 节中详细介绍。

在传输技术中，TX 表示在设备的端口上数据发送端，用 RX 表示在设备的端口上数据接收端，则设备 A 与设备 B 之间的串口连接原理图如图 3-11 所示。

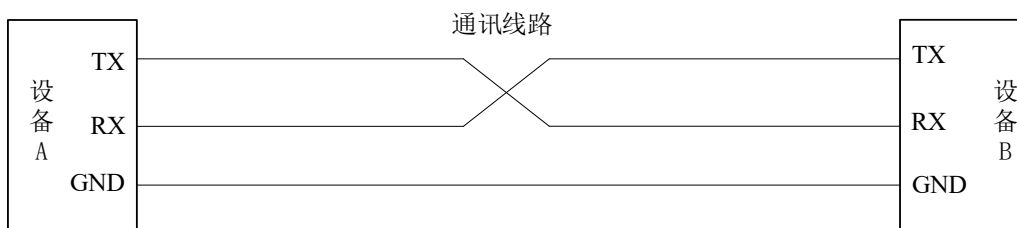


图 3-11 串口通信原理图

与图 3-11 类似，在无线数传技术中设备 A 与设备 B 同样是 TX 与 RX 进行数据交换实现传输，两个设备传输信道换为无线传输，通过天线这一无线传输信道实现两个设备的无线传输，无线数传技术原理图如图 3-12 所示。

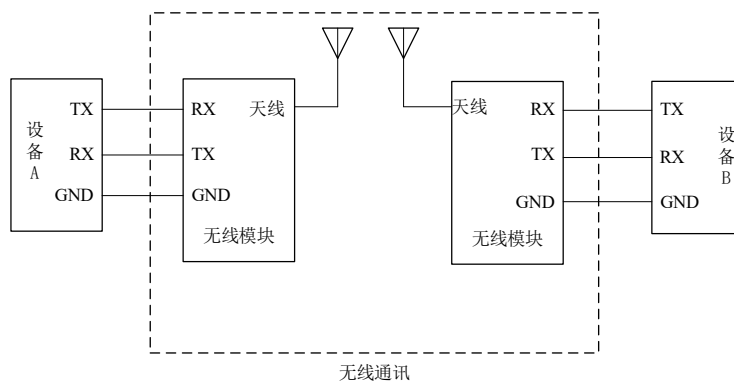


图 3-12 无线数传技术原理图

在本设计中，采用无线数传技术对四旋翼无人机进行控制监测，系统无线通信方式的示意图如图 3-13 所示。

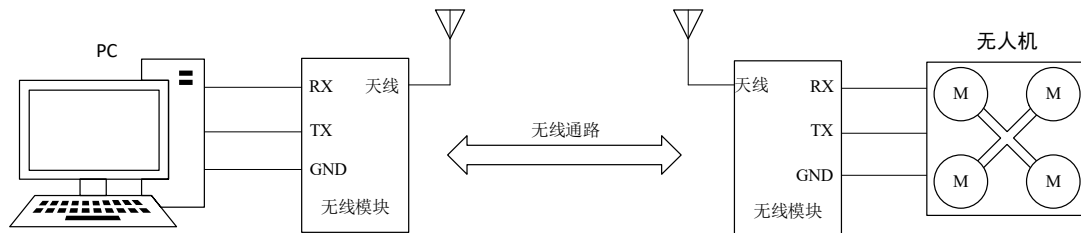


图 3-13 无人机系统无线通信示意图

如图 3-13 中采用无线数传模块相当于把两个无线模块组成的系统看做是一段无限长的串口数据线，无线数传模块作为一种通讯媒介，提供专网中监控信号实时、可靠的数据传输，无线通讯具有成本低、安装维护方便、组网结构灵活、绕射能力强、覆盖范围远等特点，适合点多而分散的地理环境等复杂等场合。数据传输是可视的，只要上位机串口有数据输出，模块就把串口的数据以无线方式进行发送；当接收模块接收到发射模块发送的无线数据信号后进行解码，把解码后的数据按发送端的格式从串口发送；上位机通过串口无线数传模块再将数据读入。

3.1.7 无人机综合显示系统

综合显示系统用于接收无人机的数据并进行可视化处理，便于操作人员控制无人机。本设计的上位机采用 Mission Planner，Mission Planner 是一款 Windows 系统下的软件，简称 MP 地面站，主要功能是连接飞控无人机与 PC 端，与飞控之间进行通信，能够实时显示飞控相关数据和对飞控进行控制，Mission Planner 界面如图 3-14 所示。



图 3-14 Mission Planner 操作界面

如图 3-14 所示为无人机在西安交通大学城市学院飞行中，GPS 定位数据调用高德卫星地图的无人机定位图。

3.2 四旋翼无人机设计

本设计的无人机飞行控制导航系统架构是针对特定无人机平台综合权衡各个关键元器件的性能指标,然后进行优化而设计出的四旋翼无人机飞行控制导航系统方案。如图 3-15 所示为基于 PixHawk 主控的飞行控制导航系统架构。

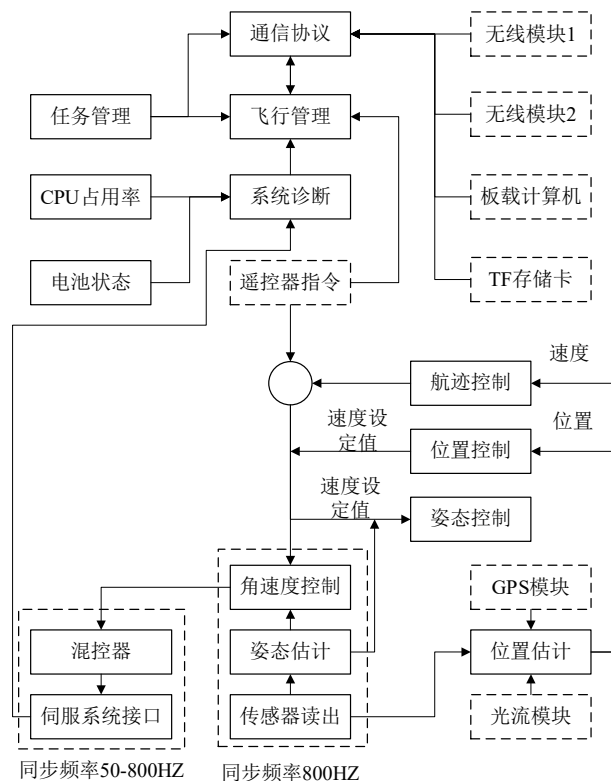


图 4-15 基于 PixHawk 主控的飞行控制导航系统架构

在图 4-15 中,实线框图为硬件模块,虚线部分为软件实现的功能模块,由箭头表示硬件与软件之间的数据交换关系,其中包括主文件、控制算法、导航算法、姿态算法和传感器接口等。本设计的四旋翼无人机就硬件和软件系统设计分别进行论述。

3.2.1 无人机硬件系统设计

本设计的控制系统主要针对小型四旋翼无人机的飞行控制,控制无人机完成各种飞行动作(如起飞降落、悬停、翻滚等),同时能不断的获取无人机的相关信息,即通过硬件系统的相关传感器获取无人机的加速度、角速度、气压值、位置信息、电池和遥控信号等,再经过软件解算得到无人机的姿态、航向、高度、位置等信息。根据相关信息控制器最终输出旋翼电机驱动量调节电机转速,通过对相关电机转速的调整,控制无人机完成相应飞行动作,并且在无人机出现异常情况时能及时执行相关保护动作,在此过程中无人机硬件系统中的机载通讯设备和 PC 端地面站

的无线通讯模块进行数据通讯。根据本设计的小型四旋翼无人机的性能需求和设计方案的要求,本设计的小型四旋翼无人机硬件系统的总体功能模块框图,如图 4-16 所示。

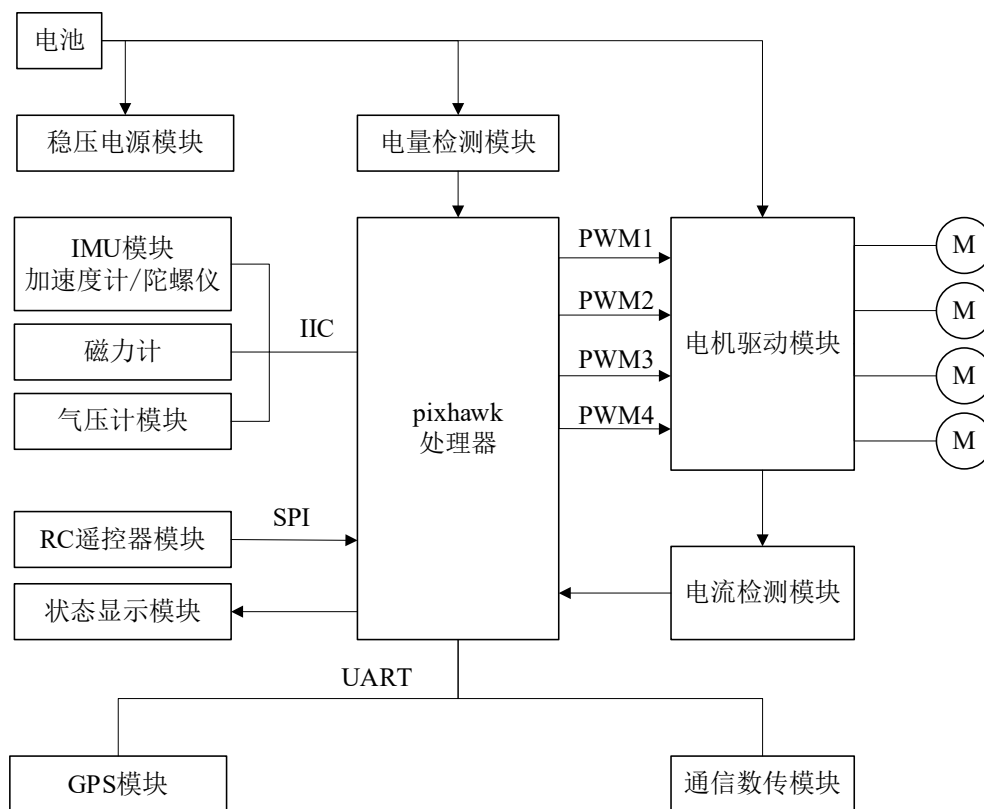


图 3-16 无人机下位机硬件功能框图

如图 3-16 所示，本设计中的硬件模块划分为处理器、供电模块、姿态检测模块、电机模块、遥控接收模块以及气压检测模块流大模块。

处理器是硬件系统的核心，负责综合控制和协调各个模块的功能。

供电模块提供整个系统不同电路装置所需的电压和电流，是整个系统运行的保证。

姿态检测模块对无人机进行姿态检测，通过三轴加速度计、三轴陀螺仪的输出计算无人机的姿态信息。

电机驱动模块根据处理器输出 PWM 信号控制电机转速来控制无人机的完成相应动作。

遥控接收模块接受遥控器发出的控制信号传输给主控制器。

气压检测模块检测当前无人机所处环境的气压来计算无人机所处的海拔高度。

3.2.2 无人机软件系统设计

依据不同模块所要实现的功能的不同对无人机系统进行模块划分。图 3-17 为软件系统的总体设计图。

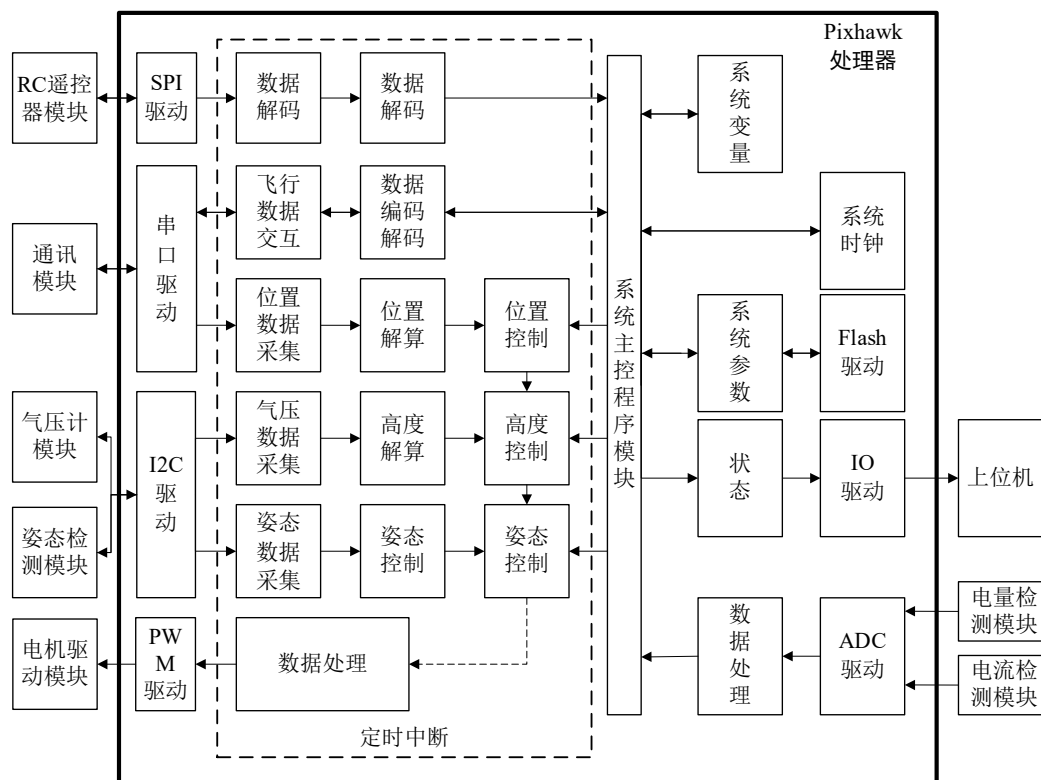


图 3-17 软件系统总体设计图

如图 3-17 为四旋翼无人机系统软件总体设计图。本设计中的软件程序划分为电源检测程序、姿态检测程序、电机驱动程序、遥控接收程序以及气压检测程序五部分。

电量检测程序实时监测无人机电池电量，当电池电量低于设定阈值时，控制蜂鸣器报警，并将报警信号传回上位机。

姿态检测程序通过三轴加速度计、三轴陀螺仪输出解算出无人机在空间中的线运动与角运动，实现无人机姿态信息的解算。

电机驱动程序监测处理器输出的 PWM 信号，调整电机转速来控制无人机的完成相应动作。

遥控接收程序通过接收遥控器发出的控制信号，传送给无人机主控系统。

气压检测程序检测当前无人机所处环境的气压来计算无人机所处的海拔高度。

3.3 MavLink 实现无人机信息传输

3.3.1 MavLink 协议简介

MavLink 协议最早由苏黎世联邦理工学院计算机视觉与几何实验组的 Lorenz Meier 于 2009 年发布。MavLink 协议是在串口通讯基础上的一种更高层的开源通讯协议，主要用在微型飞行器 (micro aerial vehicle) 的通讯上。MavLink 是小型飞行器和地面站通讯时常用的那些数据制定一种发送和接收的规则，并加

入了消息校验功能。

3.3.2 MavLink 协议帧格式

MavLink 是一种轻量的只包含头文件信息调度库的通信协议，主要用于地面站和小型无人机间的通信，可以传输无人机的方向、GPS 和速度等信息。

MavLink 协议传输的基本单位是消息帧，每帧结构如图 3-18 所示。

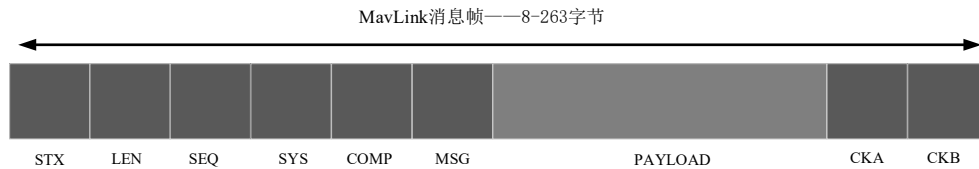


图 3-18 MavLink 协议数据帧格式

在图 3-18 中除了灰色 PAYLOAD 外，其他的格子一个字节的数据即 8 位二进制数，下面分别介绍消息帧中各个数据位。

首先是起始标志位（STX），以“FE”作为起始标志，用于在 MavLink 消息帧接收端的消息解码。

第二个格子代表的是 PAYLOAD 的字节长度（LEN），范围在 0 到 255 之间。在 MavLink 消息帧接收端用它和实际收到的有效载荷的长度比较，以验证有效载荷的长度是否正确。

第三个格子代表的是本次消息帧的序号（SEQ），每次发完一个消息，下次发送该字节的内容会加 1，加到 255 后会从 0 重新开始。该序号用于 MavLink 消息帧接收端计算消息丢失比例用的，相当于是信号强度。

第四个格子代表了发送本条消息帧无人机的系统编号（SYS），用于 MavLink 消息帧接收端识别是哪个设备发来的消息。

第五个格子代表了发送本条消息帧的设备的单元编号（COMP），用于 MavLink 消息帧接收端识别设备。

第六个格子代表了有效载荷中消息包的编号（MSG），MavLink 消息帧接收端要根据这个编号来确定有效载荷里消息包的内容并根据编号选择对应的方式来处理有效载荷里的信息包。

第七个格子代表了传输消息的内容（PAYLOAD），它的长度位第二个格子（LEN）中的数据，它的消息种类是第六个格子（MSG）中的内容，这个字节是 MavLink 传输的最核心内容。

最后两个字节是 MavLink 传输数据帧的 16 位校验位，CKB 是高八位，CKA 是低八位。

3.3.3 MavLink 协议数据包定义

在 MavLink 通讯协议中，最重要的消息内容存放在 PAYLOAD 中，通过 LEN

的数值反应 PAYLOAD 中字节数目，MSG 中反应 PAYLOAD 的消息类型。下面介绍在 MavLink 通讯协议中所定义的数据包类型。

在 MAVLink 通讯协议中常见的数据包包括有：心跳包 HEARTBEAT、系统状态 SYS_STATUS、系统时间 SYSTEM_TIME、响应 PING 以及命令控制包 CHANGE_OPERATOR_CONTROL 等 255 中类型。下面就常用的数据包做表如表 3.2 所示。

表 3.2 MAVLink 中常见 PAYLOAD 消息内容定义表

数据包名称	MSG_ID	字节长度	消息内容
心跳包	0	8 字节	无人机飞控类型等信息
系统状态包	1	31 字节	无人机总体系统状态
系统时间包	2	12 字节	无人机与 PC 同步时间
响应数据包	4	14 字节	无人机与 PC 通信延迟
命令控制包	5	3 字节	对无人机的控制
初始位置包	24	30 字节	无人机起飞位置初始化
实时位置包	25	6 字节	无人机飞行 GPS 数据
初始姿态包	26	22 字节	无人机起飞时候的姿态
压力数据包	28	16 字节	无人机机身压力数据
航行姿态包	31	4 字节	无人机 w x y z 的姿态
局部位置包	32	4 字节	x y z 局部位置
全局位置包	33	28 字节	x y z 全局位置
指令接收包	35	22 字节	接收控制端指令

在表 3.2 中描述了无人机传输中的心跳包、系统状态包、系统时间包、响应数据包、命令控制包、初始位置包、实时位置包、初始姿态包、压力数据包、航行姿态包、局部位置包、全局位置包、指令接受包等 PAYLOAD 中 MSG 定义以及 LEN 数值。

心跳包 HEARTBEAT 表示系统存在并正在响应，说明通讯链路正常，同时传输了 6 条数据消息，分别如表 3.3 所示。

表 3.3 心跳包数据信息

数据名称	字节长度	内容
飞行器类型	1 字节	定义了 15 种飞行器的类型
MAV 类型	1 字节	定义了 15 种 MAV 的类型
系统模式类型	1 字节	定义了 15 种系统模式
自动驾驶标识	4 字节	自动驾驶仪特定标志的位字段
系统状态标识	1 字节	定义了 15 种系统状态
MAVLink 版本	1 字节	描述通讯的 MAVLink 版本

以心跳包 HEARTBEAT 中传输数据描述无人机相关信息为例，对其余 MAVLink 通讯协议 PAYLOAD 中的消息指令进行定义从而在传输 MAVLink 通讯协议中实现对无人机信息全面而甄别的传输。

3.4 无人机系统调试

3.4.1 四旋翼无人机展示

通过本章无人机的硬件连接和软件的调试，安装完成的四旋翼无人机如图 4-19 所示，该无人机轴距为 450mm，空载重 1.487kg，采用 F450 机架。



(a) 无人机正视图



(b) 无人机俯视图

图 3-19 四旋翼无人机成果图

3.4.2 加速度计校准

在 Mission Planner 平台与无人机连接后对无人机自身的加速度计传感器进行校准，打开 Mission Planner 平台初始设置的加速度计校准如图 3-20 所示。



图 3-20 Mission Planner 加速度计校准

首先将无人机进行水平放置，校准无人机的水平姿态；随后，将无人机左侧/右侧放置，校准无人机的偏置姿态；再次，将无人机竖直向上/向下放置，校准竖直姿态；最后将无人机反向放置，校准水平姿态。校准过程如图 3-21 所示。

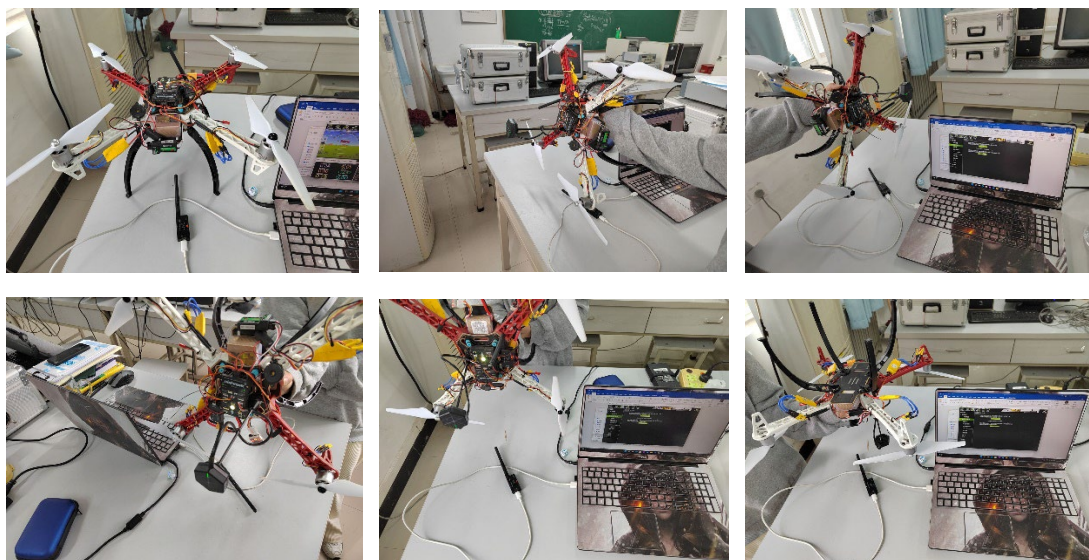


图 3-21 无人机加速度计校准示意图

在依次完成不同方向的加速度计校准，Mission Planner 平台提示加速度计校准成功。

3.4.3 指南针校准

在 Mission Planner 平台与无人机连接后对无人机自身的指南针进行校准，打开 Mission Planner 平台初始设置的指南针校准如图 3-22 所示。



图 3-22 无人机指南针校准

首先将无人机进行水平旋转两周，校准无人机的水平姿态；随后，将无人机分别扰左侧右侧旋转两周，校准无人机的偏置姿态；最后，将无人机竖直向上/向下旋转两周，校准竖直姿态。校准无人机指南针过程如图 3-23 所示

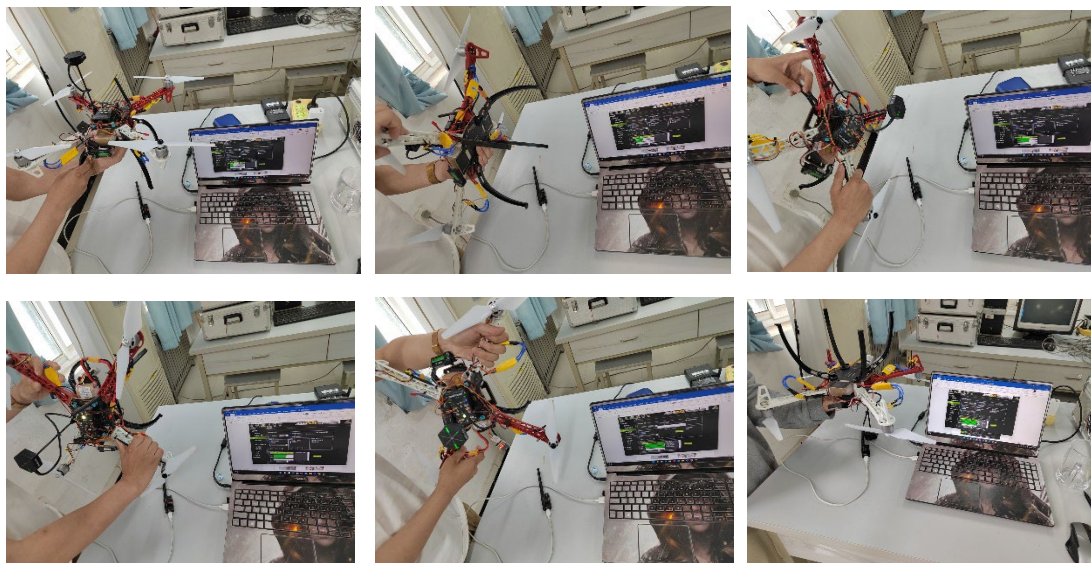


图 3-23 无人机指南针校准

在依次完成不同方向的加速度计校准后，Mission Planner 平台提示加速度计校准成功。

3.4.4 遥控器设置

在 Mission Planner 平台与无人机连接后对无人机控制器进行校准，打开 Mission Planner 平台校准控制器，如图 3-24 所示。

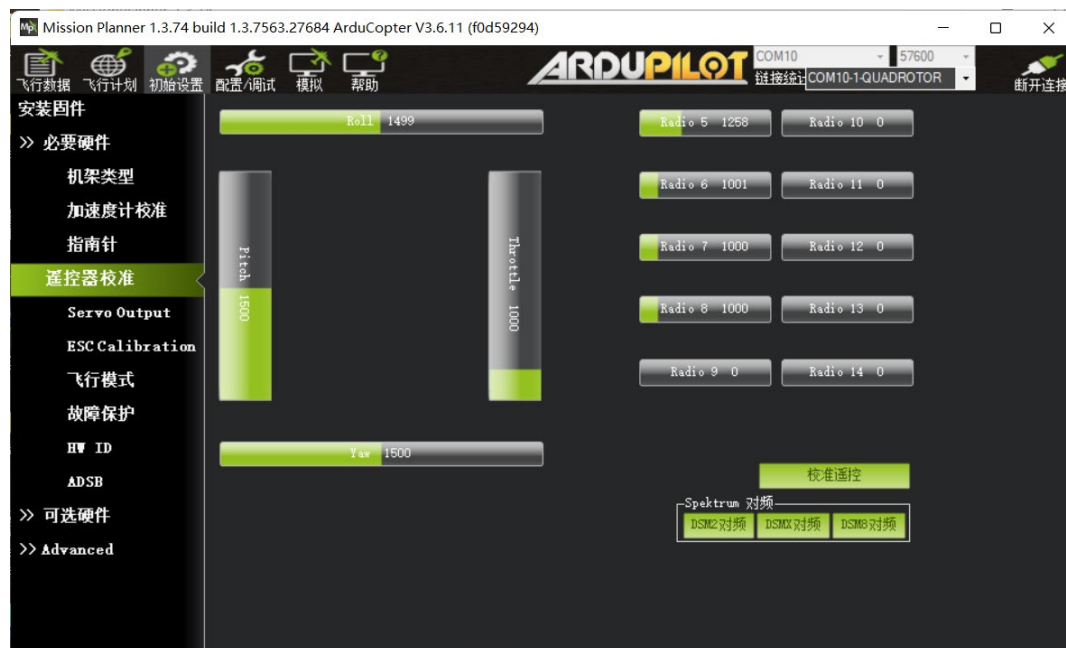


图 3-24 遥控器校准界面

如图 3-24 所示，遥控器输出不同的频段的 PWM 信号，通过频分复用技术实现无人机信号的传输，推动控制器的油门与方向控制，校准富斯 i6 控制器如图 3-25 所示。

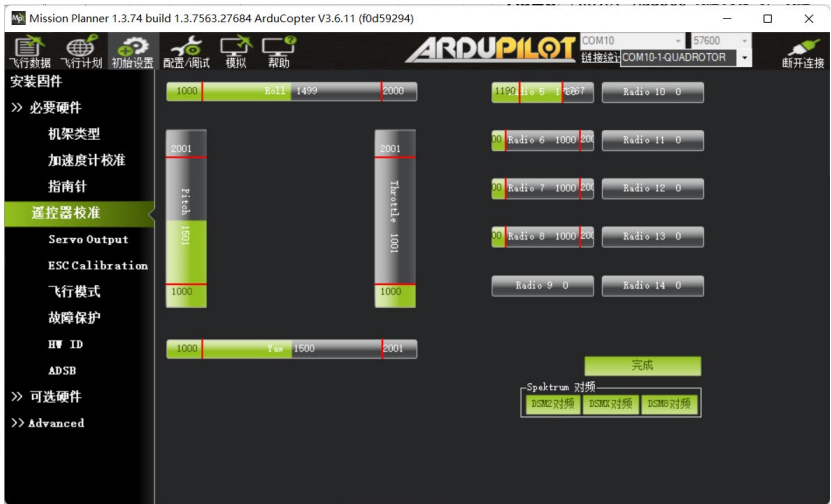


图 3-25 遥控器设置校准上下限

3.4.5 Mission Planner 平台与无人机通信调试

利用 3DR 无线数传电台模块实现 Pixhawk 与 PC 端的通信，通信原理如图 3-26 所示。

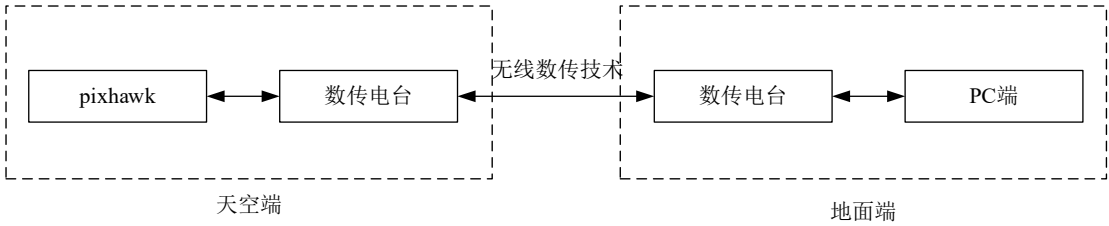


图 3-26 无人机通信原理

如图 3-26 所示，分别设置数传电台与 pixhawk 以及 PC 通信的串口通信随后利用无线数传电台进行无线传输，将两个数传电台设置相同波特率 57600 后实现两个数传电台的无线通讯，Mission Planner 平台中设置数传电台如图 3-27 所示。



图 3-27 数传电台设置

设置无线数传电台后，无人机下位机可通过数传模块将无人机监测数据回传显示在 Mission Planner 平台上，可以实现无人机的有效检测。

3.5 本章小结

本章设计 Pixhawk 主控的四旋翼无人机系统。本设计搭建四旋翼无人机的供电系统、主控系统、动力系统、惯性导航系统、大气数据系统、数据传输系统以及综合显示系统。其中供电系统为无人机提供稳定的电源，保证无人机的飞行续航；主控系统为无人机提供飞行命令，并知道无人机运动；动力系统分析了螺旋桨对无人机的升力结合无人机自身搭载的重力，保证无人机可以稳定航行；惯性导航系统测算无人机的位置姿态并利用 Mahony 互补滤波对其进行误差校正；大气数据系统利用 LPS331 气压计模块测量大气压数据，并根据气压-高度公式估算无人机当前高度；数据传输系统采用 3DR 无线数传电台模块通过 Mavlink 传输协议将无人机本机信息传输给综合显示系统，实现无人机本机信息的实时传输；综合显示系统采用 Mission Planner 上位机，可以实时显示无人机的当前位置、姿态和速度等相关信息。

4 无人机航迹预测系统设计

在已知无人机运动状态基础上预测无人机航迹可有效提高预测准确性。本章就无人机运动模式识别和航迹预测进行建模分析。

4.1 引言

本章为无人机航迹预测建模，在无人机运动模式分类识别后在该模式下对无人机航迹进行预测。由于利用传统无人机航迹预测方式对四旋翼无人机进行航迹建模精确度较低。因此，本章提出一种基于机器学习的方法来预测四旋翼无人机航迹。通过本设计的无人机系统监测航迹数据进行机器学习做出无人机航迹预测。

4.1.1 无人机运动状态分类

无人机飞行状态是对无人机飞行过程中不同飞行行为的抽象描述，无人机的飞行行为可简化为几个标准状态，如爬升、平飞、盘旋、转弯和下降等^[33]。将无人机的飞行阶段看作是由不同的飞行状态连续转换或组合构成的，通过识别无人机的飞行状态，可获得无人机实际的飞行状态。对无人机飞行状态的识别是对无人机运行情况分析必要的准备工作，是无人机维修和设计优化的辅助手段，具有重要的实用价值。

无人机的飞行测量数据包括多个测量参数构成，测量数据形式为多维并列的时间序列。在每次飞行过程中，不同飞行状态持续时间不同，每个状态对应的数据样本数据量大，数据长度不统一，对后续的智能分析带来较大挑战^[34]。因此，需要对无人机的观测数据进行预处理和特征提取，并运用分类算法确定无人机运动状态^[35]。

分类是数据挖掘、机器学习和模式识别中的核心问题之一^[36]。常见分类模型包括判别分析、聚类分析、支持向量机等。航迹分类是根据航迹学习样本训练航迹特征来预测未知航迹的类标签，在目标跟踪^[37]、航迹规划^[38]、异常行为管控^[39]以及航迹预测^[40]等方面应用广泛。朱进提出一种基于移动对象运动特征的轨迹分类方法，提出了更多运动参数及更多统计量来构建特征，利用支持向量机（Support Vector Machine, SVM）对船舶数据集的分类达到 100%^[41]。

4.1.2 无人机航迹预测

本节内容包括：常用预测模型介绍，选择合适的模型预测无人机航迹以及本章内容安排。

预测学是综合运用惯性原理、类推原理等相关理论，在现有信息基础上，预测事物的未知属性或已知属性未来的发展趋势的学科。它的核心是建立适当的预测模型，来描述未知与已知之间的联系^[33]。预测模型种类多种多样也有各自的适

用范围，常用的预测模型有微分方程模型、灰色预测模型、时间序列模型、回归分析模型、神经网络模型以及高斯过程模型等。下面对这些模型进行简单论述。

1) 微分方程模型

当描述对象的特性随时间和空间的变化情况符合一定规律，预测其未来态势和研究其的控制手段时，通常需要建立微分方程模型^[42]。常用的微分方程模型有：传染病模型、人口模型和战争模型等。

微分方程模型的优点是：能反应事物之间的内在关系和发展变化的规律，适用于短、中期预测，预测精度较高，同时针对具体的问题易于改进模型。微分方程模型的缺点是：实际情况并不完全满足假设条件时，中长期预测容易产生较大的误差；其次微分方程解得存在性和唯一性证明困难，且不易求出。

2) 灰色预测模型

灰色预测就是在部分信息已知的条件下建立起来的预测模型^[43]。它的基本思路是，对已知的部分信息做关联分析，将原始数据生成一定规律性的序列，随后建立相应的微分方程模型，从而对研究对象进行预测。

灰色预测模型的优点是：数据量较少的情况下，依然可以得到较为精确的预测结果；缺点是：只适用于数据量较少的中短期预测，且预测结果偏指数型，对于非指数型的问题预测结果不够精确。

3) 时间序列模型

时间序列指的是研究对象按时间的顺序排列的数据，它反映了研究对象在某个时间段内随时间的变化规律^[44]。基于此，可以推断出研究对象之后变化的可能性及变化趋势。

时间序列模型的优点是：充分运用时间序列的数据，计算速度快，精度好。缺点是：时间序列模型仅考虑了研究对象随时间的变化规律，而未考虑其他因素的影响，不能分析各因素之间的关系，无法反应事物的内在联系，只适用于短期预测。

4) 回归分析模型

回归分析预测是利用一元或多元数据统计回归思想进行分析预测。回归方程只有通过各种检验，且预测误差较小，才能将回归方程作为预测模型进行预测^[45]。

回归分析模型的优点是：它表明自变量和因变量之间的显著关系；同时可以表明多个自变量对一个因变量的影响强度。回归分析模型的缺点是：回归模型比较简单，预测精度低。

5) 神经网络模型

神经网络（neural network, NN）是模拟人脑神经网络而设计的一种计算模型，其结构、实现机理和功能上模拟人脑神经网络^[46]。神经网络是由大量神经元通过复杂连接而构成的自适应非线性动态网络，神经网络模型包含三个部分：

input layer（输入层）、hidden layer（隐藏层）和 output layer（输出层）。通过大量数据训练该网络使得其更加智能化和更加准确的做出合理预测。

神经网络模型的优点是：他理论上能够以任意精度拟合任意阶数的非线性多项式。神经网络模型的缺点是：需要数据量大，拟合过程复杂。

6) 高斯过程模型

高斯过程（Gaussian Process, GP）是一种基于统计学的非参数回归的机器学习方法，可以捕获复杂的未知函数，完全由数学期望函数和协方差函数决定^[47]。它是一组随机变量的集合，有限数量的随机变量都具有联合高斯分布。高斯过程回归来对数据进行建模，通常这些变量是系统的状态变量，通过历史数据来估计新状态下的输出，并且给出输出的置信区间。

高斯过程模型的优点是：可以计算经验置信区间，然后根据这些信息，在某个感兴趣区域重新拟合预测。高斯过程模型的缺点是：当特征的个数超过几十后，预测准确度快速下降。即，在高维空间预测准确性较低。

综合以上对各类预测模型的分析与讨论，只有神经网络和高斯过程对无人机的航迹预测可以实现较为理想的预测。高斯过程模型采用边缘似然函数来实现最优预测，而神经网络是建立损失函数来实现最优预测，从预测的精准程度上来讲神经网络模型会比高斯过程模型在无人机的航迹预测方面更具有优势，因此本文采用神经网络模型预测无人机航迹。

本章首先就 BP 神经网络进行建模，随后对无人机五种运动状态分别建立对应的神经网络，利用本设计的无人机监测数据作为神经网络样本集进行训练，最终实现基于神经网络的无人机航迹预测。

4.1.3 本章内容安排

本章基于改进的支持向量机模型建立无人机运动模式识别系统。首先进行无人机回传数据的数据预处理；然后利用主成分分析法对无人机运动参数重新构建无人机运动特征；随后利用二叉树结构对支持向量机进行模型改进；最后实现无人机的运动模式识别。本章总体思路如图 4-1 所示。

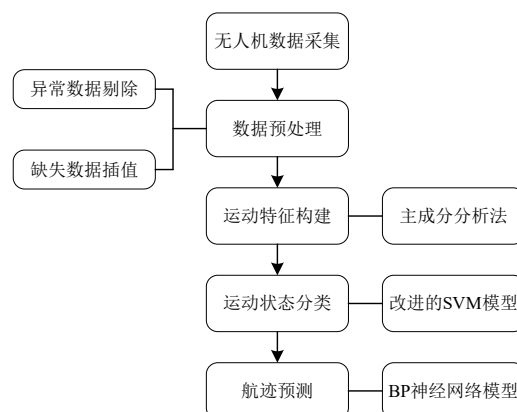


图 4-1 航迹预测总体思路

如图 4-1 所示，本章先将无人机数据进行预处理，随后进行无人机运动特征提取，最后利用支持向量机（Support Vector Machine, SVM）分类。数据预处理包括卡尔曼滤波降噪，插值平滑以及数据的归一化。特征提取包括无人机的运动参数（速度、加速度、方向、转角、曲率）提取和特征量（最大值、最小值、均值、标准差）提取。随后利用主成分分析法进行无人机运动参数重新构建无人机运动特征。最后利用基于二叉树改进的支持向量机模型对无人机模式进行分类。

4.2 数据预处理

由于无人机航迹数据中存在噪声，因此需要在无人机数据分析前需要进行数据预处理。数据预处理流程如图 4-2 所示。

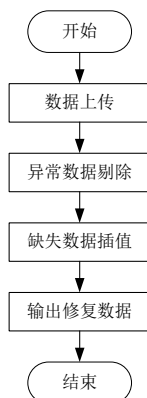


图 4-2 数据预处理流程图

如图 4-2 所示，数据预处理包括异常数据剔除和缺失数据插值。

4.2.1 异常数据剔除

本设计中异常数据剔除采用统计学中的方法，将异常值定义为一组测定值中与平均值的偏差超过 3 倍标准差的值。而无人机回传数据是随时间变化而变化的并不能只是用统计学方法来进行统计分析，因此本设计对统计学的该方法进行改进，改进后的流程如图 4-3 所示。

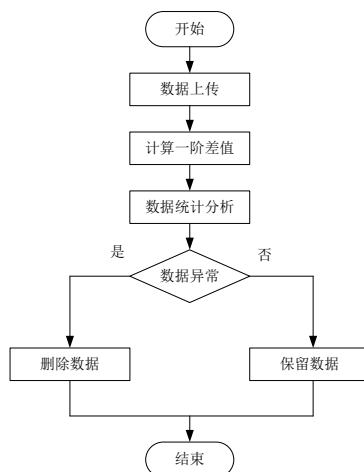


图 4-3 异常数据剔除流程图

如图 4-3 所示为删除异常数据的流程，针对该流程具体实现如下。

针对一组无人机回传数据 n 个样本 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ，上传数据后，计算一阶差值 X_i 如式 4-1 所示。

$$X_i = x_{i+1} - x_i \quad (i = 1, 2, \dots, n-1) \quad (4-1)$$

X_i 描述了无人机对应数据在一段时间内的变化情况，根据统计学知识，该变化情况应该在一定区间内，通过统计 X_i 的统计特征来进行数据剔除。

一阶差值数据 X_i 的数学期望可表示为：

$$EX = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} X_i \quad (4-2)$$

一阶差值数据 X 的标准差 σ 可表示为：

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} (X_i - EX)^2} \quad (4-3)$$

对于 $X_i (i = 1, 2, \dots, n-1)$ 保留处于 $(EX - 3\sigma, EX + 3\sigma)$ ，剔除区间外 X_i 异常数据以及对应的 x_{i+1} 的数据，从而实现异常数据的剔除。

4.2.2 缺失数据插值

取出异常值后，将数据排列出来，利用拉格朗日插值法对缺失数据进行插值平滑处理，最后输出修复后的数据。具体实现如下：

对于一组剔除异常值后的数据，对其排列表示为 $(x_0, y_0), \dots, (x_k, y_k)$ ， x_j 表示自变量的位置， y_j 表示函数在这个位置的取值，所有 x_j 都不相同，那么根据拉格朗日插值公式可得拉格朗日插值的多项式如式 4-4 所示。

$$L(x) = \sum_{j=0}^k y_j l_j(x) \quad (4-4)$$

其中每个 $l_j(x)$ 为拉格朗日基本多项式，表达式为：

$$l_j(x) = \prod_{i=0, i \neq j}^k \frac{x - x_i}{x_j - x_i} \quad (4-5)$$

拉格朗日基本多项式 $l_j(x)$ 的特点是在 x_j 上取值为 1，对于 $i \neq j$ 的 x_i 上取值

为 0。

利用拟合的拉格朗日多项式作为对该曲线的估计，将缺失值的数据位置输入多项式即可预测出函数在这个位置的取值，从而实现缺失数据位置的数据插值估计。

4.3 无人机运动特征构建

4.3.1 主成分分析法

主成分分析法(Principal Component Analysis)是一种降维算法，它可将多个指标缩减为几个主要成分，这些主成分是原始变量的线性组合，且彼此之间互不相关，能够反映出原始数据的大部分有用信息。

主成分分析步骤如下：

假设有 n 个样本， p 个指标，则构成了 $n \times p$ 的矩阵 x

$$x = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \vdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} = (x_1, x_2, \dots, x_p) \quad (4-6)$$

1) 标准化处理

对矩阵 x 按列计算均值 $\bar{x}_j$ ：

$$\bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij} \quad (4-7)$$

可以计算得标准差 S_j ：

$$S_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2}{n-1}} \quad (4-8)$$

将数据标准化处理，标准化数据为：

$$X_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{S_j} \quad (4-9)$$

得到原始样本的标准化矩阵：

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1p} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{np} \end{bmatrix} = (X_1, X_2, \dots, X_p) \quad (4-10)$$

2) 协方差矩阵

计算协方差矩阵

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1p} \\ r_{21} & r_{22} & \vdots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{np} \end{bmatrix} \quad (4-11)$$

其中

$$r_{ij} = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (X_{ki} - \bar{X}_i)(X_{kj} - \bar{X}_j) \quad (4-12)$$

3) 计算协方差矩阵的特征值和特征向量

求解协方差矩阵 R 的特征值与特征向量分别为 $\lambda_i (i=1, 2, \dots, p)$

$a_i (i=1, 2, \dots, p)$

4) 计算主成分贡献率和累计贡献率

第 i 个成分对总成分的贡献率 c_i 定义为:

$$c_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{k=1}^p \lambda_k} (i=1, 2, \dots, p) \quad (4-13)$$

累计贡献率定义为:

$$C_i = \frac{\sum_{k=1}^i \lambda_k}{\sum_{k=1}^p \lambda_k} (i=1, 2, \dots, p) \quad (4-14)$$

5) 对各个成分按照贡献率进行排序

对 c_i 按照从大到小的顺序进行排序

6) 求解主成分

将累计贡献率进行依次累加，累加超过 80% 累计贡献率时，将其作为主成分。

4.3.2 无人机运动特征构建

使用主成分分析法构建无人机运动特征，以提高机器学习精度。利用 MATLAB 软件分析无人机运动特征，设定主成分的信息保留率为 90%，特征数降至 6 维。如图 4-4 所示为利用 MATLAB 进行无人机主成分分析的单个指标贡献率与累计贡献率图。

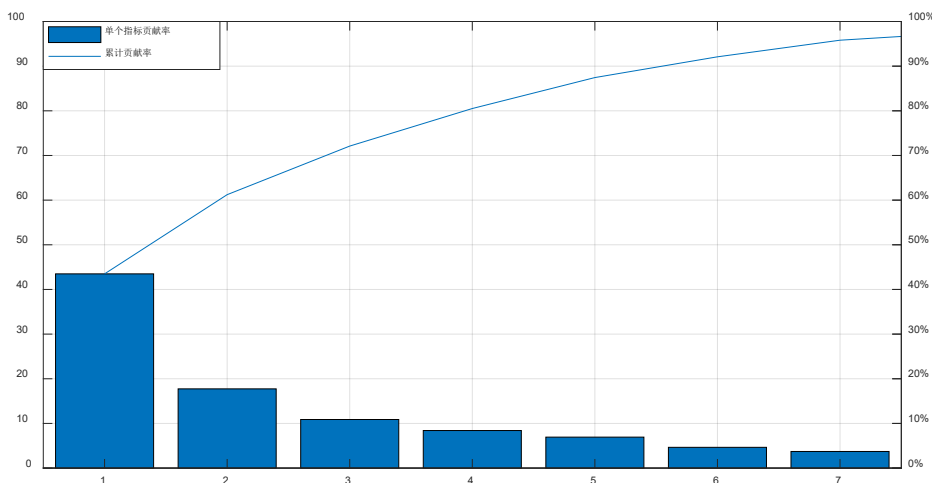


图 4-4 主成分分析图

如图 4-4 所示，无人机主成分分析贡献率依次为：z 轴速度、转角、x 轴加速度、y 轴加速度、俯仰角、z 轴加速度。

4.4 无人机运动状态分类模型

4.4.1 支持向量机模型

支持向量机（Support Vector Machine）是一个经典的二分类数学模型，通过寻找可以将数据分割的超平面实现数据分类。对于给定的一个二分类数据集 $D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ ，其中 $y_i \in \{+1, -1\}$ ，若两样本是线性可分的，即存在一个超平面使得：

$$\omega^T x + b = 0 \quad (4-15)$$

将两类样本分开，那么对于每个样本都有

$$y_i (\omega^T x + b) > 0 \quad (4-16)$$

定义间隔 γ 为数据集中每个样本到分割超平面的距离，间隔 γ 可表示为：

$$\gamma_i = \frac{\|\omega^T x_i + b\|}{\|\omega\|} (i=1, 2, \dots, N) \quad (4-17)$$

定义间隔 γ 为整个数据集中所有样本到分割的超平面的最短距离，即：

$$\gamma = \min \gamma_i (i=1, 2, \dots, N) \quad (4-18)$$

当寻找到一个最合适的超平面对数据进行分类时，这个超平面应该满足间隔 γ 最大，如果间隔 γ 越大，那么超平面分割的两个数据集划分就越稳定，且鲁棒性强，即求解优化方程：

$$\begin{cases} \max \gamma \\ s.t. \gamma_i \geq \gamma \end{cases} \quad (4-19)$$

$$\text{其中 } \gamma_i = \frac{\|\omega^T x_i + b\|}{\|\omega\|} (i=1, 2, \dots, N)$$

而定义的超平面参数 ω 满足 $\|\omega\| \times \gamma = 1$ ，因此优化方程可以化简为：

$$\begin{cases} \max \frac{1}{\|\omega\|^2} \\ s.t. y_i (\omega^T x + b) \geq 1 \end{cases} \quad (4-20)$$

如图 4-5 所示以二维数据集为例描述了支持向量机划分的规则

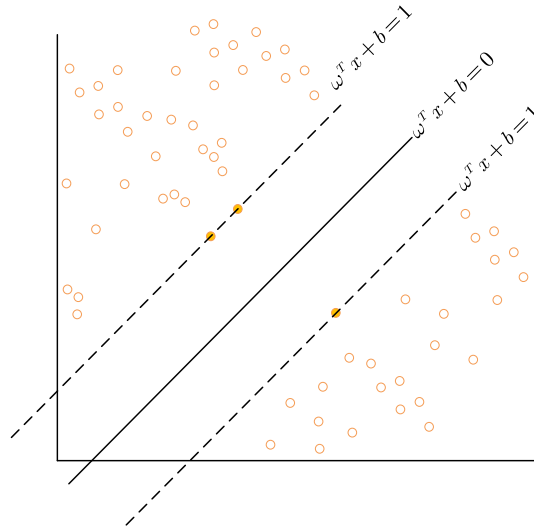


图 4-5 支持向量机示例

如图 4-5 所示，深色样本的表示支持向量。对于一个线性可分的数据集合，其分割超平面有很多个，但间隔最大的超平面是唯一的，因此保证了支持向量机模型对数据集划分的唯一性。

4.4.2 改进的支持向量机模型

无人机的运动模式并不是一个二分类情况，因此对传统的支持向量机模型进行改进，引入二叉树结构来解决支持向量机模型只能进行二分类的缺陷。如图 4-6 所示为二叉树模型。

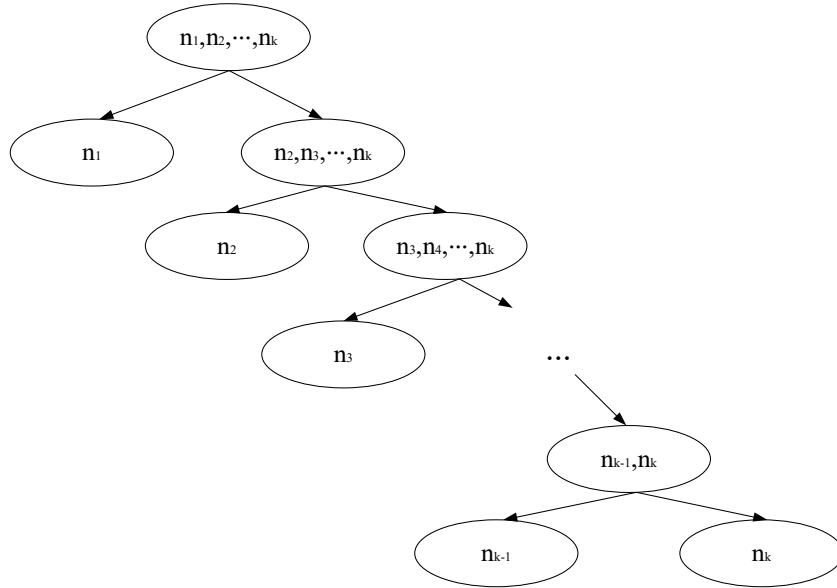


图 4-6 所示为二叉树模型

如图 4-6 所示对无人机飞行的模式进行分类识别，对 k 个模式进行 $k-1$ 次识别即可完成对无人机模式的识别。依次进行 $k-1$ 次模式的识别即可实现无人机 k 种运动状态的分类。

4.5 无人机航迹预测模型

4.5.1 BP 神经网络模型

神经网络模型包含三个部分：input layer（输入层）、hidden layer（隐藏层）、output layer（输出层）如图 4-7 所示。

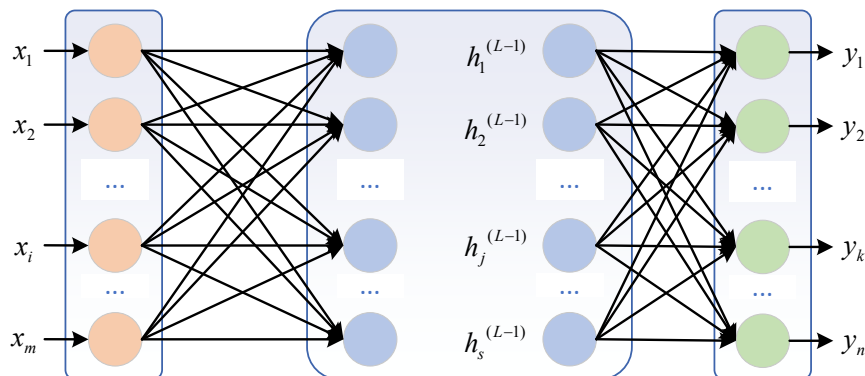


图 4-7 BP 神经网络模型

如图 4-7 所示，神经网络模型首先确定输入层层数作为对神经网络影响的输入参数，中间隐藏层模拟人脑复杂的神经网络，最终在输出层输出对输入层的预测。

BP 数学建模算法的传播过程包含两个方面，输入层信息的前向传播以及输出层误差的反向传播。

1) 输入层信息的前向传播

BP 神经网络一般由输入层、隐含层、输出层构成，通过将输入层的数据加权运算传递到隐含层，然后再将隐含层的数据加权运算传递到输出层，从而实现神经网络信息的前向传播。其中隐含层节点和输出层节点的输出结果 z_k 、 y_j 分别为：

$$z_k = f_1 \left(\sum_{i=0}^n v_{ki} x_i \right) \quad k = 1, 2, \dots, q \quad (4-21)$$

$$y_j = f_2 \left(\sum_{k=0}^q w_{jk} x_k \right) \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (4-22)$$

其中： f_1 、 f_2 分别为输入层到隐含层以及隐含层到输出层的传递函数；

n 、 q 、 m 分别为输入层、隐含层输出层的节点数；

v_{ki} 、 w_{jk} 分别为输入层与隐含层、隐含层与输出层的权值。

2) 输出层误差的反向传播

采用随机梯度下降进行神经网络参数学习，对于给定的第 i 组样本 (x_i, y_i) ，将该样本输入神经网络模型中，得到的网络输出为

$$\hat{y}_i = f(x_i; \theta) \quad (4-23)$$

上式中， x_i 为第 i 组样本输入的列向量， θ 为学习准则， $\hat{y}_i$ 为第 i 组样本输入的列向量。

(1) 损失函数 (Loss Function)

损失函数是一个非负实数函数，用来量化模型预测和真实标签的差异。神经网络中常见损失函数包括 0-1 损失函数 (0-1 Loss Function)、平方型损失函数 (Quadratic Loss Function)、交叉熵损失函数 (Cross-Entropy Loss Function) 和 Hinge 损失函数 (Hinge Loss Function) 等。本文中定义损失函数为平方型损失函数，即：

$$\varepsilon(y_i, \hat{y}_i) = \frac{1}{2} (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4-24)$$

那么对于 p 组神经网络样本产生总的误差可定义为：

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4-25)$$

（2）经验风险最小化准则（Empirical Risk Minimization）

模型预测的损失越小模型的预测能力越强，为了有一个较小的期望误差，通过计算经验风险（Empirical Risk），即训练集的平均损失：

$$R(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varepsilon(y_i, f(x_i; \theta)) \quad (4-26)$$

（3）随机梯度下降法（Stochastic Gradient Descent）

寻找合适的学习准则 θ 使得经验风险达到最小从而实现模型参数的求解，经验风险函数是构造出的一个非凸函数作为优化目标，利用随机梯度下降法来优化经验风险函数，随机梯度下降法的训练过程如算法 4.1 所示。

算法 4.1 随机梯度下降法

输入：训练集 $D = \{x_i, y_i\}_{i=1}^N$ ，验证集 V ，学习率 α

```

1 随机初始化
2  repeat
3      对训练集  $D$  样本随机排序
4      for  $i=1 \dots N$  do
5          从训练集  $D$  选取样本  $(x_i, y_i)$ 
6           $\theta \leftarrow \theta - \alpha \frac{\partial \varepsilon(\theta; x_i, y_i)}{\partial \theta}$ 
7      end
8  until 模型  $f(x_i; \theta)$  在验证集  $V$  的错误率最低
    
```

输出 θ

如算法 4.1 所示，描述了随机梯度下降法的训练过程，当经过足够次数的迭代后，随机梯度下降将收敛到局部最优解。

4.5.2 无人机航迹预测

以本设计的无人机为例，在不同运行状态下收集无人机运行状态数据，用来提供神经网络训练数据集，神经网络完成训练后会根据当前运行状态预和当前航

迹信息预测未来的航迹。将无人机的运动状态分为五种，对五种运动状态分别训练对应的神经网络用来预测该运动状态下无人机的航迹。

本设计神经网络模型用于小型无人机航迹预测，因此输入和输出只与位置和速度有关，根据前文分析，在这里选择七个输入，四个输出。六个输入分别为 x y z 坐标轴方向的位置（纵向位移、横向位移、垂直位移），角运动参数（俯仰角、滚转角、偏航角），以及航向；四个输出分别为 x y z 轴方向的位移变化以及时间来描绘无人机飞行的 4D 航迹。BP 网络拓扑图如图 4-8 所示。

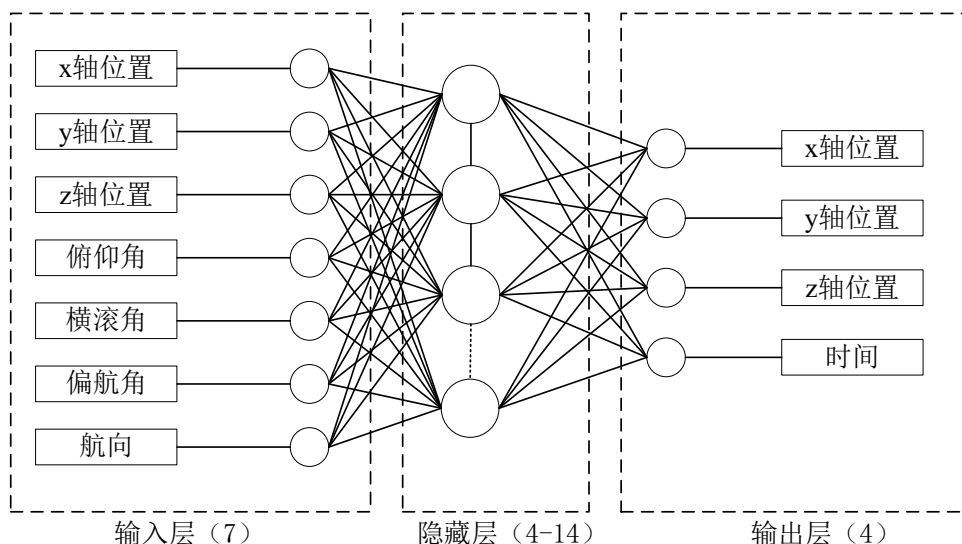


图 4-8 BP 网络拓扑图

隐藏节点的多或者少都会影响神经网络的预测效果。节点数少会导致网络模型的容错率下降以至于影响预测结果，节点数多也会使得预测能力下降，导致计算时间过长。经验公式和误差平方和确认隐含层节点计算公式如式 4-29 所示。

$$S = \sqrt{U + V} + a \quad (4-27)$$

式 4-29 中： S 为隐藏层节点数； U 为输入节点数； V 为输出节点数； a 表示 $[1,10]$ 的一个整数。

$$\text{那么隐含层节点个数范围为 } H = \sqrt{7 + 4} + [1,10] = [4,14]$$

本试验中选择隐藏层神经元层数为一层，个数为 4~14 中的一个合适常数。

在神经网络训练中需要将样本数据集分为训练集和测试集，训练集用于神经网络的训练，测试集用于评价训练的神经网络的好坏。在本次神经网络样本集分别就五种运动模式分别采集 100 组样本，按照神经网络训练原则，训练集划分 80 组样本，测试集划分 20 组样本进行神经网络训练。为了得到可靠的模型，通过多次试验和经验选定学习率 lr 为 0.001。预测模型参数及初始化配置如表 4-1 所示。

表 4-1 仿真参数设置

参数名称	设置值
训练集样本数	80
测试集样本数	20
学习速率	0.001
输入节点数	7
隐藏层节点数	8
输出节点数	4
激活函数	sigmoid

如表 4-1 所示设置神经网络的基本参数，设置网络参数后对利用无人机回传数据进行航迹预测。

基于 MATLAB 建立的神经网络模型如图 4-9 所示。

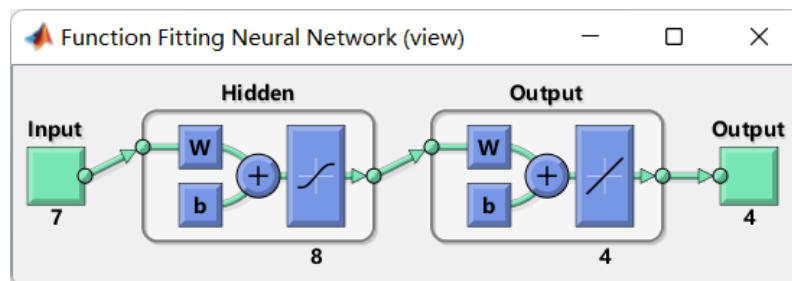


图 4-9 神经网络模型

如图 4-9 所示，神经网络输入层节点数为 7，隐藏层节点数为 8，输出层节点数为 4。

1) 平飞状态航迹预测

采集无人机运动过程中的七个输入神经网络参数，其中无人机在平飞状态下飞行过程的三维数据如图 4-10 所示。

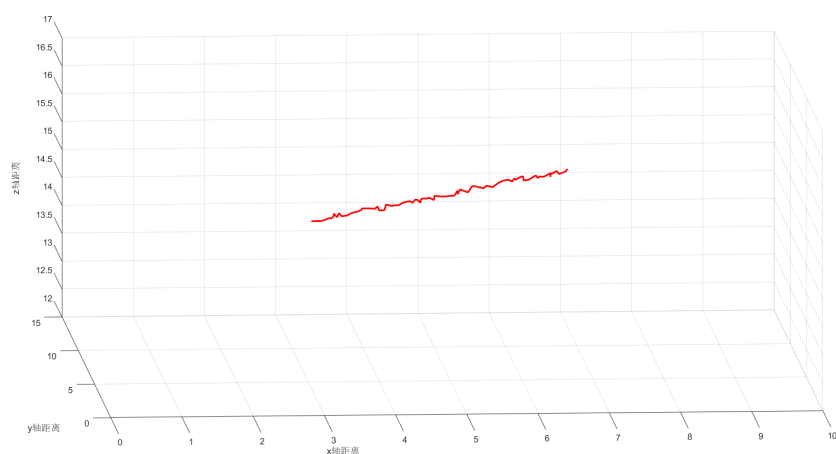


图 4-10 平飞状态下无人机三维轨迹图

如图 4-10 所示为无人机在平飞状态下采集的空间三维轨迹情况，在经过 4.2

节描述的数据预处理后利用神经网络模型预测无人机航迹，分别描述无人机平飞状态下 $x y z$ 轴方向的位置随时间变化情况如图 4-11 所示。

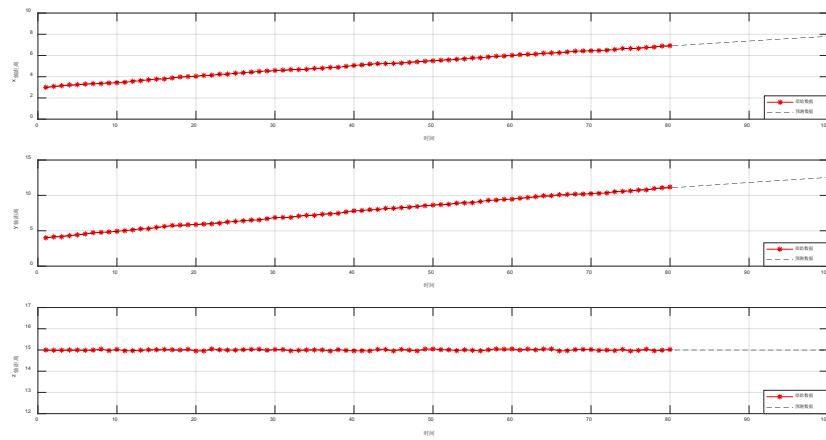


图 4-11 平飞状态下无人机航迹预测

如图 4-11 所示为无人机在平飞状态 $x y z$ 轴方向位置及其预测轨迹随时间变化情况，红色米字型实线描述了无人机原始的三个方向随时间变化曲线，黑色虚线描述了无人机航迹经过神经网络拟合预测的航迹曲线，绘制无人机在平飞状态的三维轨迹图如图 4-12 所示。

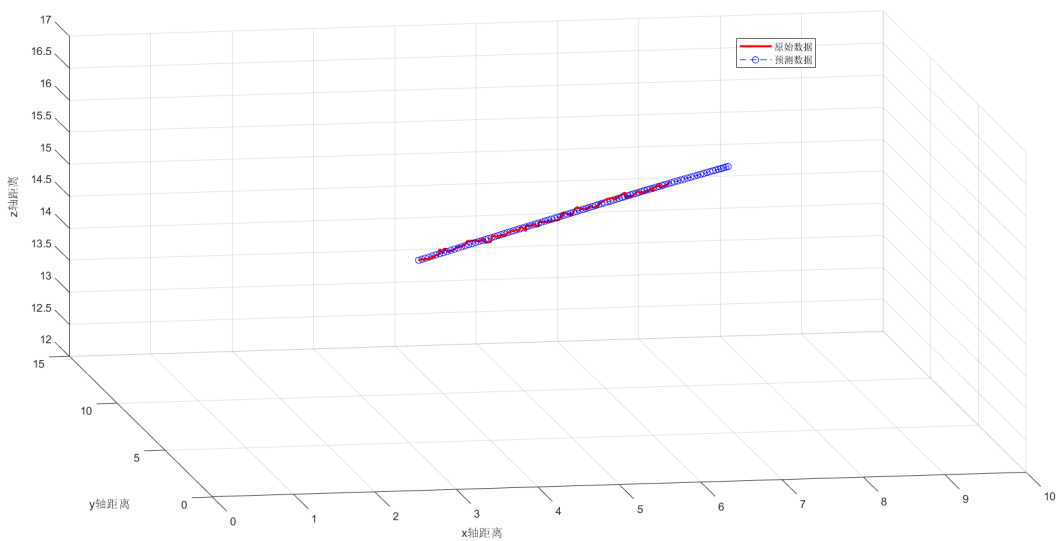


图 4-12 平飞状态下无人机预测三维轨迹图

如图 4-12 所示，描述了无人机在平飞状态下空间的 4D 航迹，红色实线描述了无人机初始航迹曲线，蓝色圈型线描述了无人机神经网络拟合预测航迹曲线，圆圈的疏密描述了无人机空间运行的速度。

2) 转弯状态航迹预测

采集无人机运动过程中的七个输入神经网络参数，其中无人机在转弯飞行过程的三维数据如图 4-13 所示。

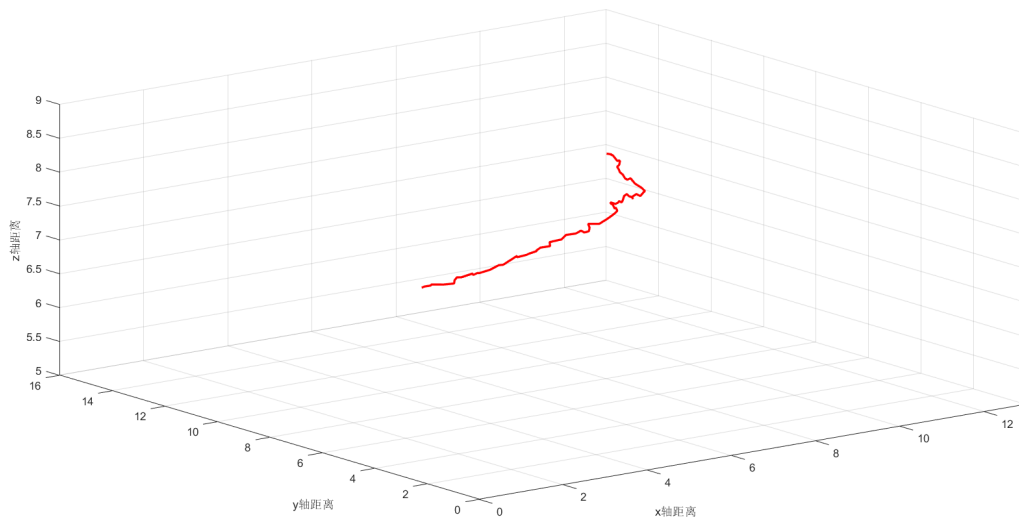


图 4-13 转弯状态下无人机三维轨迹图

如图 4-13 所示为无人机在转弯状态下采集的空间三维轨迹情况，在经过 4.2 节描述的数据预处理后利用神经网络模型预测无人机航迹，分别描述无人机转弯状态下 x y z 轴方向的位置随时间变化情况如图 4-14 所示。

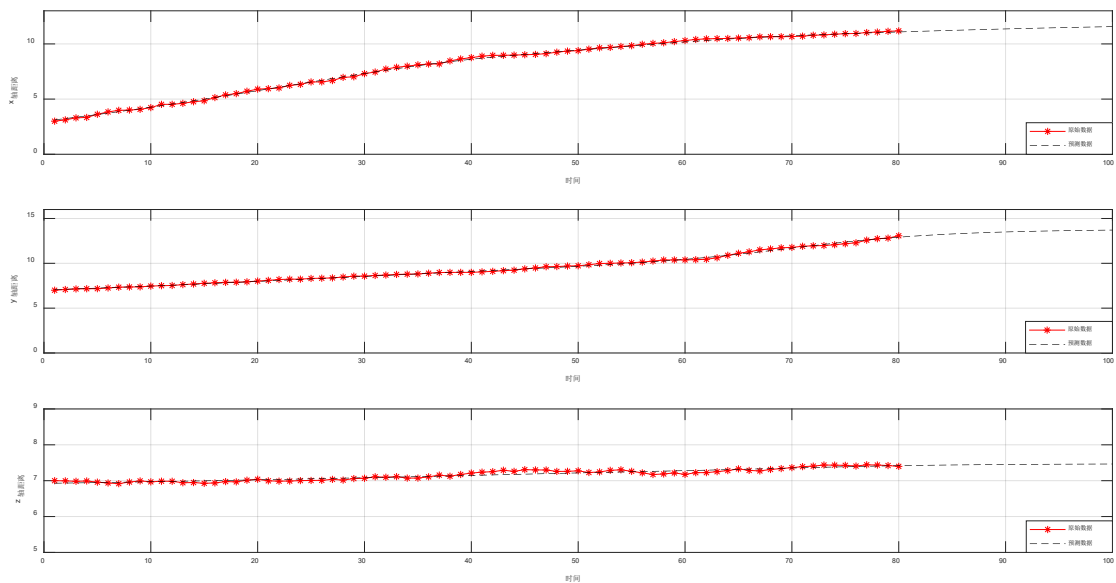


图 4-14 转弯状态下无人机航迹预测

如图 4-14 所示为无人机在转弯状态 x y z 轴方向位置及其预测轨迹随时间变化情况，红色米字型实线描述了无人机原始的三个方向随时间变化曲线，黑色虚线描述了无人机航迹经过神经网络拟合预测的航迹曲线，绘制无人机在转弯状态的三维轨迹图如图 4-15 所示。

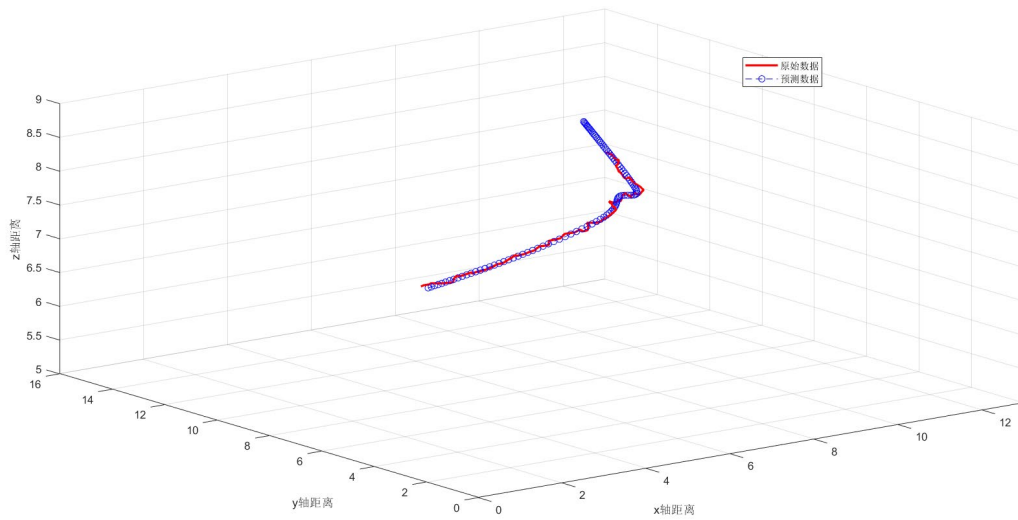


图 4-15 转弯状态下无人机预测三维轨迹图

如图 4-15 所示，描述了无人机在转弯状态下空间的 4D 航迹，红色实线描述了无人机初始航迹曲线，蓝色圈型线描述了无人机神经网络拟合预测航迹曲线，圆圈的疏密描述了无人机空间运行的速度。

3) 爬升状态航迹预测

采集无人机运动过程中的七个输入神经网络参数，其中无人机在爬升飞行过程的三维数据如图 4-16 所示。

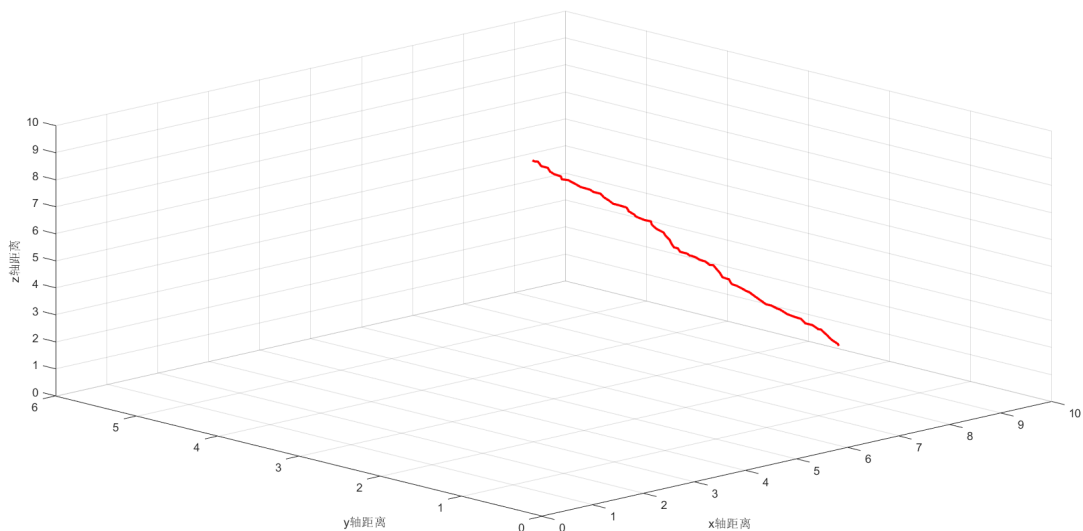


图 4-16 爬升状态下无人机三维轨迹图

如图 4-16 所示为无人机在爬升状态下采集的空间三维轨迹情况，在经过 4.2 节描述的数据预处理后利用神经网络模型预测无人机航迹，分别描述无人机爬升状态下 x y z 轴方向的位置随时间变化情况如图 4-17 所示。

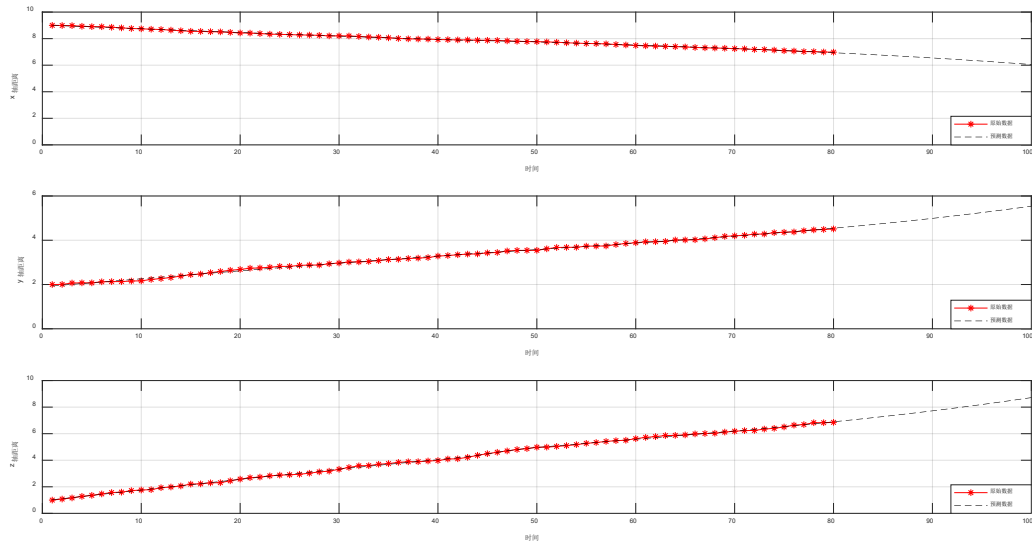


图 4-17 爬升状态下无人机航迹预测

如图 4-17 所示为无人机在爬升状态 $x y z$ 轴方向位置及其预测轨迹随时间变化情况，红色米字型实线描述了无人机原始的三个方向随时间变化曲线，黑色虚线描述了无人机航迹经过神经网络拟合预测的航迹曲线，绘制无人机在爬升状态的三维轨迹图如图 4-18 所示。

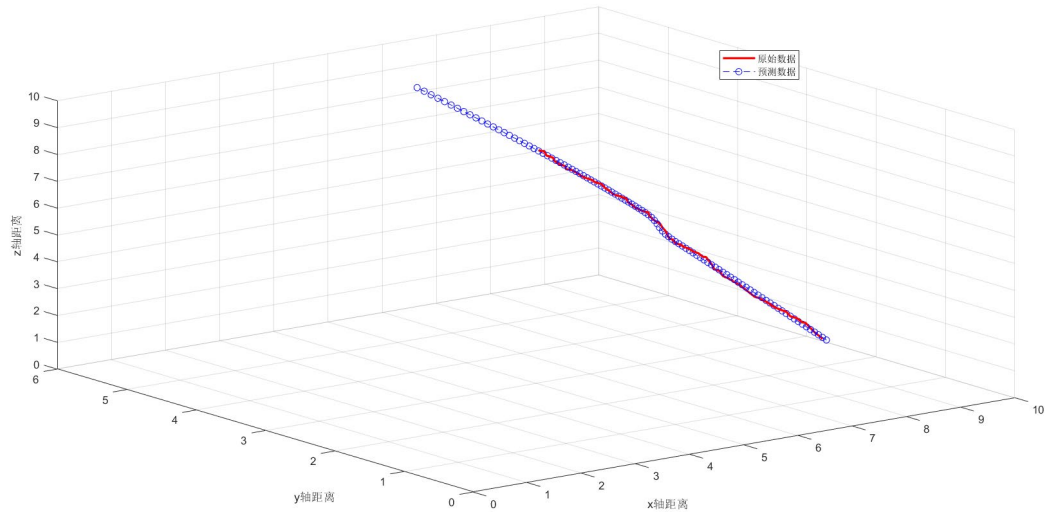


图 4-18 爬升状态下无人机预测三维轨迹图

如图 4-18 所示，描述了无人机在爬升状态下空间的 4D 航迹，红色实线描述了无人机初始航迹曲线，蓝色圈型线描述了无人机神经网络拟合预测航迹曲线，圆圈的疏密描述了无人机空间运行的速度。

4) 下降状态航迹预测

采集无人机运动过程中的七个输入神经网络参数，其中无人机在下降飞行过

程的三维数据如图 4-19 所示。

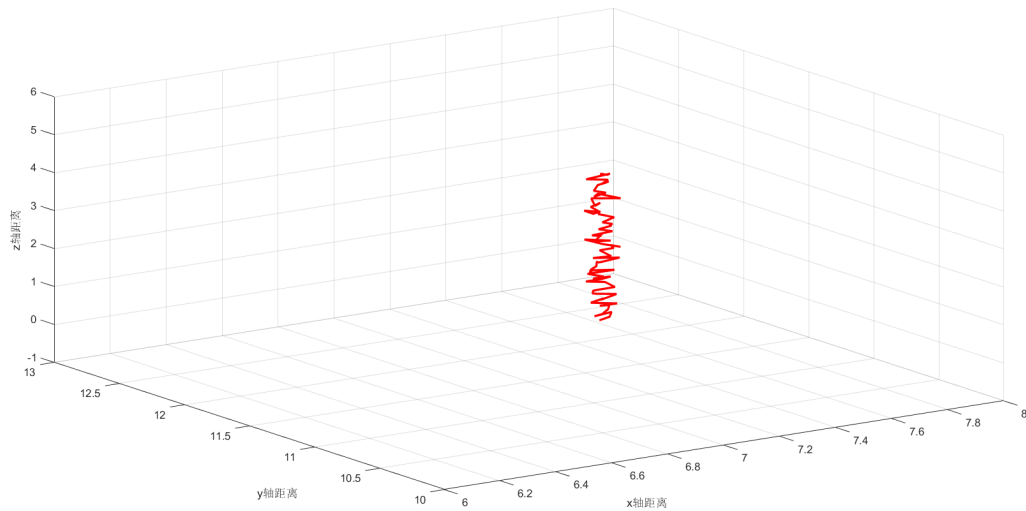


图 4-19 下降状态下无人机三维轨迹图

如图 4-19 所示为无人机在下降状态下采集的空间三维轨迹情况，在经过 4.2 节描述的数据预处理后利用神经网络模型预测无人机航迹，分别描述无人机下降状态下 x y z 轴方向的位置随时间变化情况如图 4-20 所示。

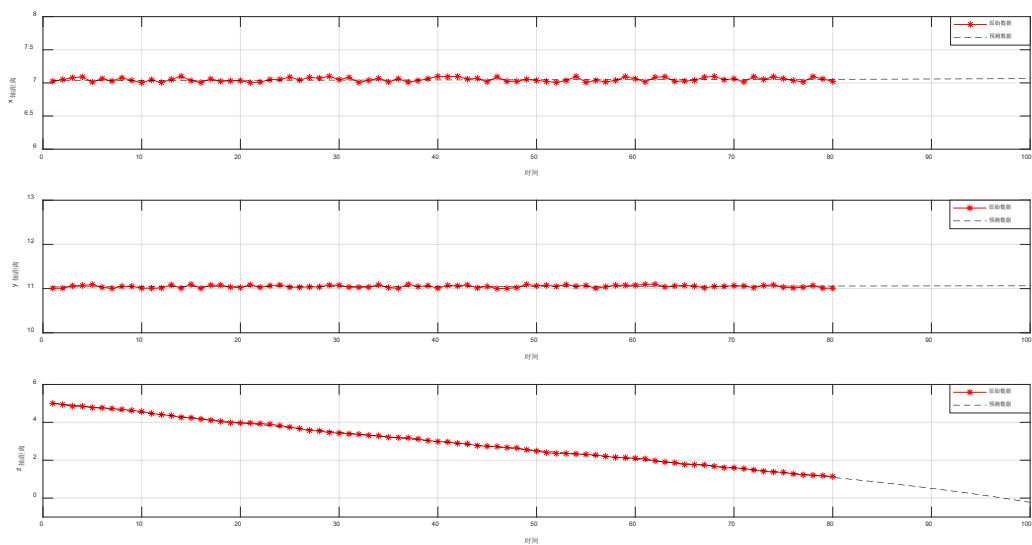


图 4-20 下降状态下无人机航迹预测

如图 4-20 所示为无人机在下降状态 x y z 轴方向位置及其预测轨迹随时间变化情况，红色米字型实线描述了无人机原始的三个方向随时间变化曲线，黑色虚线描述了无人机航迹经过神经网络拟合预测的航迹曲线，绘制无人机在下降状态的三维轨迹图如图 4-21 所示。

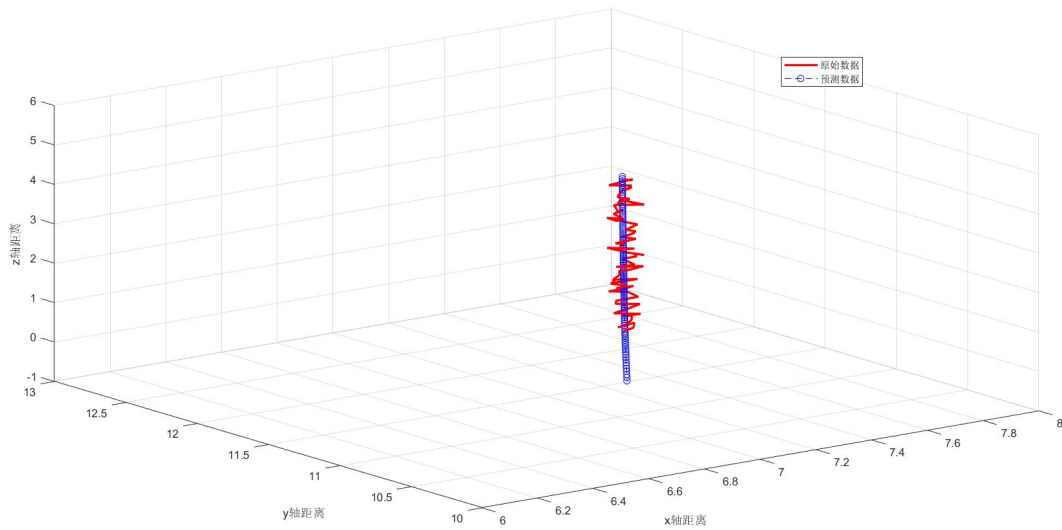


图 4-21 下降状态下无人机预测三维轨迹图

如图 4-21 所示，描述了无人机在下降状态下空间的 4D 航迹，红色实线描述了无人机初始航迹曲线，蓝色圈型线描述了无人机神经网络拟合预测航迹曲线，圆圈的疏密描述了无人机空间运行的速度。

5) 盘旋状态航迹预测

采集无人机运动过程中的七个输入神经网络参数，其中无人机在盘旋飞行过程的三维数据如图 4-22 所示。

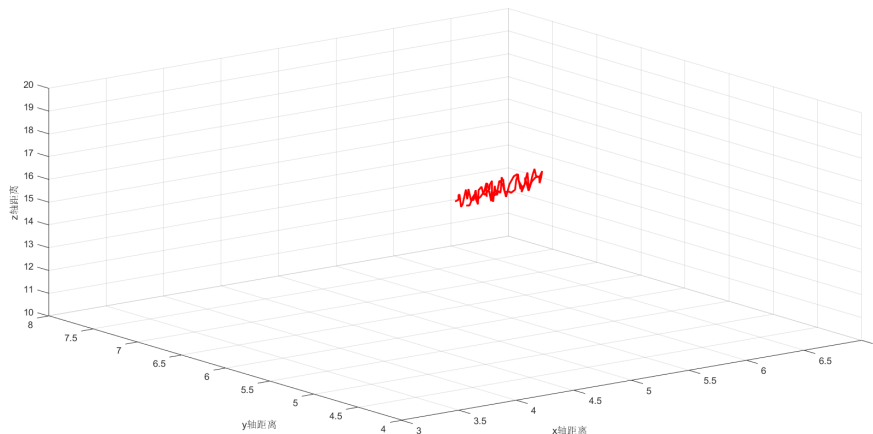


图 4-22 盘旋状态下无人机三维轨迹图

如图 4-22 所示为无人机在盘旋状态下采集的空间三维轨迹情况，在经过 4.2 节描述的数据预处理后利用神经网络模型预测无人机航迹，分别描述无人机盘旋状态下 x y z 轴方向的位置随时间变化情况如图 4-23 所示。

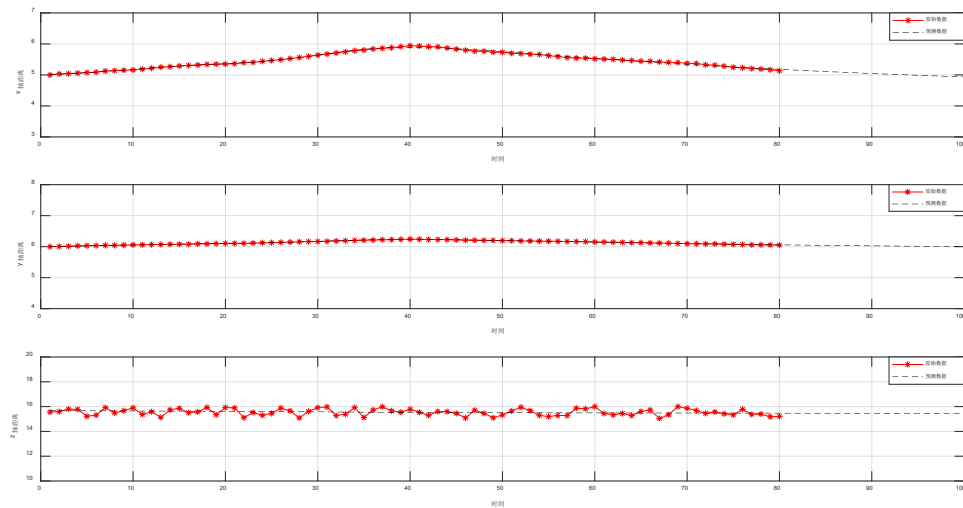


图 4-23 盘旋状态下无人机航迹预测

如图 4-23 所示为无人机在盘旋状态 $x y z$ 轴方向位置及其预测轨迹随时间变化情况，红色米字型实线描述了无人机原始的三个方向随时间变化曲线，黑色虚线描述了无人机航迹经过神经网络拟合预测的航迹曲线，绘制无人机在盘旋状态的三维轨迹图如图 4-24 所示。

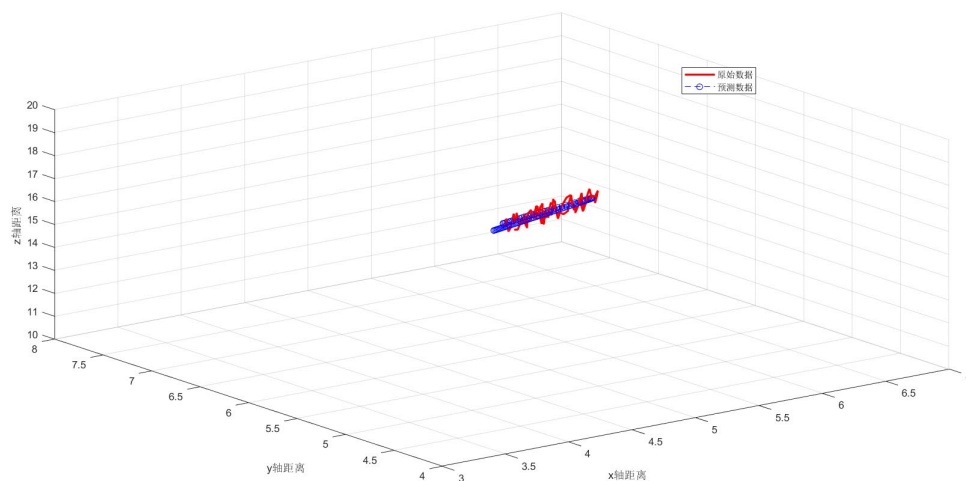


图 4-24 盘旋状态下无人机预测三维轨迹图

如图 4-24 所示，描述了无人机在盘旋状态下空间的 4D 航迹，红色实线描述了无人机初始航迹曲线，蓝色圈型线描述了无人机神经网络拟合预测航迹曲线，圆圈的疏密描述了无人机空间运行的速度。

本节中分别对无人机平飞、转弯、爬升、下降和盘旋五种运动状态建立五个神经网络进行航迹预测。

4.6 本章小结

本章为四旋翼无人机航迹预测建模。首先进行数据预处理包括异常数据剔除和缺失数据插值，异常数据剔除根据统计学中的 3σ 原理设计了适用于无人机数据异常值剔除的办法，缺失数据采用拉朗朗日多项式拟合实现确实数据插值；其次利用主成分分析法对无人机运动参数进行降维处理重新构建无人机运动特征，在计算累计贡献度后，选取了六个变量作为主要成分 z 轴速度、转角、 x 轴加速度、 y 轴加速度、俯仰角、 z 轴加速度；再次利用二叉树结构对支持向量机进行模型改进并利用基于二叉树改进支持向量机模型对无人机模式进行分类识别；最后针对无人机五种运动状态分别建立 BP 神经网络进行预测，实现无人机的航迹预测。本章先对无人机运动状态进行分类，在不同运动状态下对无人机进行航迹预测，针对不同运动状态预测无人机航迹可以有效提高航迹预测的精度。

5 系统测试与分析

5.1 无人机系统测试与分析

5.1.1 无人机下位机系统测试

为了测试无人机的飞行性能，我们选取了西安交通大学城市学院的操场对无人机进行飞行测试，在本小节的飞行测试中主要包括以下阶段：飞行准备阶段、起飞阶段、垂直运动测试、俯仰运动测试、偏航运动测试。

1) 准备阶段

准备阶段包括无人机的上电、解锁以及连接遥控器的过程，在连接遥控器后无人机指示灯变蓝表示可以准备起飞，如图 5-1 所示为无人机准备阶段。



图 5-1 无人机准备阶段图

2) 起飞阶段

在做好准备阶段无人机相关工作后，利用控制器让无人机起飞，无人机起飞后的状态如图 5-2 所示。



图 5-2 无人机起飞阶段图

3) 垂直运动测试

保持无人机各个方向不变，调整无人机油门大小，可以看到无人机的垂直运动如图 5-3 所示。

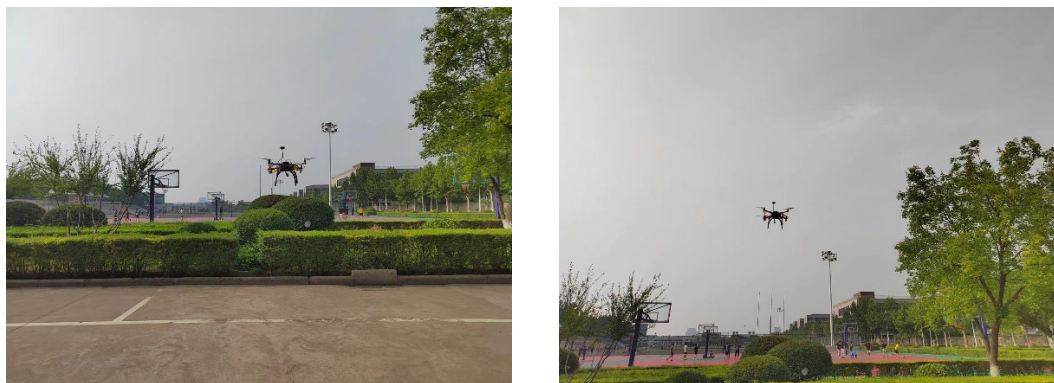


图 5-3 无人机的垂直运动图

4) 俯仰运动测试

保持无人机高度不变，调整无人机前向方向，可以看到无人机的俯仰运动如图 5-4 所示。



图 5-4 无人机的俯仰运动图

5) 偏航运动测试

让无人机处于定高状态下，调整无人机的横向方向实现的无人机偏航运动如图 5-5 所示。



图 5-5 无人机的偏航运动图

经过测试无人机标准情况下续航时间约为 20min，可以实现无人机各种运动模式。测试结果表明，本设计无人机的飞行性能良好，可以完成无人机基本的运

动模式。

5.1.2 无人机传输系统测试

无人机传输系统采用 3DR 无线数传电台模块分别连接 Pixhawk 和 PC 端，连接线如图 5-6 所示。

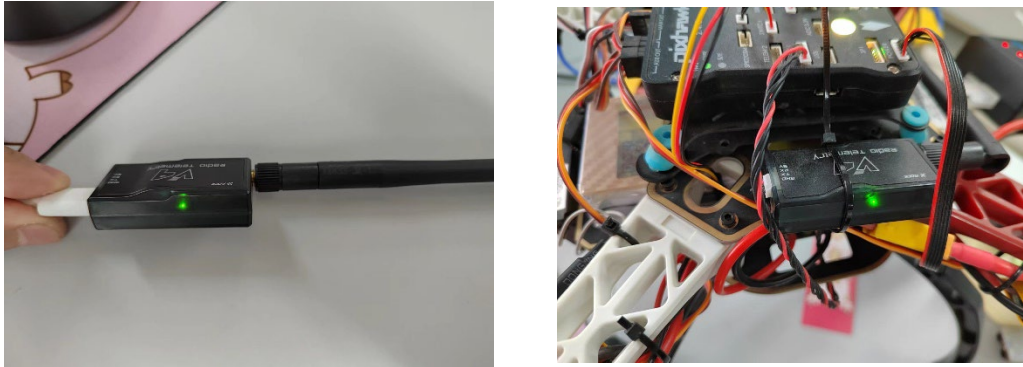


图 5-6 传输系统连接图

经过测试，无人机传输系统传输时延小于 1s，可以达到无人机的实时监测要求，传输系统性能良好。

5.1.3 无人机上位机系统测试

1) 起飞阶段

将无人机放置于路面上，进行一系列启动准备后启动无人机，上位机显示如图 5-7 所示。

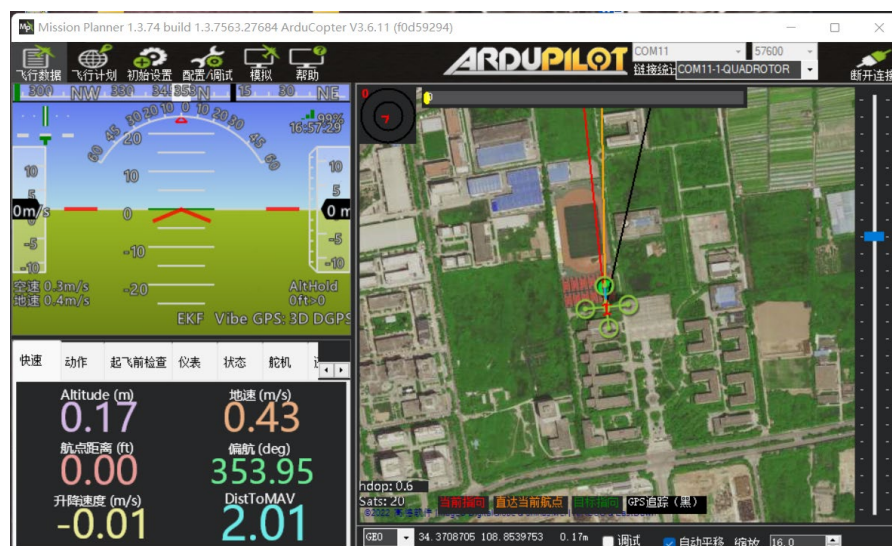


图 5-7 无人机准备阶段图

2) 垂直运动测试

保持无人机方向不变，调整无人机油门大小，无人机在垂直运动中上位机如图 5-8 所示。



图 5-8 无人机垂直运动图

3) 俯仰运动测试

保持无人机高度不变，调整无人机油门大小，无人机在俯仰运动中上位机分别如图 5-9 和 5-10 所示。



图 5-9 无人机俯冲运动图



图 5-10 无人机后仰运动图

4) 偏航运动测试

保持无人机高度不变，调整无人机油门大小，无人机在偏航运动中上位机分

别如图 5-11 和 5-12 所示。



图 5-11 无人机后仰运动图



图 5-12 无人机后仰运动图

经过测试无人机上位机监测无人机高度、速度、位置等功能健全。测试结果表明，本设计无人机上位机可以实时监测无人机运动信息。

5.2 无人机运动状态分类系统测试

本节利用改进的支持向量机模型对无人机的五种运动模式进行识别，无人机的五种运动模式包括爬升、平飞、盘旋、转弯和下降。采集无人机飞行的数据 60 组，数据形式为多个样本的多个指标，利用 40 组无人机爬升、平飞、盘旋、转弯和下降五种飞行状态下 $x y z$ 轴速度、 $x y z$ 轴加速度、俯仰角、滚转角与偏航角和转角十个指标数据作为训练集，即 40 个 5×10 的矩阵。利用 20 组数据作为测试集验证该模型的准确性。

利用 60 组数据中的 40 组数据作为机器学习的训练集，通过改进的 SVM 模型进行机器学习。利用 60 组数据集中 20 组数据集作为机器学习的测试集，损失函数采用 0-1 损失函数，标签的真实分布 y 和预测分布 $f(x; \theta)$ 之间的损失函数可

表示为：

$$L(y, f(x; \theta)) = \begin{cases} 0 & \text{if } y = f(x; \theta) \\ 1 & \text{if } y \neq f(x; \theta) \end{cases} \quad (5-1)$$

分类器的错误数量表示为：

$$n = \sum_{i=1}^m \mathcal{L}(y_i, f_i(x; \theta)) \quad (5-2)$$

在上式中 m 为样本个数。

分类器的准确数量为 1-错误数量。

经过计算，爬升运动训练准确数量为 40，测试准确数量为 20；平飞运动训练准确数量为 40，测试准确数量为 20；盘旋准确数量为 38，测试准确数量为 17；转弯准确数量为 37，测试准确数量为 16；下降准确数量为 40，测试准确数量为 40。

定义准确率为

$$\gamma = \frac{m-n}{m} \times 100\% \quad (5-3)$$

在式 5-3 中 m 为样本个数， n 为分类错误个数。

分类结果如表 5-1 所示

表 5-1 分类结果表

	训练准确率 %	测试准确率 %
爬升	100	100
平飞	100	100
盘旋	95	85
转弯	92.5	80
下降	100	100

如表 5-1 可看出 SVM 分类器在爬升、平飞和下降识别中分类效果良好，在盘旋于转弯运动状态中分类效果有所降低。该分类结果表明基于二叉树改进方法的支持向量机模型在解决多航迹模式分类问题方面是可行的。

5.3 无人机航迹预测系统测试

本设计所训练的神经网络中，样本数据分为训练集和测试集，训练集用于神经网络的训练和学习，测试集用于评价训练的神经网络的好坏。在本次神经网络样本集分别就五种运动模式分别采集 100 组样本，按照神经网络训练原则，训练集划分 80 组样本进行神经网络训练，测试集划分 20 组样本测试预测模型的误差。本节就无人机五种运动状态的预测结果误差分别进行分析。五个神经网络中分析包括以下方面：神经网络交叉验证误差图，用来描述神经网络训练过程的训

训练误差，可以表示 BP 数学建模训练过程的 MSE 指标在每一代中的表现，BP 交叉验证过程的 MSE 指标在每一代中的表现，BP 测试过程的 MSE 指标在每一代中的表现。神经网络均方差，代表检验这个网络的训练结果误差，训练误差 MSE 越小越好，其与训练样本的多少，训练次数都有很大关系。神经网络回归系数，用来描述网络训练集、验证集、测试集的回归能力，回归系数越接近 1 表明效果越好。每一幅图像中的实线和虚线越接近回归能力越强。该网络训练过程中的梯度、Mu 因子和泛化能力变换等信息的可视化。神经网络梯度下降显示，可以看出基于梯度下降法的神经网络训练中训练的最有位置。对五种状态的神经网络交叉验证误差、均方差、回归系数和梯度下降显示分别进行分析。

5.3.1 平飞状态神经网络测试

对平飞状态下无人机进行交叉验证，如图 5-13 所示。

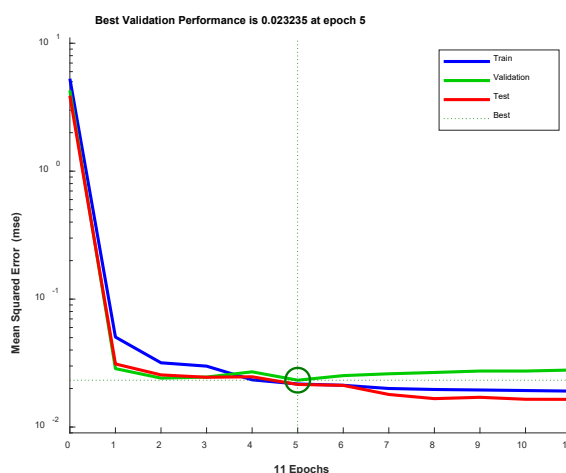


图 5-13 平飞状态下的神经网络交叉验证

对平飞状态下无人机进行均方差计算，如图 5-14 所示。

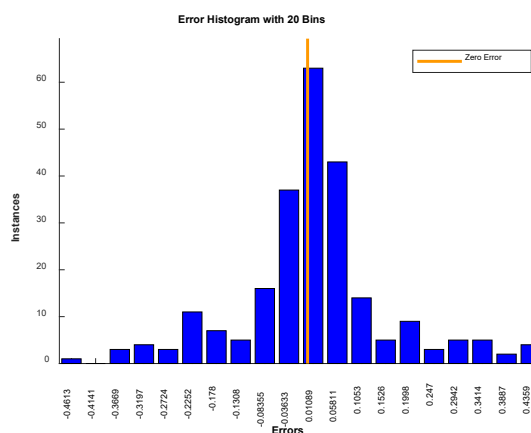


图 5-14 平飞状态下的神经网络均方差

在平飞状态下的神经网络训练集、验证集、测试集的回归能力如图 5-15 所示

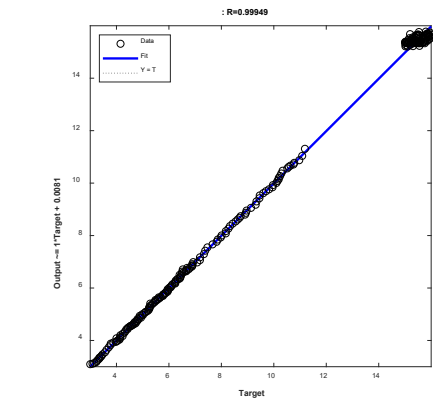


图 5-15 平飞状态下的神经网络回归能力

平飞状态下梯度下降法的神经网络的最优解如图 5-16 所示。

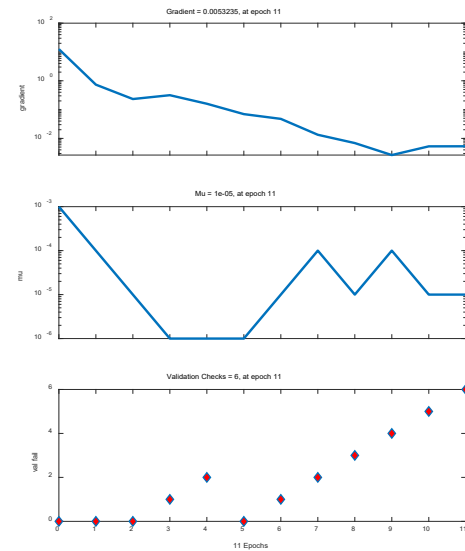


图 5-16 平飞状态下的最优区间

5.3.2 转弯状态神经网络测试

对转弯状态下无人机进行交叉验证，如图 5-17 所示。

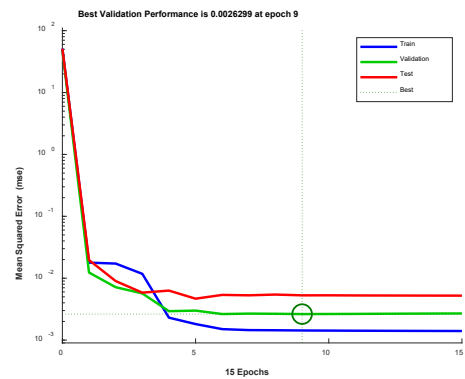


图 5-17 平飞状态下的神经网络交叉验证

对转弯状态下无人机进行均方差计算，如图 5-18 所示。

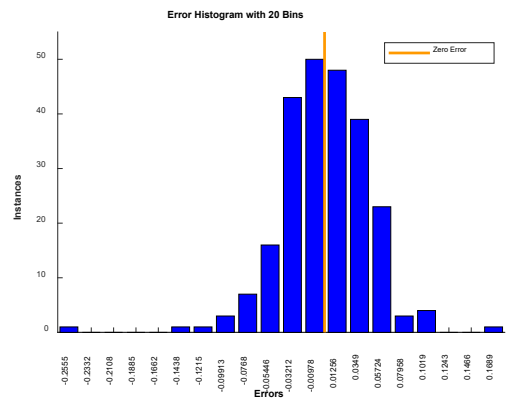


图 5-18 转弯状态下的神经网络均方差

在转弯状态下的神经网络训练集、验证集、测试集的回归能力如图 5-19 所示。

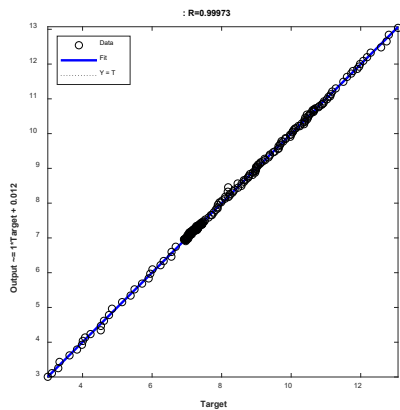


图 5-19 转弯状态下的神经网络回归能力

转弯状态下梯度下降法的神经网络的最优解如图 5-20 所示。

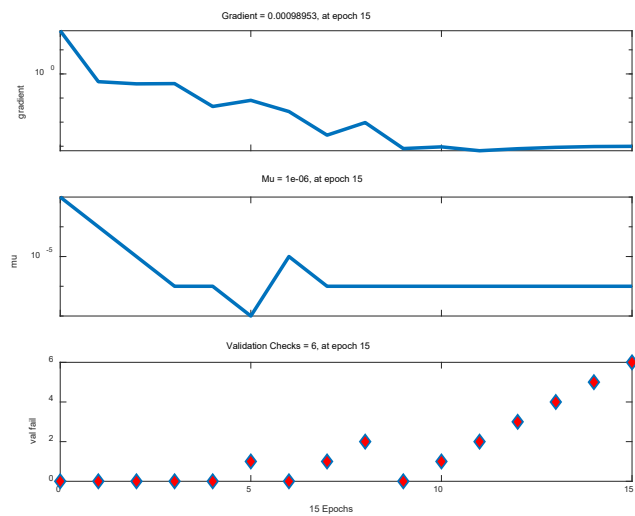


图 5-20 转弯状态下的最优区间

5.3.3 爬升状态神经网络测试

对爬升状态下无人机进行交叉验证，如图 5-21 所示。

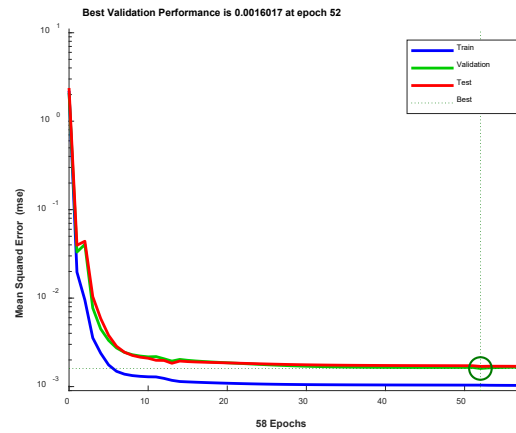


图 5-21 爬升状态下的神经网络交叉验证

对爬升状态下无人机进行均方差计算，如图 5-22 所示。

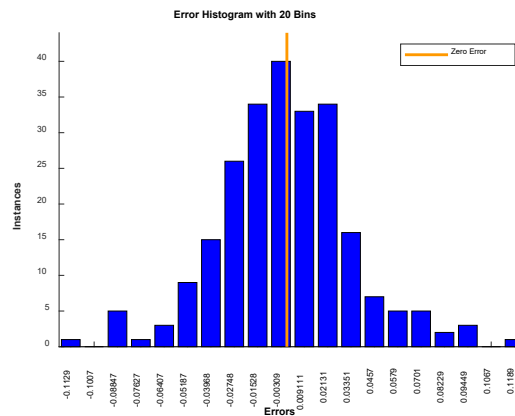


图 5-22 爬升状态下的神经网络均方差

在爬升状态下的神经网络训练集、验证集、测试集的回归能力如图 5-23 所示。

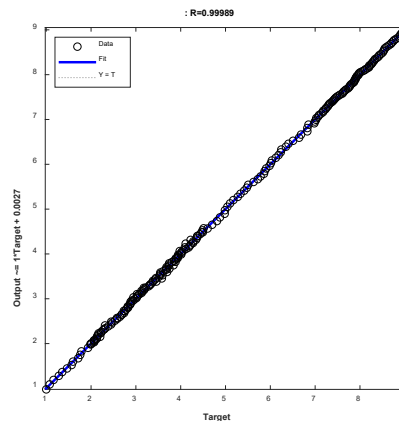


图 5-23 爬升状态下的神经网络回归能力

爬升状态下梯度下降法的神经网络的最优解如图 5-24 所示。

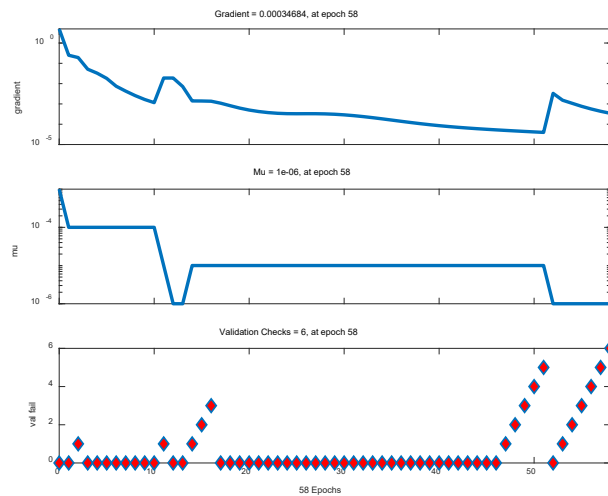


图 5-24 爬升状态下的最优区间

5.3.4 下降状态神经网络测试

对下降状态下无人机进行交叉验证，如图 5-25 所示。

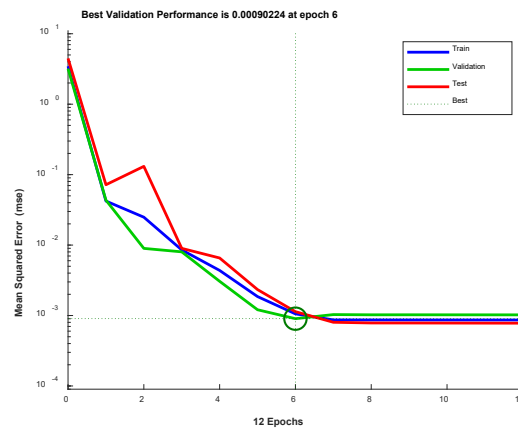


图 5-25 下降状态下的神经网络交叉验证

对下降状态下无人机进行均方差计算，如图 5-26 所示。

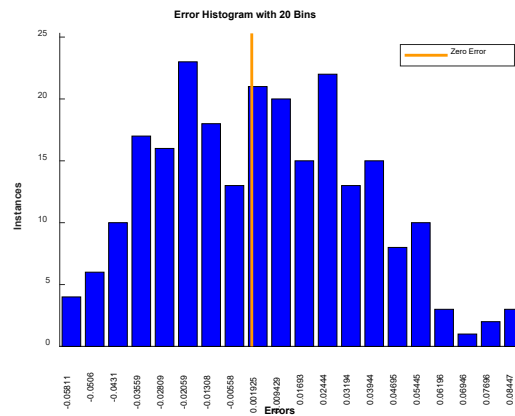


图 5-26 下降状态下的神经网络均方差

在下降状态下的神经网络训练集、验证集、测试集的回归能力如图 5-27 所示。

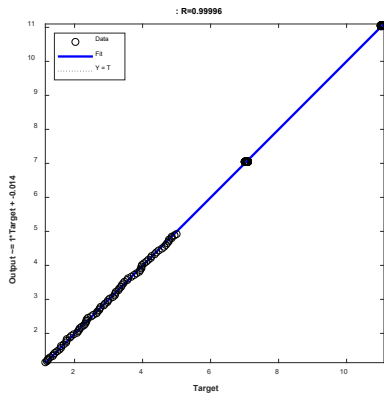


图 5-27 下降状态下的神经网络回归能力

下降状态下梯度下降法的神经网络的最优解如图 5-28 所示。

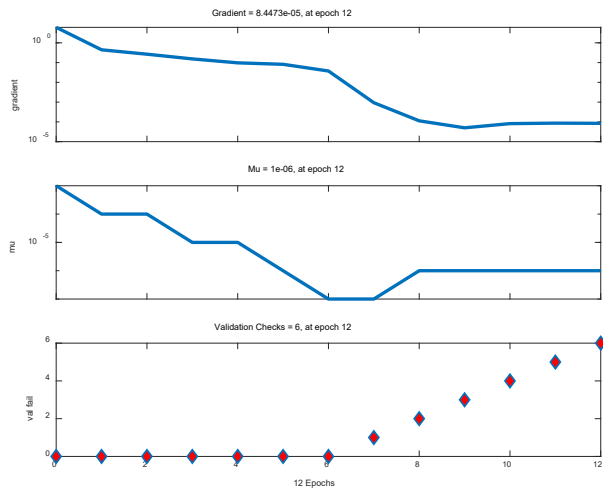


图 5-28 下降状态下的最优区间

5.3.5 盘旋状态神经网络测试

对盘旋状态下无人机进行交叉验证，如图 5-29 所示。

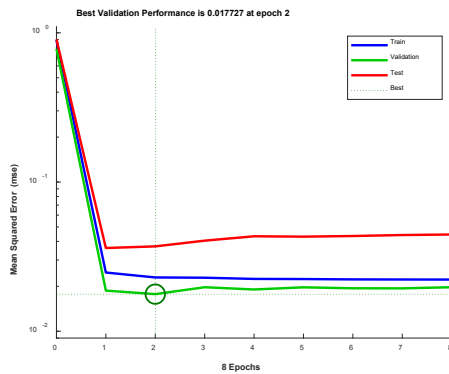


图 5-29 盘旋状态下的神经网络交叉验证

对盘旋状态下无人机进行均方差计算，如图 5-30 所示。

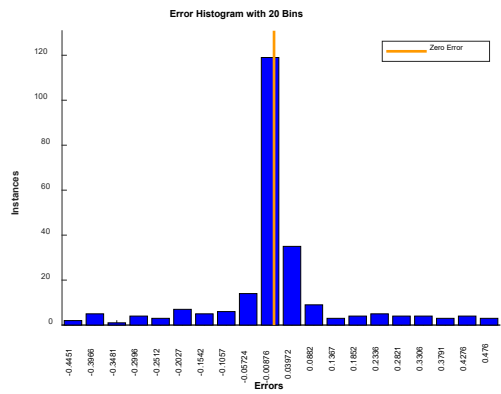


图 5-30 盘旋状态下的神经网络均方差

在盘旋状态下的神经网络训练集、验证集、测试集的回归能力可视化如图 5-31 所示。

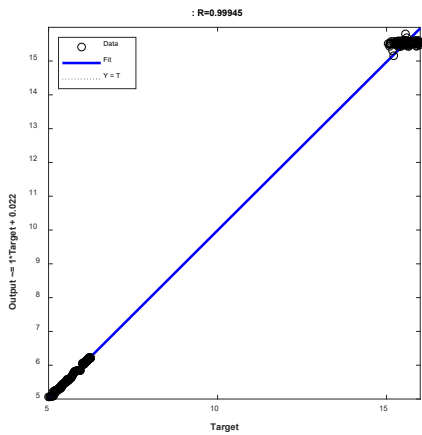


图 5-31 盘旋状态下的神经网络回归能力

盘旋状态下梯度下降法的神经网络的最优解如图 5-32 所示。

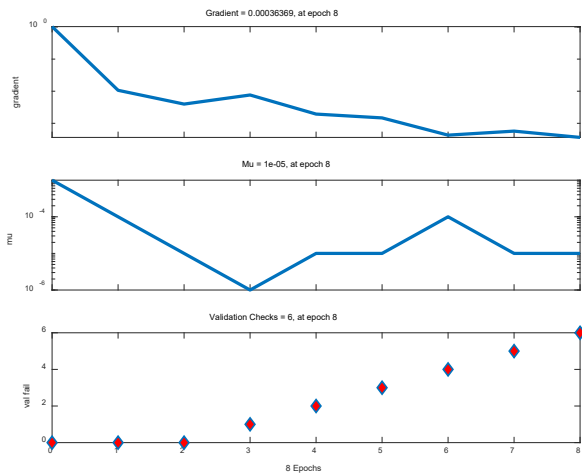


图 5-32 盘旋状态下的最优区间

本节中分别对无人机平飞、转弯、爬升、下降和盘旋五种运动状态建立五个神经网络进行测试，测试结果表明五个神经网络性能良好，回归性强，泛化能力强。

5.3.6 无人机航迹预测误差计算

定义预测航迹点与实际航迹点的距离 d 为：

$$d = \sqrt{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2 + (z - \hat{z})^2} \quad (5-4)$$

在式 5-4 中， x 表示无人机实际航迹 x 轴距离， $\hat{x}$ 表示无人机预测航迹 x 轴距离， y 表示无人机实际航迹 y 轴距离， $\hat{y}$ 表示无人机预测航迹 y 轴距离， z 表示无人机实际航迹 z 轴距离， $\hat{z}$ 表示无人机预测航迹 z 轴距离。

那么预测航迹的误差 μ 可表示为：

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i = \sqrt{(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2 + (z_i - \hat{z}_i)^2} \quad (5-5)$$

在式 5-5 中， N 表示航迹点数量， x 表示无人机实际航迹 x 轴距离， $\hat{x}$ 表示无人机预测航迹 x 轴距离， y 表示无人机实际航迹 y 轴距离， $\hat{y}$ 表示无人机预测航迹 y 轴距离， z 表示无人机实际航迹 z 轴距离， $\hat{z}$ 表示无人机预测航迹 z 轴距离。分别计算五种运动状态下航迹的误差如图 5-33 所示。

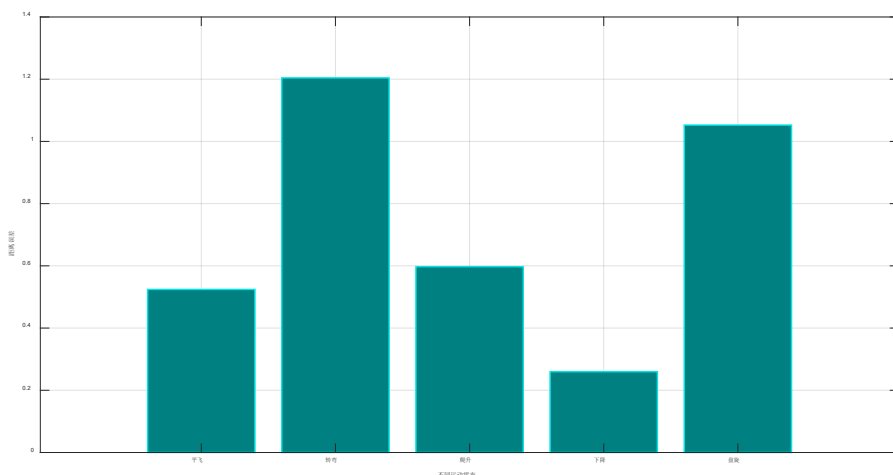


图 5-33 无人机航迹预测误差图

如图 5-33 所示，无人机预测在下降状态误差最小，误差距离为 0.26m，无人机预测在转弯运动状态误差最大，误差距离为 1.20m。

无人机在平飞、爬升和下降状态的航迹预测误差在 1m 以内，转弯和盘旋状态误差在 1.5m 以内，测试表明航迹预测模型可以实现无人机的航迹预测。

5.4 本章小结

本章为无人机系统测试。首先测试了无人机系统飞行、传输、显示功能，测试结果表明本设计的无人机可以实现飞行、传输、显示等功能。其次测试了无人机运动状态分类模型，分类结果表明该模型在无人机平飞、爬升和下降状态可以准确区分运动状态，识别率为 100%，转弯和盘旋状态识别率分别为 85%和 80%，该分类结果表明基于二叉树改进方法的支持向量机模型在解决多航迹模式分类问题方面是可行的。再次测试了无人机航迹预测模型，对五种运动状态建立的神经网络分别分析其交叉验证误差、均方差、回归系数和梯度下降。最后测试了无人机预测航迹与实际航迹的距离误差，无人机在平飞、爬升和下降状态的航迹预测误差在 1m 以内，转弯和盘旋状态误差在 1.5m 以内，测试结果表明基于神经网络模型在预测无人机航迹问题方面是可行的。

6 结论与展望

6.1 结论

针对无人机系统难以精准控制的问题,设计一款可以稳定飞行的小型四旋翼无人机,可以实现平稳起飞、姿态控制、位置控制。本设计从理论分析、仿真设计、硬件设计、软件设计以及数学建模等方面对其展开研究,并在最终完成了无人机的航迹预测。本设计详细研究工作和成果如下:

在无人机飞行原理研究方面,首先为了研究四旋翼无人机的六自由度控制方法,建立了大地坐标系与机体坐标系,为解算四旋翼无人机的空间位置和机体偏转的仰俯角 Θ 、横滚角 Φ 与偏航角 Ψ 提供了理论支撑,并且给出了从大地坐标系到机体坐标系的变化矩阵 R_c ;其次对四旋翼无人机进行运动学原理建模,分别就四旋翼无人机的垂直运动、俯仰运动、滚转运动与偏航运动四种运动状态进行运动学建模。随后对四旋翼无人机进行动力学建模,得出四旋翼无人机其姿态角与角速度之间的旋转矩阵,为后面 Simulink 仿真提供理论依据。最后基于 Simulink 对四旋翼无人机仿真器建模,分别对俯仰轴、翻转轴与巡航轴仿真器建模为后面无人机系统的设计奠定仿真基础。

在无人机系统仿真方面,首先搭建了四旋翼无人机模型,利用 Simulink 搭建四旋翼无人机飞行控制仿真平台,无人机仿真模块包括 Command(飞行命令模块)、FCS(飞行控制系统模块)、Environment(环境模块)、Airframe(非线性四旋翼无人机的机身框架模块)、Sensors(机载各种传感器模块)、Visualization(可视化模块),运行后无人机可以正常飞行。随后为了提高无人机的控制算法,利用机器学习的控制算法对无人机进行控制,为了更加直观显示控制算法的控制效果,搭建 GUI 面板显示无人机航迹并计算控制的误差,航角与预期偏转角度的百分比误差为 1.13%,俯仰角控制的百分比误差为 0.81%,滚转角控制的百分比误差为 0.97%,控制误差在可接受范围内,控制算法可以用于第四章中无人机的实物控制航行。

在无人机系统设计方面,本设计搭建四旋翼无人机的供电系统、主控系统、动力系统、惯性导航系统、大气数据系统、数据传输系统和综合显示系统。供电系统就是由电源和输配电系统组成的提供电能并配送给用电设备的系统。在无人机的供电系统中,采用电池模块、稳压模块和电量检测模块作为无人机供电系统。无人机的供电系统中采用电池模块作为系统的电源,利用稳压模块将电源的电压电流配置为适合无人机供电的电压电流,电压检测模块用来检测电池电量。主控系统是一个系统核心的控制中枢,用于对整个系统提供工作的指令。在无人机的主控系统中,采用 Pixhawk 作为无人机的主控系统。动力系统主要分析螺旋桨对无人机的升力以及无人机自身搭载的重力,保证无人机可以稳定航行;惯性导航系统测算无人机的位置姿态并利用 Mahony 互补滤波对其进行误差校正;大气数

据系统利用 LPS331 气压计模块测量大气压数据，并根据气压-高度公式估算无人机当前高度；数据传输系统采用 3DR 无线数传电台模块通过 Mavlink 传输协议将无人机本机信息传输给综合显示系统，实现无人机本机信息的实时传输；综合显示系统采用 Mission Planner 上位机，可以实时显示无人机的当前位置、姿态和速度等相关信息。最后，对无人机系统进行测试。分别对无人机作以飞行测试、传输测试以及上位机测试。飞行测试包括垂直运动测试、俯仰运动测试、滚转运动测试、偏航运动测试；传输测试包括对 Mavlink 不同类型数据进行分析测试；上位机测试包括无人机 GPS 位置显示测试、无人机姿态显示测试、无人机真空速显示测试以及无人机航点飞行测试。经过设计与测试，最终完成了四旋翼无人机的整体设计，可以实现无人机稳定飞行以及实时监测功能。

在无人机运动模式识别方面，首先对无人机传输的数据进行预处理，计算监测数据的数学期望、方差以及一阶差分数据，利用 3σ 原理对数据进行清洗，随后利用卡尔曼滤波对缺少的数据进行插值处理，从而实现数据的平滑处理。其次对无人机回传的数据进行主成分分析，选择能够更好反应无人机运动信息的数据作为无人机运动模式识别的输入信息，从而实现无人机信息的高效利用。再次基于二叉树结构对支持向量机模型进行改进，提出基于二叉树改进的支持向量机模型，从而实现无人机运动状态分类模型的建立。最后基于改进的支持向量机模型对无人机运动过程中的悬停、爬升、下降和定高飞行进行分类，从而实现基于改进支持向量机模型的无人机运动模式识别。

在无人机航迹预测方面，首先采集五种运动状态的无人机相关数据，包括 x y z 轴速度、位移和加速度等；其次针对无人机五种运动状态分别建立 BP 神经网络进行预测，实现无人机的航迹预测；最后在上一章无人机运动状态识别的基础上对该运动状态下的无人机运动航迹进行预测，进一步提高无人机预测航迹的准确性和可信度。

6.2 展望

由于四旋翼无人机涉及机械结构设计、空气动力学、飞行器原理、自动控制原理等非常多个领域，系统很复杂，因为本人能力有限且接触无人机时间有限，本设计只是针对四旋翼无人机进行了初步的探索和研究，论文中仍有一些问题需要在今后的研究中解决，主要为以下几个方面：

无人机的硬件设计存在缺陷，本设计的硬件设计实现无人机的稳定飞行，但是由于缺乏空气动力学以及飞行器原理等方面的知识，导致无人机的飞行性能较差，续航时间较短，对外界的扰动较敏感。其次是无人机连线暴露在无人机机身外部，在无人机飞行的安全可靠上仍有缺陷。如图 6-1 所示为无人机连线图。

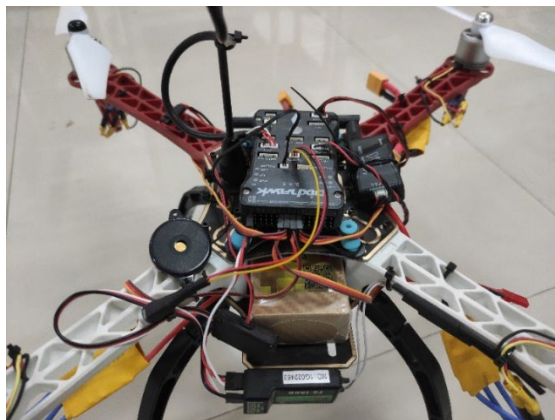


图 6-1 无人机接线图

无人机实现的功能少，无人机从诞生至今发展的历史已有上百年，各行各业对无人机的应用也越来越广泛，无人机所需要的功能也越来越多（例如：航拍、避障等），但本设计的无人机仅仅实现了无人机的航行与监测，实现的功能较为单一，这对无人机行业来说是远远不够的。

无人机数学建模有一定误差，在本次建模首先做了很多假设，忽略了一些问题带来的影响（例如：假设无人机螺旋桨是刚体），这些因素对无人机系统飞行的准确性有一定的影响，且无人机参数的获取是通过相关公式估算得到，准确性上有待，后期实验可通过系统辨识的方法对无人机进行更精确的建模。

针对以上的三个问题，我的未来展望如下：

在我未来研究生的生涯中，我将继续对无人机进行更为深入的研究，通过研究生阶段的学习，对无人机方向我计划研究生阶段做到以下几点：

改进无人机硬件设计，在研究生阶段学习空气动力学以及飞行器原理等无人机相关知识，利用 PCB 制板对无人机系统重新设计，设计一套更适合无人机飞行的系统，能够解决无人机飞行性能差，续航时间短，对外界的扰动敏感等问题，同时解决无人机飞行过程中接线暴露在外的问题，进一步提高无人机飞行的安全可靠。

增加无人机功能，研读最新的国内外无人机的应用场景，确定无人机搭载的模块（如：相机、雷达、光流等），让无人机实现更多的功能（如：航拍、避障、定高等），实现设计多功能无人机。

完善无人机建模，深入学习无人机飞行原理，研读更多无人机控制的文献，增加无人机系统模型的丰富度，做出对无人机合理的假设，综合考虑各个因素对无人机飞行过程中的影响，更加准确的控制无人机飞行。

致 谢

这篇毕业论文写毕之时，是春暖花开的四月底，这是我们交大城院一年中最漂亮的时候。从 2018 年我初来城院读书到现在 2022 年我大学毕业，我的 17 岁到 21 岁，人生中最宝贵的四年就在城院度过了。在西交大城院的校园里我聆听教诲、汲取知识，遇到很多老师，交到很多朋友，毕业之时回首过去的四年，虽有很多事情仍然不完美，但我心里常常涌起感激之情。

首先，我要感谢我的指导老师张安莉老师将我引入无人机的相关研究，让我找到机会结合自身兴趣解决一些具有创新性的研究。在本次毕业设计过程中，从论文的选题、开题、设计工作到论文的写作，张老师都给予了我很多启发与指导，这使得我受益匪浅，让我在研究过程中少走了许多弯路，也使得我在过程中坚定了自己未来的路如何去走。在这里学生真心感谢张老师对我的帮助。

其次，我要感谢电信系谢檬教授对我毕业设计的指导，感谢谢檬教授提出我论文写作中的瑕疵，感谢谢檬教授无私的奉献精神和一丝不苟的教学态度。我还要感谢电信系辅导员张敏娜老师和梁新雨老师对我大学期间生活上和学习上的鼓励与照顾，以及电信 182 班班长魏磊对我班级生活的照顾。

再次，我要感谢电子信息专业的老师们，是他们丰富了我的专业知识，为我提供了优良的资源，营造了愉快、和谐的学习氛围，在我遇到困惑的时候提出了许多宝贵意见和启发。我还要感谢默默关心我的同学和朋友，在我遇到挫折时不断鼓励我支持我，听我分享我的喜怒哀乐和生活中的种种琐事，是你们给了我前进和奋斗的动力和信心。

最后，我要感谢我的父母，感谢你们在我的学业背后默默的支持与帮助，给我提供丰厚的物质基础，营造了良好的学习氛围，给我接受高等教育的机会，使我能够走上一个新的平台，开始一段新的人生！

参考文献

- [1]邵扬杰,刘莉,曹潇,贺云涛.倾转旋翼无人机发展现状及关键技术概述[J/OL].战术导弹技术:1-8[2022-01-22].
- [2]刘丽丽. 四旋翼飞行仿真器的建模及控制方法的研究[D].中南大学,2009.
- [3]寒木钓萌.天上的雄鹰——“捕食者”无人机[J].科学大众(小学版),2017(Z1):29-33.
- [4]Mao T, Huang K, Zeng X, Ren L, Wang C, Li S, et al. Development of Power Transmission Line Defects Diagnosis System for UAV Inspection based on Binocular Depth Imaging Technology[C]. Guangzhou, China: International Conference on Electrical Materials and Power Equipment (ICEMPE), 2019.
- [5]江杰.《战狼 2》:好莱坞编剧模式借鉴及其意义与缺陷[J].湖南工业大学学报(社会科学版),2021,26(06):52-60.
- [6]陈鹏震. 微小型四旋翼无人机轨迹规划与跟踪研究[D].武汉科技大学,2017.
- [7]Gupte S, Mohandas P I T, Conrad J M. A survey of quadrotor unmanned aerial vehicles[C]. Proceedings of Southeastcon. IEEE, 2012: 1-6.
- [8]任新联,李刚.美国无人机载空地导弹发展现状及趋势[J].飞航导弹,2021(04):59-62+67.
- [9]彭川. 基于高斯过程模型预测控制的四旋翼无人机轨迹跟踪控制[D].武汉科技大学,2021.
- [10]BOUABDALLAH S, SIEGWART R. Towards intelligent miniature flying robots[C]//Field and service robotics. 2006:429-440.
- [11]房新晴. 基于嵌套饱和方法的四旋翼位姿控制[D].哈尔滨工业大学,2021.
- [12]陈水添. 火星探测旋翼无人机升阻特性及其实验研究[D].哈尔滨工业大学,2019.
- [13]王兴华,王军强,牛振中,郭云曾.无人机综合模块化航空电子体系架构技术研究[J].航空计算技术,2021,51(05):92-96.
- [14]魏丽文,陈平.四旋翼飞行器控制系统研究[J].控制工程,2010,17(S3):13-17.
- [15]夏冠湘.“中国无人机”的成长之路——以大疆无人机为例[J].现代雷达,2021,43(08):101-102.
- [16]王川. 基于四旋翼无人机控制的轨迹跟踪优化问题研究[D].东南大学,2017.
- [17]李忠林.基于终端滑模的四旋翼飞行器非线性轨迹跟踪控制[J].计算机测量与控制,2021,29(03):151-156.
- [18]刘高阳,郭玉英,焦海林.基于积分滑模和 ESO 的四旋翼无人机容错控制[J].电光与控制,2021,28(08):6-10+16.
- [19]曹健. 四旋翼飞行器反演滑模轨迹跟踪控制研究[D].大连海事大学,2020.
- [20]郭婕,金海,沈昕格.基于神经网络 PID 算法的四旋翼无人机优化控制[J].电子科技,2021,34(10):51-55.
- [21]贺佳辉,付兴建.基于迭代学习观测器的无人机故障鲁棒控制[J].火力与指挥控制,2021,46(08):19-25.

- [22]陈晓倩,刘瑞祥.基于最小二乘策略迭代的无人机航迹规划方法[J].计算机工程与应用,2020,56(01):191-195.
- [23]Acquisdata. THE GLOBAL UNMANNED AERIAL VEHICLES (UAV) 15 NOVEMBER 2021[M].Acquisdata Pty Ltd 2021:2021-11-15.
- [24]张军峰,蒋海行,武晓光,等.基于 BADA 及航空器意图的四维航迹预测[J]. 西南交通大学学报. 2014, 49 (3): 553-558.
- [25] Vinay V, Tamaskar S, Chow R, et al. Modeling and Simulation of UAS in the NAS: Challenges in Generating Consistent Performance Data for Heterogeneous Set of UAS[C]// Aiaa Aviation Technology, Integration, & Operations. Los Angeles,2013.
- [26] Fukuda Y, Shirakawa M, Senoguchi A. Development of Trajectory Prediction Model[C]//ENRI International Workshop on ATM/CNS (EIWAC). Tokyo, Japan. 2010.
- [27] D Souza S., Ishihara A., Nikaido B., et al. Feasibility of Varying Geo-Fence around an Unmanned Aircraft Operation based on Vehicle Performance and Wind [C] //IEEE/AIAA 35th Digital Avionics Systems Conference (DASC), IEEE. New York, NY. September 25-29, 2016.
- [28] Yoo J, Kim H J, Johansson K H. Automation and Systems (ICCAS) - Path planning for remotely controlled UAVs using Gaussian process filter[C]// IEEE 2017 17th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS), 2017 17th International Conference on Control. Jeju. 2017:477-482.
- [29] Alligier R, Gianazza D. Learning aircraft operational factors to improve aircraft climb prediction: A large scale multi-airport study[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies. 2018, 96:72-95.
- [30] Peng H, Razi A, Afghah F, et al. A Unified Framework for Joint Mobility Prediction and Object Profiling of Drones in UAV Networks[J]. Journal Of Communications And Networks.2018, 5(20):434-442.
- [31]Wang B, Liu D, Wang W, et al. A hybrid approach for UAV flight data estimation and prediction based on flight mode recognition[J]. Microelectronics Reliability. 2018, 84:253-262.
- [32]Hellert C, Stutz P. Performance prediction and selection of aerial perception functions during UAV missions[C]//IEEE 2017 IEEE Aerospace Conference -Big Sky, MT, USA. 2017 IEEE Aerospace Conference. 2017:1-12.
- [33] HWANG I, HWANG J, TOMLIN C. Flight-mode-based aircraft conflict detection using a residual-mean interacting multiple model algorithm[C]. Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, 2003:11-14.
- [34]贺思捷,刘大同,彭宇.遥测数据驱动的无人机飞行状态识别方法[J].仪器仪表学报,2016,37(09):2004-2013.
- [35]赵巍飞,杨明泽.基于动作捕捉的无人机运动状态识别[J].科学技术与工程,2018,18(27):53-

58.

[36]Han J, Kamber M, Pei J. 数据挖掘概念与技术. 范明,孟小峰,译.3 版.北京:机械工业出版社,2012.

[37]唐自力,马彩文. 基于航迹和特征的目标识别技术在多目标跟踪中的应用. 光子学报,2010; 39(2): 375—379

[38]沈华,陈金良,周志靖,等. 无人机作战对目标点的航迹规划方法研究. 计算机仿真, 2016; 33(9) : 73—76, 89

[39]Greidanus H, Kourti N. Findings of the DECLIMS project—detection and classification of marine traffic from space. Proceedings of Advances in SA R Oceanography from Envisat and E R S Missions (SEASA R 2006). Frascati: European Space Agency,2006:23-26.

[40]刘翰博. 面向无人机航迹预测的机载可重构计算系统研制[D].哈尔滨工业大学,2016.

[41]朱进,江南,胡斌. 移动对象多种运动参数在轨迹分类的应用[J].地球信息科学学报,2016,18(02):143-150.

[33]彭子沅,葛万成.基于深度神经网络的轨迹预测算法综述[J].电视技术,2022,46(02):21-28.

[42]查文舒,李道伦,沈路航,张雯,刘旭亮.基于神经网络的偏微分方程求解方法研究综述[J].力学学报,2022,54(03):543-556.

[43]曾欣,刘军,柳福祥,刘红美.基于灰色时滞 OBGM-BP 神经网络模型的滑坡变形预测[J/OL].数学的实践与认识:1-11[2022-05-08].

[44]杨国丽.基于时间序列的流量预测算法综述[J].电子元器件与信息技术,2021,5(03):165-167.

[45]乔莹莹.基于数值预测的机器学习相关算法综述[J].安阳工学院学报,2017,16(04):71-74.

[46]彭子沅,葛万成.基于深度神经网络的轨迹预测算法综述[J].电视技术,2022,46(02):21-28.DOI:10.16280/j.videoe.2022.02.006.

[47]蒋佳静. 基于函数型高斯过程回归的时序数据建模研究[D].郑州大学,2021.

附录 1 本科期间学术活动及成果情况

1) 本科期间参加的科研项目

陕西省重点研发计划 (No.2022GY-089), 基于深度学习的多模态目标检测和态势估计关键技术研究。

2) 本科期间发表的学术论文

[1]张安莉,石卓勇,范明邦,黄志豪.基于 LabVIEW 的无线运动传感器节点监测系统设计[J].国外电子测量技术,2022,41(01):81-86.

[2]张安莉,谢檬,石卓勇.基于空间占用率判定的智能电梯控制系统设计[J].电子技术应用,2021,47(07):57-60+129.

[3]谢檬,曾泽辉,张安莉,石卓勇.基于 LabVIEW 的智能 WiFi 小车控制系统设计[J].自动化与仪表,2020,35(12):22-25.

[4]石卓勇,宋亚菲.路灯照明节约用电的经验研究[J].石河子科技,2020(04):38-39.

[5]宋亚菲,刘鑫奇,石卓勇.财务管理在企业经济管理中的作用分析[J].品牌研究,2020(03):113-114.

3) 本科期间获得的学术奖励（含竞赛获奖）

(1) 美国大学生数学建模竞赛二等奖.2021

(2) 第十三届“中国电机工程学会杯”全国大学生数学建模竞赛全国一等奖（赛事最高奖项）.2021

(3) 本科二等学业奖学金.2021

(4) 第十三届全国大学生数学竞赛一等奖.2021

(5) 第十二届全国大学生数学竞赛一等奖.2020

(6) 本科二等学业奖学金.2020

(7) 第六届“互联网+”全国大学生创新创业竞赛优秀奖.2020

(8) “创客中国”中小企业创新创业铜川区域赛优秀奖.2020

(9) 全国大学生数学建模竞赛陕西赛区二等奖.2020

(10) 全国大学生数学建模竞赛陕西赛区一等奖.2019

(11) 陕西省第十二次大学生高等数学竞赛一等奖.2019

附录 2 无人机相关程序

无人机智能控制程序（BP 神经网络）

%% 参数定义

omega = zeros(1,4); % 四个电机的转速

PWM = zeros(1,4); % 模拟输入四个电机的电压值

PWMbase = 4.5; % 基准油门

quadctrl = zeros(1,4); % 四个控制量 1-Hight 2-Roll 3-Pitch 4-Yaw

quadparam(1).Roll = 0; % 翻滚角

quadparam(1).Pitch = 0; % 俯仰角

quadparam(1).Yaw = 0; % 航向角

quadparam(1).RollSpeed = 0; % 翻滚角角速度

quadparam(1).PitchSpeed = 0; % 俯仰角角速度

quadparam(1).YawSpeed = 0; % 航向角角速度

quadparam(1).X = 0; % X 方向位移 地面参考系

quadparam(1).Y = 0; % Y 方向位移

quadparam(1).Z = 0; % Z 方向位移

quadparam(1).XSpeed = 0; % X 方向速度

quadparam(1).YSpeed = 0; % Y 方向速度

quadparam(1).ZSpeed = 0; % Z 方向速度

global BPNN_Struct

BPNN_Struct.alfa = 0.25; % 惯性系数

BPNN_Struct.eta = 0.025; % 学习速率

BPNN_Struct.inlayer_num = 4; % 输入层 4(sp,measure,curren,1)

BPNN_Struct.hidlayer_num = 5; % 隐含层 5

BPNN_Struct.outlyer_num = 3; % 输出层 3(kp,ki,kd)

Roll_BPNNPID(1).sp = 45 * pi/180;

Roll_BPNNPID(1).kp = 0;

Roll_BPNNPID(1).ki = 0;

Roll_BPNNPID(1).kd = 0;

Roll_BPNNPID(1).res = 0;

Roll_BPNNPID(1).curren = 0;

Roll_BPNNPID(1).preerr = 0;

Roll_BPNNPID(1).preerr2 = 0;

```

Roll_BPNNPID(1).w_hid2outcur      =      rands(BPNN_Struct.hidlayer_num,
BPNN_Struct.outlyer_num ); % 初始化隐层至输出层加权系数
%      Roll_BPNNPID(1).w_hid2outcur      =      [-0.860635505702396,-
1.07837953085719,0.972726842386677;-
0.0207744999678220,1.07651903005100,0.461765515010307;-
0.185311621943458,0.526141314517334,0.276368175283330;-
0.156476541109281,-
1.00197972525699,0.0225491843896703;0.00609010587870717,-
0.208909423046965,-0.365226848613607]; % 初始化隐层至输出层加权系数
Roll_BPNNPID(1).w_hid2outpre  = Roll_BPNNPID(1).w_hid2outcur; % 前一次
的加权系数
Roll_BPNNPID(1).w_hid2outpre2 = Roll_BPNNPID(1).w_hid2outcur; % 前两次
次的加权系数
Roll_BPNNPID(1).w_in2hidcur      =      rands(BPNN_Struct.inlayer_num,
BPNN_Struct.hidlayer_num); % 当前的输入层至隐层加权系数
%      Roll_BPNNPID(1).w_in2hidcur      =
[0.267747258869743,0.668299552079281,0.00839196955710231,-
0.109108154756574,-0.831236751136591;-
0.116869663389750,0.317285394467104,0.172988869128332,0.80942637651096
5,0.841356421221892;-
0.617774911076605,1.02137253828881,0.880696128576263,0.418364704997009,
-0.890675668550666;0.986120913207794,-
0.772369460249276,0.293953327986481,0.343936928276378,0.05248270008311
44]; % 当前的输入层至隐层加权系数
Roll_BPNNPID(1).w_in2hidpre  = Roll_BPNNPID(1).w_in2hidcur;
Roll_BPNNPID(1).w_in2hidpre2 = Roll_BPNNPID(1).w_in2hidcur;

Z_BPNNPID(1).sp = 1;
Z_BPNNPID(1).kp = 0;
Z_BPNNPID(1).ki = 0;
Z_BPNNPID(1).kd = 0;
Z_BPNNPID(1).res = 0;
Z_BPNNPID(1).currerr  = 0;
Z_BPNNPID(1).preerr  = 0;
Z_BPNNPID(1).preerr2 = 0;

```

```

Z_BPNNPID(1).w_hid2outcur          =      rands(BPNN_Struct.hidlayer_num,
BPNN_Struct.outlyer_num); % 初始化隐层至输出层加权系数
%      Z_BPNNPID(1).w_hid2outcur          =      [-0.860635505702396,-
1.07837953085719,0.972726842386677;-
0.0207744999678220,1.07651903005100,0.461765515010307;-
0.185311621943458,0.526141314517334,0.276368175283330;-
0.156476541109281,-
1.00197972525699,0.0225491843896703;0.00609010587870717,-
0.208909423046965,-0.365226848613607]; % 初始化隐层至输出层加权系数
Z_BPNNPID(1).w_hid2outpre = Z_BPNNPID(1).w_hid2outcur; % 前一次的
加权系数
Z_BPNNPID(1).w_hid2outpre2 = Z_BPNNPID(1).w_hid2outcur; % 前两次次的
加权系数
Z_BPNNPID(1).w_in2hidcur          =      rands(BPNN_Struct.inlayer_num,
BPNN_Struct.hidlayer_num); % 当前的输入层至隐层加权系数
%      Z_BPNNPID(1).w_in2hidcur          =
[0.267747258869743,0.668299552079281,0.00839196955710231,-
0.109108154756574,-0.831236751136591;-
0.116869663389750,0.317285394467104,0.172988869128332,0.80942637651096
5,0.841356421221892;-
0.617774911076605,1.02137253828881,0.880696128576263,0.418364704997009,
-0.890675668550666;0.986120913207794,-
0.772369460249276,0.293953327986481,0.343936928276378,0.05248270008311
44]; % 当前的输入层至隐层加权系数
Z_BPNNPID(1).w_in2hidpre = Z_BPNNPID(1).w_in2hidcur;
Z_BPNNPID(1).w_in2hidpre2 = Z_BPNNPID(1).w_in2hidcur;

ctrlchoose = 0; % 0-Roll,1-Z
if ctrlchoose == 0
    BPNN_Struct.alfa = 0.25; % 惯性系数
    BPNN_Struct.eta = 0.025; % 学习速率
else
    BPNN_Struct.alfa = 0.1; % 惯性系数
    BPNN_Struct.eta = 0.01; % 学习速率
end

```



```

%% 仿真
Ts = 0.01; % 采用周期
N_iter = 20000; % 仿真跨度
quadparam(2) = Quadrotor_Model(quadparam(1), [0 0 0 0], [0 Ts]); % 初始化
四旋翼状态

for t=Ts:Ts:Ts*N_iter
    sprintf('%2.2f%%', t/(Ts*N_iter)*100)

    if ctrlchoose == 0
        Roll_BPNNPID(round(t/Ts)+1) =
BPNN_PID(Roll_BPNNPID(round(t/Ts)), quadparam(round(t/Ts)+1).Roll,
quadparam(round(t/Ts)).Roll);
        PWM(round(t/Ts)+1,:) = PID2Ctrlparam(PWMbase,
Roll_BPNNPID(round(t/Ts)+1).res,0,0,0); % PID 输出量转化为电机
    else
        Z_BPNNPID(round(t/Ts)+1) = BPNN_PID(Z_BPNNPID(round(t/Ts)),
quadparam(round(t/Ts)+1).Z, quadparam(round(t/Ts)).Z);
        PWM(round(t/Ts)+1,:) = PID2Ctrlparam(PWMbase, 0, 0, 0,
Z_BPNNPID(round(t/Ts)+1).res); % PID 输出量转化为电机
    end
    omga(round(t/Ts)+1,:) = BLDC_Model(PWM(round(t/Ts)+1,:), [t-Ts t],
omga(round(t/Ts),:)); % BLDC 输入电压，输出角速度
    quadctrl(round(t/Ts)+1,:) =
BLDCSped2QuadCtrl(omga(round(t/Ts)+1,:)); % 加速度转化为升力，控制
四旋翼姿态
    quadparam(round(t/Ts)+2) = Quadrotor_Model(quadparam(round(t/Ts)+1),
quadctrl(round(t/Ts)+1,:), [t-Ts t]); % 四旋翼数学模型

end
%% 绘图
if ctrlchoose == 0
    figure(1)
    plot((0:Ts:Ts*(N_iter))', [quadparam(2:end).Roll],'k', (0:Ts:Ts*(N_iter+1))',
Roll_BPNNPID(1).sp * ones(N_iter+2,1),'r');

```

```

        xlabel('t/s');
        ylabel('Roll/rad');
        title('Roll');
        legend('测量值','期望值');
    else if ctrlchoose == 1
        figure(2)
        plot( (0:Ts:Ts*(N_iter))', [quadparam(2:end).Z], 'k', (0:Ts:Ts*(N_iter+1))',
Z_BPNNPID(1).sp * ones(N_iter+2,1), 'r');
        xlabel('t/s');
        ylabel('Z/m');
        title('Z');
        legend('测量值','期望值');
    end
end
end

```

无人机智能控制程序（粒子群算法）

%% 参数设置

```

w = 0.6;          % 惯性因子
c1 = 2;           % 加速常数
c2 = 2;           % 加速常数
Dim = 3;          % 维数
SwarmSize = 20;   % 粒子群规模
ObjFun = @PSO_PID; % 待优化函数句柄
Vmax = 1;         % 粒子群速度阈值设置
Vmin = -1;
MaxIter = 10;     % 最大迭代次数
MinFit = 0.01;    % 最小适应值
ctrlchoose = 1;   % 0-Roll 1-Z
if ctrlchoose == 0
    Ub = [300 20 5]; % pid 参数阈值设置 Roll
else if ctrlchoose == 1
    Ub = [100 20 50]; % pid 参数阈值设置 Z
end
end
Lb = [0 0 0];

```

```

%% 粒子群初始化
Range = ones(SwarmSize,1)*(Ub-Lb);
Swarm = rand(SwarmSize,Dim).*Range + ones(SwarmSize,1)*Lb;      % 初始化粒子群
VStep = rand(SwarmSize,Dim)*(Vmax-Vmin) + Vmin;                % 初始化速度
fSwarm = zeros(SwarmSize,1);
for i=1:SwarmSize
    sprintf('初始化第%d 个粒子',i)
    fSwarm(i,:) = feval(ObjFun,Swarm(i,:),ctrlchoose);          % 粒子群的适应值
end

%% 个体极值和群体极值
[bestf, bestindex] = min(fSwarm);
zbest = Swarm(bestindex,:);   % 全局最佳
gbest = Swarm;                % 个体最佳
fgbest = fSwarm;              % 个体最佳适应值
fzbest = bestf;               % 全局最佳适应值
K_p(1) = zbest(1);
K_i(1) = zbest(2);
K_d(1) = zbest(3);
% Quadrotor_Control(K_p(end),K_i(end),K_d(end), ctrlchoose,1);
%% 迭代寻优
iter = 0;
y_fitness = zeros(1,MaxIter); % 预先产生 4 个空矩阵
while( iter < MaxIter) && (fzbest > MinFit) )
    sprintf('第%d 次迭代',MaxIter)
    for j=1:SwarmSize
        VStep(j,:) = w*VStep(j,:) + c1*rand*(gbest(j,:) - Swarm(j,:)) + c2*rand*(zbest - Swarm(j,:)); % 速度更新
        if VStep(j,*)>Vmax, VStep(j,:)=Vmax; end
        if VStep(j,*)<Vmin, VStep(j,:)=Vmin; end
        Swarm(j,:)=Swarm(j,:)+VStep(j,:); % 位置更新
    end
    iter = iter + 1;
    y_fitness(iter) = fzbest;
    % 更新个体极值和群体极值
    [bestf, bestindex] = min(fSwarm);
    zbest = Swarm(bestindex,:);
    gbest = Swarm;
    fgbest = fSwarm;
    fzbest = bestf;
end

```

```

        for k=1:Dim
            if Swarm(j,k)>Ub(k), Swarm(j,k)=Ub(k); end
            if Swarm(j,k)<Lb(k), Swarm(j,k)=Lb(k); end
        end
        fSwarm(j,:) = feval(ObjFun,Swarm(j,:),ctrlchoose); % 适应值
        if fSwarm(j) < fgbest(j)      % 个体最优更新
            gbest(j,:) = Swarm(j,:);
            fgbest(j) = fSwarm(j);
        end
        if fSwarm(j) < fzbest      % 群体最优更新
            zbest = Swarm(j,:);
            fzbest = fSwarm(j);
        end
    end
    iter = iter+1;                % 迭代次数更新
    y_fitness(1,iter) = fzbest;    % 为绘图做准备
    K_p(1,iter) = zbest(1);
    K_i(1,iter) = zbest(2);
    K_d(1,iter) = zbest(3);
    %    Quadrotor_Control(K_p(end),K_i(end),K_d(end), ctrlchoose,1);
end
%% 绘图输出
figure(2)      % 绘制性能指标 ITAE 的变化曲线
subplot(121)
plot(y_fitness)
title('最优个体适应值');
xlabel('迭代次数');
ylabel('适应值');
set(gca);
subplot(122) % 绘制 PID 控制器参数变化曲线
plot(K_p,'*-b');
hold on
plot(K_i,'k')
plot(K_d,'--r')
title('Kp、Ki、Kd 优化曲线');

```

```

xlabel('迭代次数');
ylabel('参数值');
set(gca);
legend('Kp','Ki','Kd');
figure(1);
Quadrotor_Control(K_p(end),K_i(end),K_d(end), ctrlchoose,1);

```

飞行命令程序

```

#include "Copter.h"
void Copter::update_home_from_EKF()
{
    if (ahrs.home_is_set()) {
        return;
    }
    if (motors->armed()) {
        set_home_to_current_location_inflight();
    } else {
        if (!set_home_to_current_location(false)) {
        }
    }
}

void Copter::set_home_to_current_location_inflight() {
    Location temp_loc;
    Location ekf_origin;
    if (ahrs.get_location(temp_loc) && ahrs.get_origin(ekf_origin)) {
        temp_loc.alt = ekf_origin.alt;
        if (!set_home(temp_loc, false)) {
            return;
        }
    }
#ifdef MODE_SMARTRTL_ENABLED == ENABLED
    g2.smart_rtl.set_home(true);
#endif
}
}

```

```
bool Copter::set_home_to_current_location(bool lock) {
    Location temp_loc;
    if (ahrs.get_location(temp_loc)) {
        if (!set_home(temp_loc, lock)) {
            return false;
        }
    }
    #if MODE_SMARTRTL_ENABLED == ENABLED
        g2.smart_rtl.set_home(true);
    #endif
    return true;
}
return false;
}

bool Copter::set_home(const Location& loc, bool lock)
{
    Location ekf_origin;
    if (!ahrs.get_origin(ekf_origin)) {
        return false;
    }
    if (far_from_EKF_origin(loc)) {
        return false;
    }
    const bool home_was_set = ahrs.home_is_set();
    if (!ahrs.set_home(loc)) {
        return false;
    }
    if (!home_was_set) {
        AP::logger().Write_Event(LogEvent::SET_HOME);
    }
    #if MODE_AUTO_ENABLED == ENABLED
        if (should_log(MASK_LOG_CMD)) {
            AP_Mission::Mission_Command temp_cmd;
            if (mode_auto.mission.read_cmd_from_storage(0, temp_cmd)) {
                logger.Write_Mission_Cmd(mode_auto.mission, temp_cmd);
            }
        }
    }
}
```

```

#endif
    }
    if (lock) {
        ahrs.lock_home();
    }
    return true;
}

bool Copter::far_from_EKF_origin(const Location& loc)
{
    Location ekf_origin;
    if (ahrs.get_origin(ekf_origin)) {
        if ((ekf_origin.get_distance(loc) >
EKF_ORIGIN_MAX_DIST_KM*1000.0)) {
            return true;
        }
        if (labs(ekf_origin.alt - loc.alt)*0.01 >
EKF_ORIGIN_MAX_ALT_KM*1000.0) {
            return true;
        }
    }
    return false;
}

```

无人机智能控制程序（遗传算法）

%% 遗传算法寻找最佳 PID 参数

nvars = 3; % 个体变量数目

populationsize = 40; % 种群大小

generation = 20; % 最大进化代数

N_iter = 20; % 最大迭代次数

elitenum = 10; % 精英个数

ctrlchoose = 1; % 0-Roll 1-Z

if ctrlchoose == 0

 fitnessfcn = @ GA_Roll_PID; % 适应度函数句柄

 UB = [300 20 5]; % pid 参数阈值设置 Roll

else if ctrlchoose == 1

```

        fitnessfcn = @ GA_Z_PID;    % 适应度函数句柄
        UB = [40 20 20]; % pid 参数阈值设置 Z
    end
end
LB = [0 0 0]; % 下限
options = gaoptimset('PopulationSize',populationsize,'PopInitRange',[LB;UB],...
'EliteCount',elitenum,'CrossoverFraction',0.6,'Generations',generation,...
'StallGenLimit',N_iter,'TolFun',1e-
2,'PlotFcns',@gaplotbestf); % 算法参数设置
[x_best,fval]=ga(fitnessfcn,nvars, [],[],[],[],LB,UB,[],options); % 运行遗传
算法

```

机载各种传感器模块程序

```

#include "Copter.h"
void Copter::read_barometer(void)
{
    barometer.update();
    baro_alt = barometer.get_altitude() * 100.0f;
    motors->set_air_density_ratio(barometer.get_air_density_ratio());
}
void Copter::init_rangefinder(void)
{
    #if RANGEFINDER_ENABLED == ENABLED
        rangefinder.set_log_rfnd_bit(MASK_LOG_CTUN);
        rangefinder.init(ROTATION_PITCH_270);
        rangefinder_state.alt_cm_filt.set_cutoff_frequency(g2.rangefinder_filt);
        rangefinder_state.enabled =
rangefinder.has_orientation(ROTATION_PITCH_270);
        rangefinder_up_state.alt_cm_filt.set_cutoff_frequency(g2.rangefinder_filt);
        rangefinder_up_state.enabled =
rangefinder.has_orientation(ROTATION_PITCH_90);
    #endif
}
void Copter::read_rangefinder(void)

```



```

{
#if RANGEFINDER_ENABLED == ENABLED
    rangefinder.update();

#if RANGEFINDER_TILT_CORRECTION == ENABLED
    const float tilt_correction = MAX(0.707f,
ahrs.get_rotation_body_to_ned().c.z);
#else
    const float tilt_correction = 1.0f;
#endif

    struct {
        RangeFinderState &state;
        enum Rotation orientation;
    } rngfnd[2] = {{rangefinder_state, ROTATION_PITCH_270},
{rangefinder_up_state, ROTATION_PITCH_90}};

    for (uint8_t i=0; i < ARRAY_SIZE(rngfnd); i++) {
        RangeFinderState &rf_state = rngfnd[i].state;
        enum Rotation rf_orient = rngfnd[i].orientation;
        rf_state.alt_healthy = ((rangefinder.status_orient(rf_orient) ==
RangeFinder::Status::Good) &&

(rangefinder.range_valid_count_orient(rf_orient) >=
RANGEFINDER_HEALTH_MAX));
        rf_state.alt_cm = tilt_correction *
rangefinder.distance_cm_orient(rf_orient);
        rf_state.inertial_alt_cm = inertial_nav.get_altitude();
        const int32_t glitch_cm = rf_state.alt_cm -
rf_state.alt_cm_glitch_protected;
        if (glitch_cm >= RANGEFINDER_GLITCH_ALT_CM) {
            rf_state.glitch_count = MAX(rf_state.glitch_count+1, 1);
        } else if (glitch_cm <= -RANGEFINDER_GLITCH_ALT_CM) {
            rf_state.glitch_count = MIN(rf_state.glitch_count-1, -1);
        } else {
            rf_state.glitch_count = 0;

```

```

        rf_state.alt_cm_glitch_protected = rf_state.alt_cm;
    }
    if (abs(rf_state.glitch_count) >=
RANGEFINDER_GLITCH_NUM_SAMPLES) {
        rf_state.glitch_count = 0;
        rf_state.alt_cm_glitch_protected = rf_state.alt_cm;
        rf_state.glitch_cleared_ms = AP_HAL::millis();
    }
    uint32_t now = AP_HAL::millis();
    const bool timed_out = now - rf_state.last_healthy_ms >
RANGEFINDER_TIMEOUT_MS;
    if (rf_state.alt_healthy) {
        if (timed_out) {
            rf_state.alt_cm_filt.reset(rf_state.alt_cm);
        } else {
            rf_state.alt_cm_filt.apply(rf_state.alt_cm, 0.05f);
        }
        rf_state.last_healthy_ms = now;
    }
    if (rf_orient == ROTATION_PITCH_270) {
        if (rangefinder_state.alt_healthy || timed_out) {
            wp_nav->set_rangefinder_alt(rangefinder_state.enabled,
rangefinder_state.alt_healthy, rangefinder_state.alt_cm_filt.get());
#ifdef MODE_CIRCLE_ENABLED
            circle_nav->set_rangefinder_alt(rangefinder_state.enabled &&
wp_nav->rangefinder_used(), rangefinder_state.alt_healthy,
rangefinder_state.alt_cm_filt.get());
#endif
#ifdef HAL_PROXIMITY_ENABLED
            g2.proximity.set_rangefinder_alt(rangefinder_state.enabled,
rangefinder_state.alt_healthy, rangefinder_state.alt_cm_filt.get());
#endif
        }
    }
}
}
}

```

```
#else
    rangefinder_state.enabled = false;
    rangefinder_state.alt_healthy = false;
    rangefinder_state.alt_cm = 0;
    rangefinder_up_state.enabled = false;
    rangefinder_up_state.alt_healthy = false;
    rangefinder_up_state.alt_cm = 0;
#endif
}
bool Copter::rangefinder_alt_ok() const
{
    return (rangefinder_state.enabled && rangefinder_state.alt_healthy);
}
bool Copter::rangefinder_up_ok() const
{
    return (rangefinder_up_state.enabled && rangefinder_up_state.alt_healthy);
}
bool Copter::get_rangefinder_height_interpolated_cm(int32_t& ret)
{
    if (!rangefinder_alt_ok()) {
        return false;
    }
    ret = rangefinder_state.alt_cm_filt.get();
    float inertial_alt_cm = inertial_nav.get_altitude();
    ret += inertial_alt_cm - rangefinder_state.inertial_alt_cm;
    return true;
}

void Copter::rpm_update(void)
{
    #if RPM_ENABLED == ENABLED
        rpm_sensor.update();
        if (rpm_sensor.enabled(0) || rpm_sensor.enabled(1)) {
            if (should_log(MASK_LOG_RCIN)) {
```

```

        logger.Write_RPM(rpm_sensor);
    }
}
#endif
}

void Copter::compass_cal_update()
{
    compass.cal_update();

    if (hal.util->get_soft_armed()) {
        return;
    }
    static uint32_t compass_cal_stick_gesture_begin = 0;
    if (compass.is_calibrating()) {
        if (channel_yaw->get_control_in() < -4000 &&
channel_throttle->get_control_in() > 900) {
            compass.cancel_calibration_all();
        }
    } else {
        bool stick_gesture_detected = compass_cal_stick_gesture_begin != 0
&& !motors->armed() && channel_yaw->get_control_in() > 4000 &&
channel_throttle->get_control_in() > 900;
        uint32_t tnow = millis();
        if (!stick_gesture_detected) {
            compass_cal_stick_gesture_begin = tnow;
        } else if (tnow-compass_cal_stick_gesture_begin >
1000*COMPASS_CAL_STICK_GESTURE_TIME) {
#ifdef CAL_ALWAYS_REBOOT

compass.start_calibration_all(true,true,COMPASS_CAL_STICK_DELAY,true);
#else

compass.start_calibration_all(true,true,COMPASS_CAL_STICK_DELAY,false);
#endif
    }
}

```

```

    }
}
}
void Copter::accel_cal_update()
{
    if (hal.util->get_soft_armed()) {
        return;
    }
    ins.acal_update();
    float trim_roll, trim_pitch;
    if(ins.get_new_trim(trim_roll, trim_pitch)) {
        ahrs.set_trim(Vector3f(trim_roll, trim_pitch, 0));
    }
#ifdef CAL_ALWAYS_REBOOT
    if (ins.accel_cal_requires_reboot()) {
        hal.scheduler->delay(1000);
        hal.scheduler->reboot(false);
    }
#endif
}
void Copter::init_proximity(void)
{
#ifdef HAL_PROXIMITY_ENABLED
    g2.proximity.init();
#endif
}

```

神经网络模型

```

% Solve an Input-Output Fitting problem with a Neural Network
% Script generated by Neural Fitting app
% Created 16-May-2022 17:21:51
%
% This script assumes these variables are defined:
%
%   x - input data.

```

```
% y - target data.
x=xlsread('data.xlsx','A3:A82')
y=xlsread('data.xlsx','B3:B82');

x = x';
t = y';

% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help nntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.
trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt backpropagation.

% Create a Fitting Network
hiddenLayerSize = 10;
net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);

% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 20/100;
net.divideParam.testRatio = 10/100;

% Train the Network
[net,tr] = train(net,x,t);

% Test the Network
y = net(x);
e = gsubtract(t,y);
performance = perform(net,t,y)

%View the Network
view(net)
```

```
% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
%figure, plotperform(tr)
%figure, plottrainstate(tr)
%figure, ploterrhist(e)
%figure, plotregression(t,y)
%figure, plotfit(net,x,t)
x1=linspace(1,100,100);
t1=sim(net,x1)
plot(x,t,'*r',x1,t1,'b-')
xlabel('数据点')
ylabel('距离')
grid on
legend('原始数据','预测数据')
```

神经网络航迹预测

```
x=xlsread('data.xlsx','A3:A82');
y=xlsread('data.xlsx','E3:G82');
close all
x = x';
t = y';

% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help nntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.
trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt backpropagation.

% Create a Fitting Network
hiddenLayerSize = 3;
net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);

% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
```

```
net.divideParam.valRatio = 20/100;
net.divideParam.testRatio = 10/100;

% Train the Network
[net,tr] = train(net,x,t);

% Test the Network
y = net(x);
e = gsubtract(t,y);
performance = perform(net,t,y)

%View the Network
view(net)

% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
figure, plotperform(tr)
figure, plottrainstate(tr)
figure, ploterrhist(e)
figure, plotregression(t,y)
figure, plotfit(net,x,t)
x1=linspace(1,100,100);
t1=sim(net,x1)
a=t(1,:);
b=t(2,:);
c=t(3,:);
a1=t1(1,:);
b1=t1(2,:);
c1=t1(3,:);
figure,plot3(a,b,c,'r','linewidth',2)
xlabel('x 轴距离')
ylabel('y 轴距离')
zlabel('z 轴距离')
axis([0 13 0 16 5 9])
grid on
```



```
figure
plot3(a,b,c,'r','linewidth',2)
hold on
plot3(a1,b1,c1,'b--o')
xlabel('x 轴距离')
ylabel('y 轴距离')
zlabel('z 轴距离')
grid on
legend('原始数据','预测数据')
axis([0 13 0 16 5 9])
figure
subplot(311)
plot(x,a,'*-r',x1,a1,'--k')
xlabel('时间')
ylabel('x 轴距离')
grid on
legend('原始数据','预测数据')
axis([0 100 0 13])
subplot(312)
plot(x,b,'*-r',x1,b1,'--k')
xlabel('时间')
ylabel('y 轴距离')
grid on
legend('原始数据','预测数据')
axis([0 100 0 16])
subplot(313)
plot(x,c,'*-r',x1,c1,'--k')
xlabel('时间')
ylabel('z 轴距离')
grid on
legend('原始数据','预测数据')
axis([0 100 5 9])
```

预测距离误差计算

```
x=xlsread('data.xlsx','A3:A82');
```

```
y=xlsread('data.xlsx','H3:J82');
close all
x = x';
t = y';

% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help nntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.
trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt backpropagation.

% Create a Fitting Network
hiddenLayerSize = 3;
net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);

% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 20/100;
net.divideParam.testRatio = 10/100;

% Train the Network
[net,tr] = train(net,x,t);

% Test the Network
y = net(x);
e = gsubtract(t,y);
performance = perform(net,t,y)

%View the Network
%view(net)

% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
%figure, plotperform(tr)
```

```
%figure, plottrainstate(tr)
%figure, ploterrhist(e)
%figure, plotregression(t,y)
%figure, plotfit(net,x,t)
x1=linspace(81,100,20);
t1=sim(net,x1);
ty=xlsread('data.xlsx','B83:D102');
ty=ty';
a=ty(1,:);
b=ty(2,:);
c=ty(3,:);
a1=t1(1,:);
b1=t1(2,:);
c1=t1(3,:);
A=a-a1;
A=A.^2;
B=b-b1;
B=B.^2;
C=c-c1;
C=C.^2;
D=(A+B+C).^(0.5);
u=sum(D)/20
```

外文原文及译文

UAV-Involved Wireless Physical-Layer Secure Communications: Overview and Research Directions

Abstract Due to their flexible deployment and on-demand mobility, small-scale unmanned aerial vehicles (UAVs) are anticipated to be involved in widespread communication applications in the forthcoming fifth-generation networks. However, the confidentiality of UAV communication applications is vulnerable to security threats due to the broadcast nature and dominant line-of-sight channel conditions, and physical-layer security can be applied for secrecy performance enhancement in such a context. On the other hand, it is also promising to exploit UAVs to cooperatively protect secure communications. This article provides an overview of the recent research efforts on UAV-involved secure communications at the physical layer. We focus on the design of secure transmission schemes according to different roles of UAVs and the optimization of introduced degrees of freedom by the unique characteristics of UAVs. We also propose some future research directions on this topic.

Introduction

Equipped with various kinds of sensors and actuators like the inertial measurement unit (IMU), range sensors (ultrasonic, infrared, laser), barometer, magnetometer, GPS, cameras, and visual systems, unmanned aerial vehicles (UAVs) are promising to support a wide range of applications due to their characteristics of flexible deployment, low acquisition and maintenance costs, high maneuverability, and hovering ability [1]. Historically, UAVs have been considered for military applications from the beginning to carry out some simple but risky tasks, such as monitoring and attacking hostile targets. Thereafter, further attention has been paid to applying small-scale UAVs for emerging civilian tasks, including aerial photography, emergency search and rescue, resource exploration, cargo transport, and so on. The U.S. Federal Aviation Administration (FAA) has released operational rules to guideline the working definition of low-altitude small-scale UAVs with aircraft weight less than 55 pounds and maximum altitude less than 400 feet above ground level. FAA has launched a further national program, the “Drone Integration Pilot Program,” to explore the expanded use of UAVs. Motivated by their unique characteristics, UAVs have also been considered to play an important role in future communication systems [2]. On one hand, since UAVs are generally exploited to carry out tasks at a relatively high altitude, the aerial-to-ground (A2G) line-of-sight

(LoS) channels are likely to provide channel superiority compared to ground communication channels in cellular networks, which are significantly affected by severe fading and shadowing effects. On the other hand, due to their on-demand mobility characteristic, UAVs can be flexibly deployed, which will introduce new degrees of freedom (DoFs) with respect to their positions. To facilitate efficient and reliable transmission, the established UAV-involved communication links can be categorized as payload communication and control and non-payload communication (CNPC), the specific requirements of which can be totally different and thus have been specified by the Third Generation Partnership Project (3GPP) recently.

Due to the openness of the wireless environment, the security and privacy of wireless communication applications are of utmost concern. In particular, the confidentiality of UAV wireless communications is more challenging to protect under LoS propagations, which potentially provide strong quality of A2G wiretap channels for hostile entities. Therefore, effective methods are urgently needed for secure UAV communications. Traditionally, the cryptography-based methods are exploited to protect the confidentiality of secure communications by using shared secret keys. However, the high mobility characteristic of UAVs makes the corresponding key management and distribution more challenging. Besides, ultra-reliable and low-latency communication links between UAVs and the associated ground control stations (GCSs) are required to support their two-way on-demand control to ensure safe and efficient operation of UAVs. Therefore, the cryptography-based methods are unsuitable due to the significant processing delay. In addition, a general drawback of cryptography-based methods is that these methods are dependent on the computational complexity, and thus perfect secrecy cannot be guaranteed. The methods will be invalid if the hostile entity has powerful computing devices. Under this condition, physical-layer security (PLS) has been proposed and developed as a key complementary technique for secure wireless communications [3]. The basic idea of PLS is to exploit the randomness characteristics of wireless channels, which is key-less and thus promising for UAV secure communications to overcome the aforementioned drawbacks. In addition, since secrecy performance is highly dependent on the superiority of legitimate channels to wiretap channels, additional DoFs provided by the on-demand mobility of UAVs can be exploited to guarantee the expected channel superiority and thus improve secrecy performance.

In such a context, UAV-involved physical-layer secure wireless communications has attracted increasing interest in recent years. In general, they could be categorized as UAV-enabled secure communications and UAV-aided secure cooperation, according to different roles of UAVs in secure communications. Specifically, UAVs can be exploited as legitimate transceivers for the former typical scenario to establish direct communication links, such as aerial base stations providing temporary wireless connections for ground users or aerial terminals carrying on other specific tasks (e.g., surveillance). For the latter typical scenario, UAVs are exploited to enable friendly relaying or jamming, so as to cooperatively enhance the secrecy performance of secure communications. Compared to the existing traditional PLS research, the most significant difference is that extra security DoFs have been introduced in UAV wireless communications, inspired by the flexible deployment and on-demand mobility of UAVs. Specifically, 3D deployment of static UAVs and trajectory design of mobile UAVs together with transmit power can be jointly optimized for secrecy performance enhancement. Efficient secure transmission schemes should be carefully designed, and position/trajectory/power should be optimized. However, a well-organized overview of recent research progress on this topic is still absent as far as we know, which motivates this article.

The article is organized as follows. The typical application scenarios of UAV-involved secure wireless communications as well as the main design considerations brought in by the mobility of UAVs are introduced. Then we focus on the recent research efforts on UAV-involved secure communications under various typical application scenarios. Finally, we propose some future research directions on this topic.

Typical Application Scenarios And Main Design Consider Actions

As mentioned above, the typical application scenarios can essentially be summarized as UAV-enabled secure communications and UAV-aided secure cooperation according to different roles of UAVs in secure communications. Furthermore, a hybrid secure transmission scheme could be obtained by combining the two typical application scenarios. Figure 1 depicts the methodology of UAV-involved secure communications.

For the first typical scenario, UAVs can be exploited as aerial base stations to potentially provide temporary connectivity services for the area without cellular infrastructure coverage. It may happen due to natural disasters in emergency situations or data traffic offloading in a hotspot area with densely distributed users. On the other hand, UAVs

can also be exploited as aerial terminals with their own missions such as aerial surveillance and video streaming. UAV aerial terminals are under the control of associated GCSs through CNPC links for automatic operation and are willing to establish data transmission links with ground base stations (GBSs) for information exchange. In both cases, however, the confidentiality of UAV communications is vulnerable to security threats from hostile entities due to the broadcast nature of wireless transmissions. As a result, enhancing the corresponding secrecy at the physical layer becomes critical for the above application scenarios.

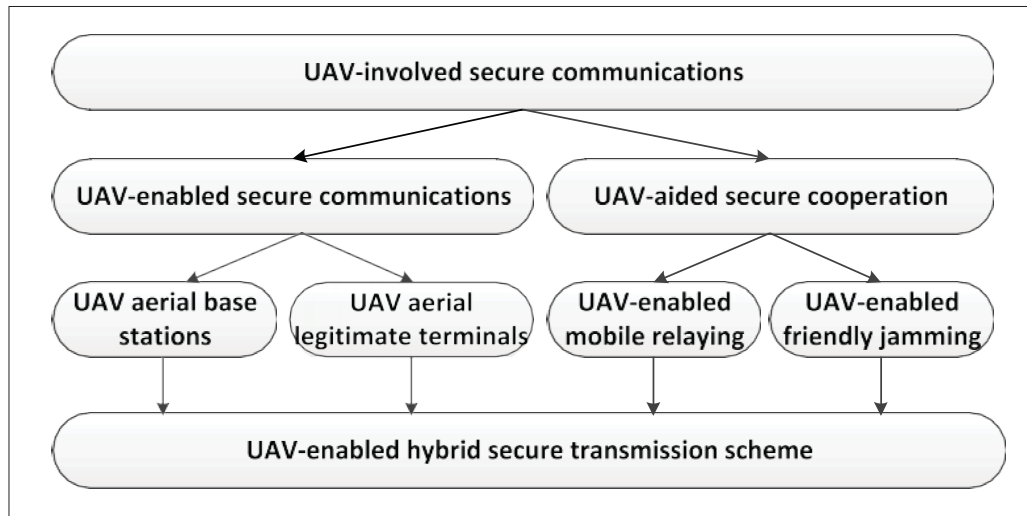


FIGURE 1. Specific applications for UAV-involved secure communications.

To further improve secrecy performance, UAV-aided secure cooperation is recognized as another typical application scenario and can be generally categorized as UAV-enabled mobile relaying and UAV-enabled friendly jamming. Due to their on-demand mobility, UAVs could be deployed as mobile relays to enhance the superiority of legitimate channels in the dynamic environment, and the dominant LoS conditions can also be exploited for UAV-enabled friendly jamming to effectively degrade the quality of wiretap channels. As a result, both will improve secrecy capacity according to the basic principles of PLS.

The most significant observation is that new security DoFs, including 3D position design of static UAVs and trajectory design of mobile UAVs, have been introduced by the on-demand mobility characteristic of UAVs. Together with the traditional DoF, transmit power design, they could be exploited jointly to enhance secrecy performance of UAV-involved transmission schemes under different typical application scenarios. The corresponding issues on these aspects are discussed below.

Under the secure communication scenarios involving static UAVs, the 3D position design will significantly affect the secrecy performance of secure transmissions. For a tractable analysis, the optimal 3D position can be determined by joint design of UAV horizontal position and flight altitude. The design of horizontal position is related to the distributions of both legitimate users and ground eavesdroppers. Intuitively, UAVs should be positioned horizontally close to legitimate users and far away from potential eavesdroppers when providing communication services or cooperative relaying, while in a reverse manner when providing friendly jamming. On the other hand, with the increase of UAV flight height, the effect of large-scale path loss is enhanced while the probability of the LoS path being blocked is reduced. Therefore, the optimal flight altitude generally exists under different conditions.

Due to their on-demand mobility characteristic, the trajectory design of mobile UAVs is further considered to be exploited for secure communications. It is expected to enhance the superiority of legitimate channels to wiretap channels by proper trajectory design, which is beneficial to improve secrecy capacity according to the basic principles of PLS. To facilitate the trajectory design, the periodic flight duration is generally discretized into multiple short time slots, and mobile UAVs are approximately assumed static in each time slot. It is worth noting that the length of each time slot should be carefully chosen since a short time slot will simultaneously lead to high approximation accuracy of static UAVs and high complexity of the designing problems.

Combined with the positions and trajectories of UAVs, the power-domain DoFs should be jointly optimized to further improve secrecy performance. The quality of both legitimate channels and wiretap channels is time-variant during the flight period, which significantly affects the transmit power design. Generally, under different application scenarios of UAV-involved secure communications, the purpose of transmit power design is to sufficiently make use of the channel superiority of legitimate channels to improve the secrecy capacity or to increase the channel superiority in an opportunistic manner.

Based on the aforementioned application scenarios and main design considerations, the recent research efforts on both UAV-enabled secure communications and UAV-aided secure cooperation are provided subsequently. After that, we provide some valuable future research directions according to the comprehensive analysis of the recent

research efforts.

UAV-enabled secure communications

In this section, we provide the recent research efforts on UAV-enabled secure communications. Based on different roles of UAVs, the specific applications in this scenario can be separately categorized as UAV aerial base stations and UAV aerial legitimate terminals, which are discussed in the following parts.

UAV Aerial base stations

Due to their high mobility, UAVs can be flexibly deployed as aerial base stations to provide temporary communication services for a certain area, as depicted in Fig. 2. Due to the broadcast nature of wireless transmissions and the dominating strong LoS channels, there are severe eavesdropping threats on secure transmissions. Based on the location information of legitimate users and potential eavesdroppers, the on-demand mobility of UAVs can be exploited to simultaneously enhance the quality of legitimate channels and reduce the quality of wiretap channels as much as possible, and thus improve secrecy performance.

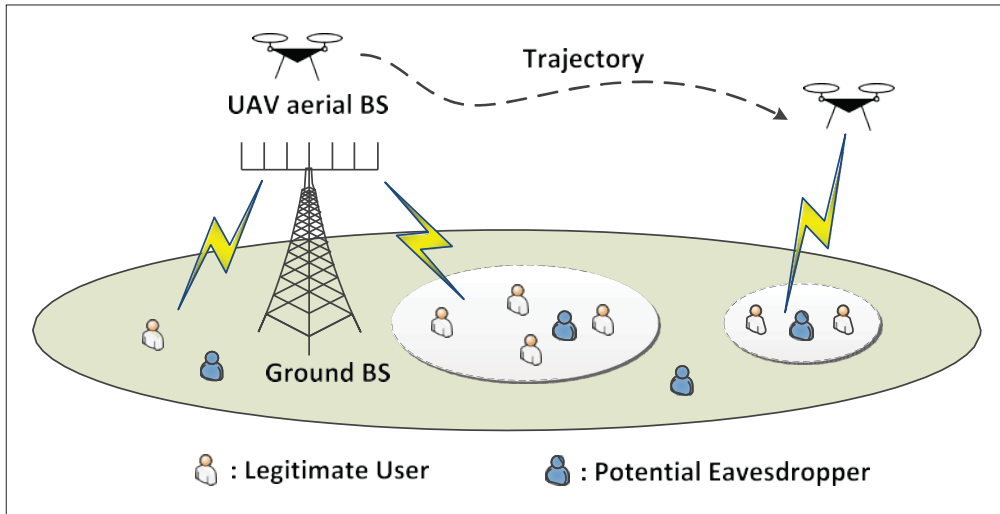


FIGURE 2. UAV aerial base stations to provide temporary secure communication services for certain areas.

The corresponding problem involving UAV aerial base stations was first investigated in [4]. Assuming that the position of the ground eavesdropper was available under LoS propagations, the trajectory and transmit power of the UAV aerial base station were jointly optimized to maximize the average achievable secrecy rate. Figure 3 depicts the optimal UAV trajectory designs and the corresponding achievable secrecy rates for different flight periods. It is observed that the flight period is of great importance on the feasibility in designing an efficient trajectory. If the flight period is sufficiently large, the optimal fly-hover-fly scheme is adopted where a UAV aerial base station always

flies at the maximum speed to reach the optimal position and then hovers (for rotary-wing UAV without minimum flying speed limit) for better secrecy performance.

However, the actual locations of passive eavesdroppers are difficult to accurately estimate in practice. Therefore, dealing with the position uncertainty becomes more challenging. In [6], only the estimated locations of the ground eavesdroppers were available, and their exact locations were assumed in an area with a bounded estimation error. In this case, the authors jointly optimized the trajectory and transmit power to maximize the average worst case secrecy rate. To effectively solve the non-convex optimization problem, S-procedure was introduced to deal with the channel uncertainty problem, and the block coordinate descent method with successive convex approximation (SCA) was exploited to iteratively obtain a sub-optimal solution. The proposed robust transmission scheme is validated to significantly improve the secrecy performance in the case of imperfect location estimation.

As for static UAV aerial base stations, the multi-antenna technology is potential to enhance the superiority of equivalent legitimate channels by proper beamforming design. In [6], the authors investigated millimeter-wave (mmWave) secure transmissions in Nakagami fading environment with mixed LoS/non-LoS (NLoS) A2G channels, and the 3D antenna gains of UAV aerial base stations were considered in a stochastic geometry framework. To incorporate the UAV minimum separation distance requirements, the matérn hardcore process was used to characterize the locations of UAV aerial base stations. In addition, some of the random distributed UAVs were further exploited as friendly jammers to improve the secrecy performance, and the analytical expressions of the target user's average secrecy rate were derived. It has been shown that although the achievable rates of both legitimate users and eavesdroppers increase with the transmit power of UAV aerial base stations, there is an optimal transmit power for maximizing the average secrecy rate under certain conditions.

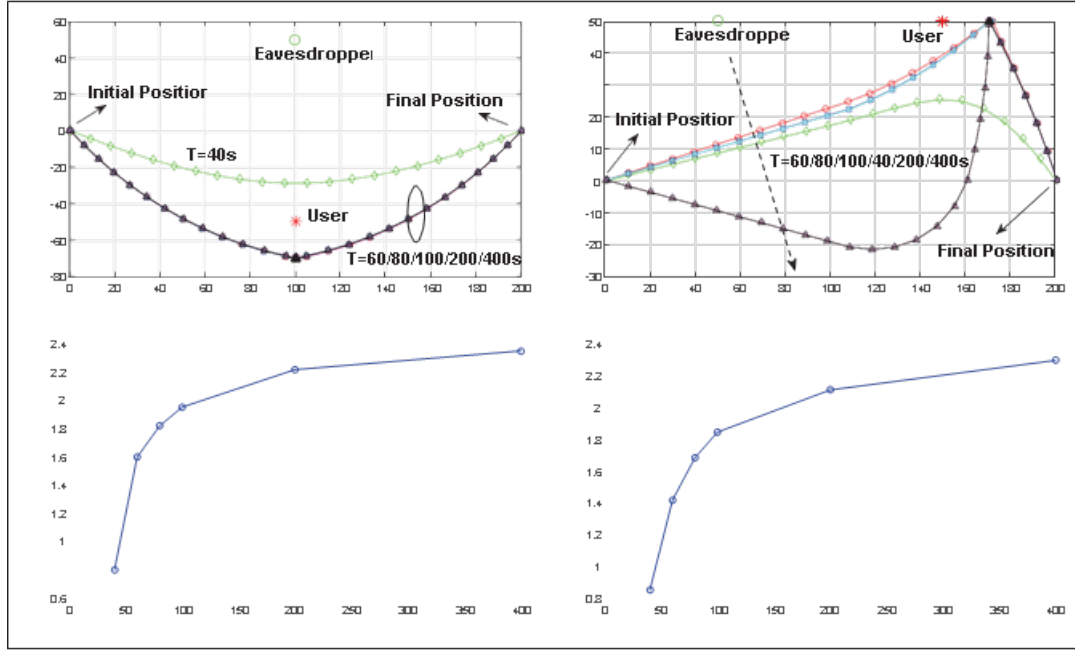


FIGURE 3. The optimal trajectory designs of a UAV aerial base station and the corresponding achievable secrecy rates against an external eavesdropper for different flight periods. The maximum speed of UAV is 5 m/s and the reference signal-to-noise ratio (SNR) at the reference distance $d_0 = 1$ m is 80 dB. The flying altitude of UAV is set as 50 m.

UAV Aerial legitimate terminals

Due to their flexible deployment and high mobility, UAVs have also been exploited as aerial terminals to carry out some special tasks. Since UAV aerial terminals operate in a practically automatic manner under the control of associated GCSs via wireless links, their communication security is a critical issue and needs protection.

In [7], the authors discussed the ground-to-aerial (G2A) secure communications of the static UAV legitimate terminal in the presence of a full-duplex ground eavesdropper, where the eavesdropper simultaneously performed eavesdropping and malicious jamming. For secrecy performance enhancement, the null-space-based artificial noise was exploited to reduce the quality of wiretap channels. Under the condition that only the statistical channel state information (CSI) of the eavesdropper was known, the hybrid outage probability combining both transmission outage probability and secrecy outage probability (SOP) was derived. Based on the analytical expressions, the optimal power allocation policy was obtained by a bisection search. The secrecy performance could be improved by increasing the transmit power and/or equipping more transmit antennas at the source. In addition, there is an optimal operation height of the UAV aerial legitimate terminal under different conditions according to simulation results.

To further take the mobility of UAVs into consideration, the authors in [8] investigated the trajectory planning of the UAV aerial legitimate terminal against malicious jamming to enhance the quality of G2A secure communications. The positions and jamming powers of ground attackers were assumed to be fixed during the flight period, and were empirically estimated by the corresponding statistical values. Then the 3D trajectory was optimized to maximize the achievable throughput over the flight period, and SCA methods were exploited to overcome the non-convexity of the optimization problem. Moreover, the closed-form solution of the optimized 3D deployment of the static UAV aerial legitimate terminal was geometrically derived, which was an asymptotic case of the trajectory design with unlimited UAV speed. It is worth noting that the optimal hovering position for the trajectory design is relatively close to the optimal deployment of the UAV aerial legitimate terminal.

UAV-Aided secure cooperation

The recent research efforts on UAV-aided secure cooperation are provided in this section. According to different roles of UAVs, the specific applications in this scenario can be separately categorized as UAV-enabled mobile relaying and UAV-enabled friendly jamming, which are discussed below.

UAV-enabled Mobile relaying

According to the basic principles of PLS, cooperative relaying can be exploited to achieve the superiority of legitimate channels to wiretap channels, which is critical to improve secrecy capacity. However, the locations of traditional ground relay nodes are time-invariant, which makes it difficult for them to flexibly adapt to the dynamic environment. On the contrary, UAVs can move close to the related nodes for secure communications due to their on-demand mobility when serving as relay nodes, as depicted in Fig. 4. In such scenarios, the quality of legitimate A2G channels can be enhanced while that of wiretap channels may be degraded due to their distinct geometrical locations. As a result, UAV-enabled mobile relaying is promising to further improve secrecy performance.

UAV-enabled mobile relaying was first investigated in [9] to maximize the average achievable secrecy rate by optimizing the transmit power allocation among the flight periods. Then a similar idea was extended in [10] to further include the joint design of dynamic UAV trajectory. It is worth noting that decode-and-forward (DF) mode is adopted in the above works, where UAV mobile relays are promising to approach GBSs for better decoding capability. However, due to their limited velocity, the adopted DF-

mode UAV relays are implicitly required to be equipped with a large buffer to store the decoded messages, which causes significant transmission delay. Instead, amplify-and-forward (AF) mode is an effective choice for UAV-enabled mobile relaying with less processing complexity and transmission delay. Moreover, AF mode is appropriate for untrusted relay scenarios to avoid additional secrecy issues. However, the mobility characteristics of UAVs cannot be fully utilized since retransmission occurs at the adjacent time slot, and the amplified background noise will lead to relative performance loss at high signal-to-noise ratio (SNR) regime compared with DF mode. Above all, the best relaying mode can be different and is highly dependent on the specific application scenario.

Under the scenario where there are multiple mobile UAV relays, the authors in [10] investigated opportunistic relaying in the presence of multiple UAV eavesdroppers. Specifically, the optimal UAV relay was chosen according to the principle of maximizing the end-to-end SNR, which is observed as a random selection from the perspective of eavesdroppers. Considering the wireless backhaul reliability from the GCS to the UAV-transmitter under Nakagami fading conditions, the closed-form expression of SOP was then derived under the assumption that the maximum ratio combining (MRC) was applied among multiple UAV eavesdroppers. However, the significant mobility characteristic of UAV-enabled mobile relaying was not exploited in this work. Except for relay selection, cooperative beamforming is another choice to enhance the quality of equivalent legitimate channels to improve secrecy performance. To our best knowledge, related work on this topic is still missing, which is an open issue for future research.

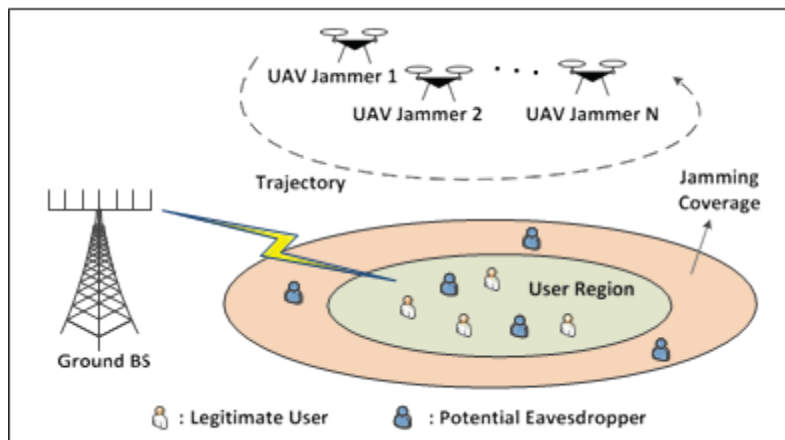


FIGURE 5. UAV-enabled friendly jamming to transmit artificial noise against potential eavesdroppers in a certain area.

UAV-enabled Hybrid Secure Transmission Scheme

Under the scenario involving multiple UAVs for secure communications, different UAVs can be assigned different tasks to provide a hybrid transmission scheme. In [14], UAV-enabled friendly jamming was exploited to assist secure communications between the UAV aerial base station and multiple legitimate ground users. Time-division multiple access (TDMA) was adopted so that one legitimate user was scheduled in each time slot while other unscheduled users were treated as potential eavesdroppers. In such a scenario, the worst case average secrecy rate among legitimate users was maximized, and the optimization problem was solved in an alternating iterative manner. In each iteration, the closed-form expressions of the user scheduling binary integer variables were obtained given fixed transmit powers and trajectories of dual UAVs, and then SCA methods were exploited to deal with the non-convexity of other sub-problems. In [15], a similar idea was investigated in the presence of multiple external ground eavesdroppers. Given the constant transmit power, the collision avoidance constraint was further taken into consideration for the safety of dual UAVs. To deal with the non-convexity caused by the user scheduling binary integer variables, the discrete binary user scheduling constraints were first transformed into the equivalent equality constraints by introducing auxiliary continuous variables. The penalty concave-convex procedure (P-CCCP) method was then exploited to solve the obtained problem by incorporating the corresponding penalty terms into the objective function in a double-loop manner. It has been indicated that this design could be directly extended to the general scenarios where there are multiple UAV-friendly jammers.

Compared to other transmission schemes with a static friendly jammer or base station, Fig. 6 validates the significant secrecy performance improvement brought by hybrid transmission

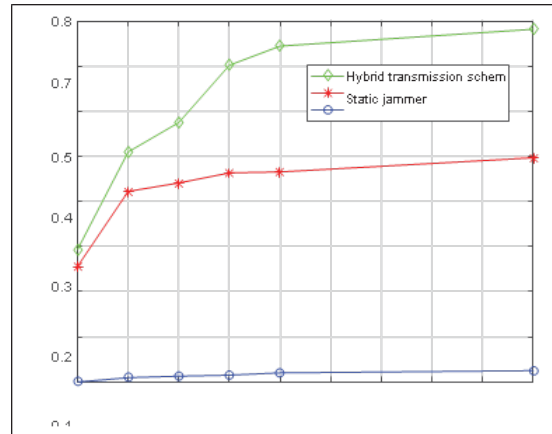


FIGURE 6. The achievable secrecy rate of the scheduled legitimate user against potential internal eavesdropping vs. the flight period of UAV aerial base station and/or UAV-enabled friendly jammer.

The maximum speed of UAV is 10 m/s, the reference SNR at the reference distance $d_0 = 1$ m is 80 dB, and the flying altitude of UAV is set as 50 m. The locations of $K = 4$ users are $\text{Pos} = \{(40, 30), (-30, 20), (-20, 40), (10, -30)\}$. The location of the static friendly jammer or base station is set as $(0, 0)$.

Conclusion

In this article, we have provided an overview of recent research efforts on UAV-involved secure wireless communications. The typical application scenarios have been categorized as UAV-enabled secure communications and UAV-aided secure cooperation according to different roles of UAVs. Then the main design considerations, including 3D position design of static UAVs, trajectory design of mobile UAVs, and transmit power design, have been investigated for secrecy performance enhancement. Finally, we have also provided some valuable research directions on this topic. It is hoped that this overview will lead to more significant and practical research for UAV-involved secure wireless communications in the future.

无人机无线物理层安全通信综述及研究方向

摘要:在即将到来的第五代网络中,小型无人机(UAV)由于其灵活的部署和随需应变的机动性,有望在广泛的通信应用中发挥作用。然而,由于无人机的广播性质和主要的视线通道条件,无人机通信应用的机密性容易受到安全威胁,在这种情况下,物理层安全可用于提高保密性能。另一方面,它也有望利用无人机合作保护安全通信。本文概述了无人机参与的物理层安全通信的最新研究成果。重点研究了根据无人机的不同角色设计安全传输方案,并利用无人机的独特特性对引入的自由度进行优化。本文还提出了今后的研究方向。

引言

无人机(UAV)配备了各种传感器和执行器,如惯性测量单元(IMU)、距离传感器(超声波、红外、激光)、气压计、磁强计、GPS、摄像头和视觉系统,由于其部署灵活、获取和维护成本低、机动性高、和悬停能力[1]。从历史上看,无人机从一开始就被考虑用于军事应用,以执行一些简单但危险的任务,例如监视和攻击敌对目标。此后,人们进一步关注将小型无人机应用于新兴的民用任务,包括航空摄影、紧急搜索和救援、资源勘探、货物运输等。美国联邦航空管理局(FAA)发布了操作规则,以指导飞机重量小于 55 磅、最大高度低于地面 400 英尺的低空小型无人机的工作定义。美国联邦航空局启动了另一个国家项目“无人机集成试点项目”,以探索无人机的扩大使用。由于其独特的特性,无人机也被认为在未来的通信系统中发挥着重要作用[2]。一方面,由于无人机通常被用于在相对较高的高度执行任务,与蜂窝网络中的地面通信信道相比,空对地(A2G)视线(LoS)信道可能具有信道优势,后者受到严重衰落和阴影效应的显著影响。另一方面,由于其按需移动特性,无人机可以灵活部署,这将其位置引入新的自由度(DOF)。因此,中国石油天然气集团公司(CNPC)和第三代无人机(GPP)的有效载荷和非有效载荷控制合作伙伴关系最近可以被划分为不同的通信和非有效载荷。

由于无线环境的开放性,无线通信应用的安全性和隐私性受到了极大的关注。特别是,在视距传播下,无人机无线通信的保密性更具挑战性,这可能为敌对实体提供高质量的 A2G 窃听信道。因此,迫切需要有效的方法来实现无人机的安全通信。传统上,基于密码学的方法通过使用共享密钥来保护安全通信的机密性。然而,无人机的高机动性特点使得相应的密钥管理和分发更具挑战性。此外,无人机与相关地面控制站(GCS)之间需要超可靠、低延迟的通信链路,以支持其双向按需控制,确保无人机的安全高效运行。因此,基于密码学的方法由于处理延迟太大而不合适。此外,基于密码学的方法的一个普遍缺点是,这些方法依赖于计算复杂性,因此无法保证完全保密。如果敌对实体拥有强大的计算设备,这些方法将无效。在这种情况下,物理层安全(PLS)被提出并发展为安全无线通

信的关键补充技术[3]。PLS 的基本思想是利用无线信道的随机性特征，这是无密钥的，因此无人机安全通信有望克服上述缺点。此外，由于保密性能在很大程度上取决于合法信道相对于窃听信道的优势，因此可以利用无人机按需移动提供的额外自由度来保证预期的信道优势，从而提高保密性能。

在这样的背景下，无人机参与的物理层安全无线通信近年来吸引了越来越多的兴趣。一般来说，根据无人机在安全通信中的不同角色，它们可以分为无人机支持的安全通信和无人机辅助的安全合作。具体而言，无人机可被用作前一典型场景的合法收发器，以建立直接通信链路，例如为地面用户提供临时无线连接的空中基站或执行其他特定任务（例如监视）的空中终端。对于后一种典型场景，无人机被用来实现友好中继或干扰，从而协同提高安全通信的保密性能。与现有的传统 PLS 研究相比，最显著的区别是额外的安全自由度已经被引入。

典型的应用场景和主要设计会考虑动作

如上所述，根据无人机在安全通信中的不同角色，典型应用场景基本上可以概括为无人机支持的安全通信和无人机辅助的安全合作。此外，结合两种典型的应用场景，可以得到一种混合安全传输方案。图 1 描述了无人机安全通信的方法。

在第一种典型情况下，无人机可以被用作空中基站，为没有蜂窝基础设施覆盖的地区提供临时连接服务。这可能是由于紧急情况下的自然灾害或用户密集的热点地区的数据流量减少造成的。另一方面，无人机也可以作为空中终端，执行空中监视和视频流等任务。无人机空中终端受相关地面通信系统的控制，通过 CNPC 链路进行自动操作，并愿意与地面基站（GBS）建立数据传输链路进行信息交换。然而，在这两种情况下，由于无线传输的广播性质，无人机通信的保密性容易受到敌对实体的安全威胁。因此，在物理层增强相应的保密性对于上述应用场景至关重要。

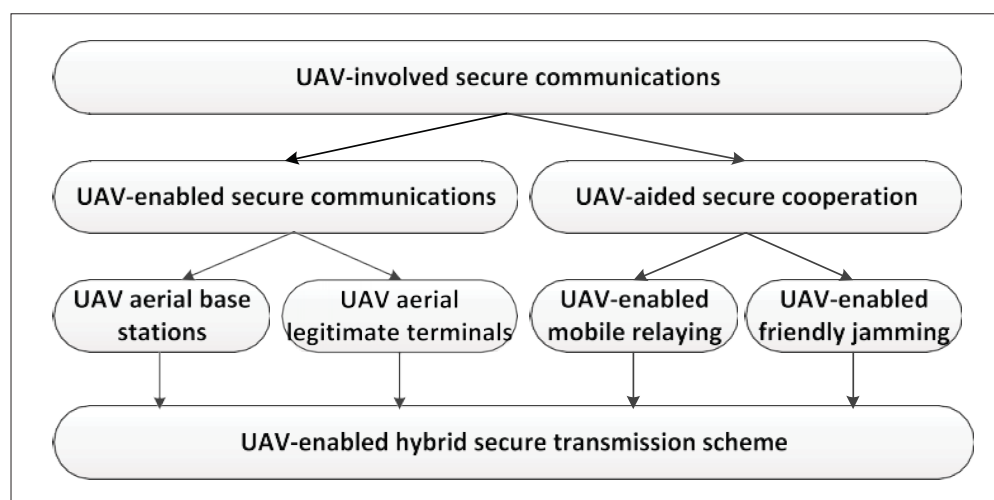


图 1 无人机的具体应用涉及安全通信

为了进一步提高保密性能，无人机辅助安全合作被认为是另一种典型的应用场景，通常可分为无人机支持的移动中继和无人机支持的友好干扰。由于无人机可按需移动，因此可以将其部署为移动中继，以增强动态环境中合法信道的优势，还可以利用主要的视距条件进行无人机友好干扰，从而有效降低窃听信道的质量。因此，根据 PLS 的基本原理，两者都将提高保密能力。

最重要的观察是，无人机的按需移动特性引入了新的安全自由度，包括静态无人机的 3D 位置设计和移动无人机的轨迹设计。与传统的自由度、发射功率设计一起，它们可以被联合利用，以提高无人机相关传输方案在不同典型应用场景下的保密性能。下面讨论这些方面的相应问题。

在涉及静态无人机的安全通信场景下，3D 位置设计将显著影响安全传输的保密性能。为了便于分析，可以通过无人机水平位置和飞行高度的联合设计来确定最佳三维位置。水平位置的设计与合法用户和地面窃听者的分布有关。直观地说，在提供通信服务或合作中继时，无人机应该水平放置在靠近合法用户的位置，远离潜在窃听者，而在提供友好干扰时则相反。另一方面，随着无人机飞行高度的增加，大规模路径损失的影响增强，而视线路径被阻塞的概率降低。因此，最佳飞行高度通常存在于不同的条件下。

由于其按需移动的特点，移动无人机的轨迹设计被进一步考虑用于安全通信。根据 PLS 的基本原理，通过合理的轨道设计，有望增强合法信道相对于窃听信道的优势，有利于提高保密能力。为了便于轨迹设计，通常将周期飞行持续时间离散为多个短时段，并且假设移动无人机在每个时段中近似静止。值得注意的是，应仔细选择每个时段的长度，因为较短的时段将同时导致静态无人机的高近似精度和设计问题的高复杂性。

结合无人机的位置和轨迹，应联合优化功率域自由度，以进一步提高保密性能。在飞行期间，合法信道和窃听信道的质量都是时变的，这会显著影响发射功率设计。一般来说，在无人机涉及安全通信的不同应用场景下，发射功率设计的目的是充分利用合法信道的信道优势，提高保密能力或以机会主义的方式增加信道优势。

基于上述应用场景和主要设计考虑，随后介绍了无人机支持的安全通信和无人机辅助的安全合作的最新研究成果。在此基础上，通过对近期研究成果的综合分析，提出了一些有价值的未来研究方向。

无人机支持的安全通信

在本节中，我们将介绍无人机安全通信的最新研究成果。根据无人机的不同作用，该场景中的具体应用可分别分为无人机空中基站和无人机空中合法终端，将在以下部分讨论。

无人机空中基站

由于其高机动性，无人机可以灵活部署为空中基站，为特定区域提供临时通信服务，如图 2 所示。由于无线传输的广播性质和主要的强服务水平信道，安全传输存在严重的窃听威胁。基于合法用户和潜在窃听者的位置信息，可以利用无人机的按需移动，同时提高合法信道的质量，并尽可能降低窃听信道的质量，从而提高保密性能。

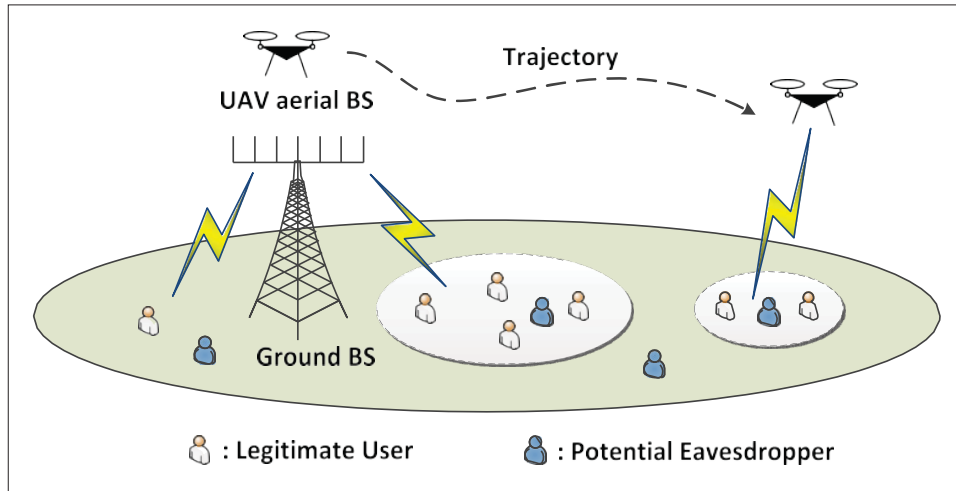


图 2 无人机空中基站为特定区域提供临时安全通信服务

文献[4]首次研究了涉及无人机空中基站的相应问题。假设在视距传播条件下，地面檐口滴管的位置可用，则无人机空中基站的轨迹和发射功率被联合优化，以最大化平均可实现的保密率。图 3 描述了最佳无人机弹道设计以及不同飞行周期的相应可实现保密率。据观察，飞行周期对设计有效轨道的可行性至关重要。如果飞行周期足够大，则采用最优飞行-悬停飞行方案，其中无人机空中基站始终以最大速度飞行以达到最佳位置，然后悬停（对于无最小飞行速度限制的旋转翼无人机），以获得更好的保密性能。

然而，在实践中很难准确估计被动窃听者的实际位置。因此，处理职位不确定性变得更具挑战性。在[6]中，只有地面屋檐-滴管的估计位置可用，其准确位置假定在估计误差有界的区域内。在这种情况下，作者联合优化了轨迹和发射功率，以最大化平均最坏情况保密率。为了有效地解决非凸优化问题，引入 S-过程来处理信道不确定性问题，并利用逐次凸逼近的块坐标下降法（SCA）迭代获得次优解。在不完全位置估计的情况下，所提出的鲁棒传输方案可以显著提高保密性能。

对于静态无人机空中基站，多天线技术有可能通过适当的波束形成设计来增强等效合法信道的优势。在[6]中，作者研究了在 Nakagami-m 衰落环境下，在混合视距/非视距（NLoS）A2G 信道下的毫米波（mmWave）安全传输，并在随机几何框架中考虑了无人机空中基站的 3D 天线增益。为了纳入无人机最小间隔距离要求，采用 *matérn* 核心流程来描述无人机空中基站的位置。此外，一些随机分布的无人机被进一步用作友好干扰机，以提高保密性能，并推导了目标用户平

均保密率的解析表达式。研究表明,虽然合法用户和窃听者的可实现速率都随着无人机空中基站发射功率的增加而增加,但在一定条件下,存在一个使平均保密速率最大化的最佳发射功率。

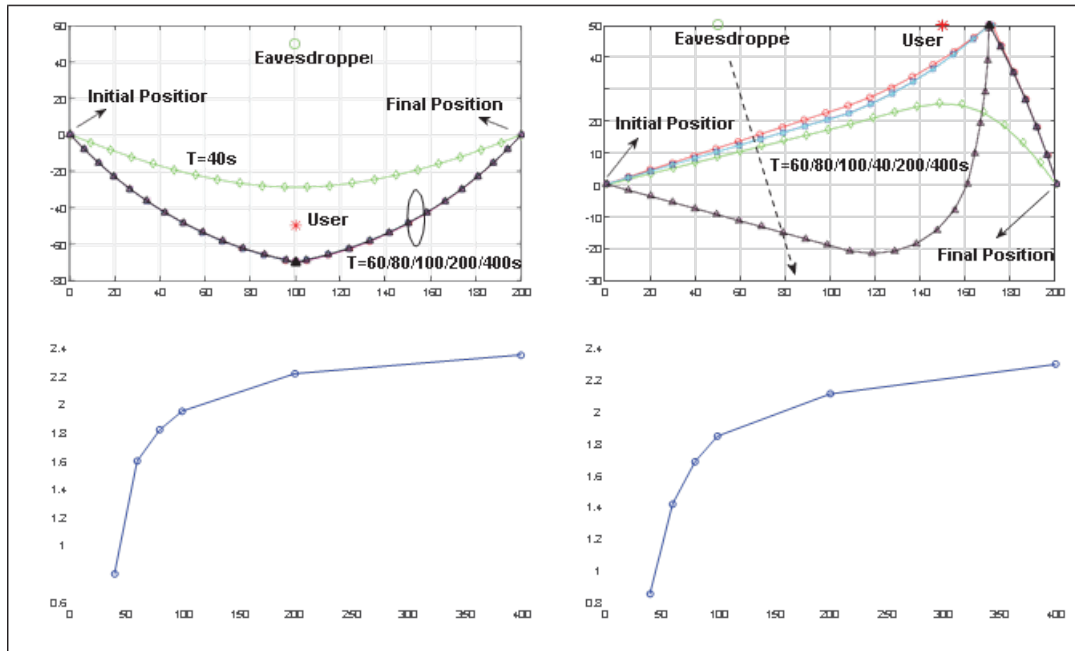


图 3 给出了无人机空中基站在不同飞行周期内的最优轨迹设计,以及针对外部窃听者的相应可实现保密率。无人机的最大速度为 5 米/秒,参考距离 $d_0=1$ 米处的参考信噪比 (SNR) 为 80 分贝,无人机的飞行高度设置为 50 米。

无人机空中合法终端

由于其灵活的部署和高机动性,无人机也被用作空中终端来执行一些特殊任务。由于无人机空中终端通过无线链路在相关地面军事系统的控制下以几乎自动的方式运行,其通信安全是一个关键问题,需要保护。

在[7]中,作者讨论了在全双工地面窃听器存在的情况下,静态无人机合法终端的地对地 (G2A) 安全通信,其中窃听器同时执行窃听和恶意干扰。为了提高保密性能,利用基于零空间的人工噪声来降低窃听信道的质量。在只有窃听者的统计信道状态信息 (CSI) 已知的情况下,推导了传输中断概率和保密中断概率 (SOP) 相结合的混合中断概率。基于解析表达式,通过对分搜索得到最优功率分配策略。可以通过增加发射功率和/或在源处配备更多发射天线来提高保密性能。此外,根据仿真结果,给出了无人机空中合法终端在不同条件下的最佳运行高度。

为了进一步考虑无人机的机动性,作者在[8]中研究了无人机空中合法终端对抗恶意干扰的轨迹规划,以提高 G2A 安全通信的质量。假设地面攻击者的位置和干扰能力在飞行期间是固定的,并通过相应的统计值进行经验估计。然后对 3D 轨迹进行优化,以最大限度地提高飞行期间的吞吐量,并利用 SCA 方法克服优化问题的非凸性。此外,从几何角度推导了静态无人机空中合法终端三维优化

部署的闭式解，这是无人机速度不受限制的轨迹设计的一种渐近情况。值得注意的是，轨迹设计的最佳悬停位置相对接近无人机空中合法终端的最佳部署。

无人机辅助安全合作

本节介绍了无人机辅助安全合作的最新研究成果。根据无人机的不同作用，该场景中的具体应用可分为无人机移动中继和无人机友好干扰，下文将对其进行讨论。

无人机移动中继

根据 PLS 的基本原理，可以利用合作中继来实现合法信道相对于窃听信道的优势，这对于提高保密能力至关重要。然而，传统地面中继节点的位置是时不变的，这使得它们难以灵活地适应动态环境。相反，如图 4 所示，无人机在充当中继节点时可按需移动，因此无人机可以靠近相关节点进行安全通信。在这种情况下，合法 A2G 信道的质量可以提高，而窃听信道的质量可能会因其不同的几何位置而降低。因此，无人机移动中继有望进一步提高保密性能。

在[9]中首次研究了无人机移动中继，通过优化飞行周期之间的发射功率分配，使平均可实现的保密率最大化。然后在[10]中扩展了类似的想法，进一步包括无人机动态弹道的联合设计。值得注意的是，在上述工作中采用了解码转发（DF）模式，无人机移动中继有望接近 GBSs 以获得更好的解码能力。然而，由于速度有限，所采用的 DF 模式无人机继电器隐含地要求配备一个大的缓冲区来存储解码后的信息，这会导致严重的传输延迟。相反，放大转发（AF）模式是无人机移动中继的有效选择，处理复杂度和传输延迟更低。此外，AF 模式适用于不受信任的中继场景，以避免额外的保密问题。然而，由于无人机在相邻时隙发生重传，其机动性特性无法得到充分利用，与测向模式相比，在高信噪比（SNR）情况下，放大的背景噪声将导致相对性能损失。最重要的是，最佳中继模式可能不同，并且高度依赖于特定的应用场景。

在存在多个移动无人机中继的情况下，[10]中的作者研究了多个无人机窃听者存在时的机会主义中继。具体来说，根据最大化端到端信噪比的原则选择最佳无人机中继，这是从窃听者的角度观察到的随机选择。考虑到在 Nakagami-m 衰落条件下从地面军事系统到无人机发射机的无线回程可靠性，在假设多个无人机窃听者之间采用最大比率合并（MRC）的情况下，推导了 SOP 的封闭式表达式。然而，这项工作没有利用无人机移动中继的显著机动性特征。除了中继选择之外，协作波束形成是另一种提高等效合法信道质量以提高保密性能的选择。据我们所知，关于这一主题的相关工作仍然缺失，这是一个有待未来研究的开放问题。

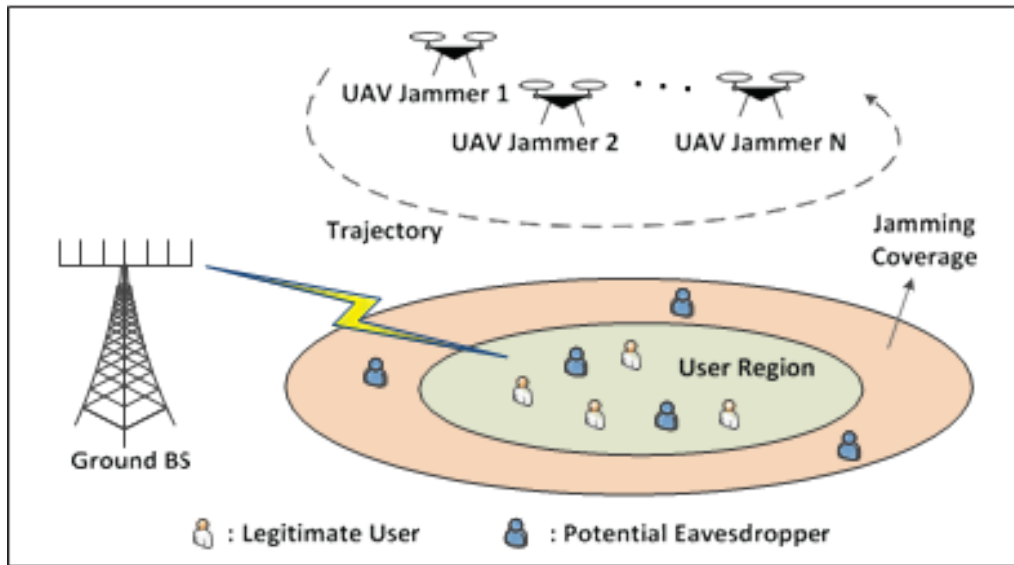


图 5 无人机使友军干扰能够发射人工噪声，对抗特定区域的潜在窃听器

基于无人机的混合安全传输方案

在不同的无人机混合任务方案下，可以为多个无人机分配安全的通信任务。在[14]中，利用无人机支持的友好干扰来帮助无人机空中基站和多个合法地面用户之间的安全通信。采用时分多址（TDMA），每个时隙安排一个合法用户，而其他未安排的用户则被视为潜在窃听器。在这种情况下，合法用户之间的最坏情况平均保密率最大化，并以交替迭代的方式解决优化问题。在每次迭代中，在给定双无人机的固定发射功率和轨迹的情况下，得到用户调度二元整数变量的封闭形式表达式，然后利用 SCA 方法处理其他子问题的非凸性。在[15]中，在存在多个外部地面窃听者的情况下，研究了一个类似的想法。在发射功率不变的情况下，为了保证双无人机的安全性，进一步考虑了防撞约束。为了解决用户调度二元整数变量引起的非凸性问题，通过引入辅助连续变量，将离散二元用户调度约束转化为等价等式约束。然后利用惩罚凹凸过程（P-CCCP）方法将相应的惩罚项以双环方式合并到目标函数中来解决所得到的问题。已经表明，这种设计可以直接扩展到存在多个无人机友好干扰机的一般场景。

与使用静态友好干扰机或基站的其他传输方案相比，图 6 验证了混合传输带来的显著保密性能改进。

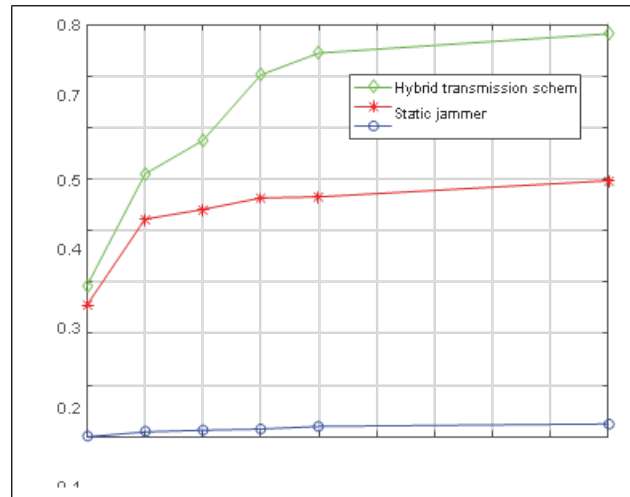


图 6 计划合法用户针对潜在内部窃听的可实现保密率与无人机空中基站和/或无人机友好干扰机的飞行周期。无人机的最大速度为 10 米/秒，参考距离 $d_0=1$ 米处的参考信噪比为 80 分贝，无人机的飞行高度设置为 50 米。 $K=4$ 用户的位置为 $\text{Pos}=\{(40,30), (-30,20), (-20,40), (10,30)\}$ 。静态友好干扰机或基站的位置设置为 $(0,0)$ 。

结论

在本文中，我们概述了无人机涉及安全无线通信的最新研究成果。根据无人机的不同角色，典型应用场景分为无人机支持的安全通信和无人机辅助的安全协作。然后研究了提高保密性能的主要设计考虑因素，包括静态无人机的三维位置设计、移动无人机的轨迹设计和发射功率设计。最后，我们也提供了一些有价值的研究方向。希望这一概述将为未来无人机安全无线通信带来更重要和实用的研究。