

ISSN 2096-5915
CN 10-1565/TJ



无人系统技术

UNMANNED SYSTEMS TECHNOLOGY

主管：中国航天科工集团有限公司 主办：北京海鹰科技情报研究所

无人系统智能与自主技术专刊

特约主编：符文星

特约编辑：张思齐



中国学术期刊网络出版总库（CNKI）收录

万方数据—数字化期刊群收录

超星数字期刊数据库收录

维普网数据库收录

ISSN 2096-5915



2020.6
第3卷 NO.

IEEE ICUS 2020

2020 3rd IEEE International Conference on Unmanned Systems

Unmanned Systems Connecting Future

Nov. 27–28, 2020 China



第三届国际无人系统大会（ICUS 2020）顺利召开

由哈尔滨工业大学、中国指挥与控制学会、美国电气和电子工程师协会（IEEE）联合主办,北京海鹰科技情报研究所《无人系统技术》编辑部、复杂系统控制与智能协同技术重点实验室等联合承办的第三届国际无人系统大会（2020 3rd International Conference on Unmanned Systems, ICUS 2020）于11月27日—28日成功举办。受疫情影响，本次大会以线上直播形式举行。大会受到了广泛关注，其中主论坛在线观看人数突破14000人，多场专题研讨在线观看人数超千人。

大会以“无人系统联通未来”为主题，为全世界的科学家和工程师提供一个学术专业、科技领先的交流平台，展示和分享他们在无人系统、机器人、自动化和智能系统等领域的最新研究成果和创新理念。

本次大会邀请到了荷兰代尔夫特理工大学Javier Alonso Mora教授、英国剑桥大学Amanda Prorok教授、加拿大多伦多大学Hugh H.T. Liu教授、加拿大约克大学Jinjun Shan教授、德国费莱堡大学Abhinav Valada教授、加拿大维多利亚大学Yang Shi教授、英国克兰菲尔德大学Hyo-Sang Shin教授、英国拉夫堡大学Wen-Hua Chen教授、中国东南大学Simone Baldi教授，共计9位来自国内外的无人系统领域顶尖专家学者作大会报告，分享最新学术见解，把握技术发展脉搏，共同探讨交流无人系统的发展。

会议按照“无人机系统自主规划/决策与控制、地面无人系统感知与自主导航控制技术、人工智能与机器人、水下无人系统、多无人系统和有人系统协同控制与互操作、多无人系统智能规划与自主控制、空间无人系统”等专业方向设置12个小组进行分组研讨交流，共计137位学者进行口头报告，79篇论文进行海报集中展示。

大会共收到投稿336篇，经评审委员会严格审查，最终录用216篇，其中评出优秀论文15篇、优秀海报5篇、优秀组织奖8位。本次大会被录用的稿件由IEEE出版，EI检索。



无人系统技术

第3卷第6期 2020年11月

目次

系统综述

智能无人系统发展战略研究	01
水下无人系统智能化关键技术发展现状	12
赵留平, 李环, 王鹏	
图像描述问题发展趋势及应用	25
马倩霞, 李频捷, 宋靖雁, 张涛	
智能制导律研究综述	36
方洋旺, 邓天博, 符文星	

技术研究

全向移动小车编队轨迹跟踪及防碰撞控制系统研究	43
张晓峰, 于登秀, 冯喆, 徐浩	
基于流体扰动算法与深度神经网络的无人机自适应路径规划	50
王延祥, 王宏伦, 吴健发, 伦岳斌	
无人车地面目标识别及其优化技术研究	59
张洵颖, 赵晓冬, 裴茹霞, 张丽娜	
基于局部相对定位的空地子母机器人自主收放引导系统与技术研究	68
狄春雷, 于利, 潘思, 谷丰, 何玉庆	
飞机导航系统中多套惯导融合方案仿真分析研究	79
白俊强, 昌敏, 汪辉, 郭彬, 刘成茂	

前沿动态分析

浅析美军马赛克战作战概念及启示	92
郭行, 符文星, 闫杰	

无人系统智能与自主技术是无人系统平台、人工智能和智能控制的深度融合,是支撑无人系统未来发展的核心领域之一。为深入探讨无人系统智能与自主相关技术,本刊特邀请西北工业大学符文星教授担任专刊主编,推出“无人系统智能与自主技术”专刊。专刊收录文章10篇,内容涉及无人系统智能平台与协同技术、自主学习与进化技术、自主导航与控制技术、自主决策与规划技术、自主组网与通讯技术等技术研究。希望借助本次专刊,共同探讨无人系统智能与自主技术领域的最新研究成果,为相关领域的专家学者、企业的研究工作、技术决策提供参考,推动无人系统智能与自主技术领域的进一步发展。



Unmanned Systems Technology

Vol.3 No.6 2020

Contents

Systematic Review

Research on The Development Strategy of Intelligent Unmanned System	01
Development of Key Technologies for Intelligent Unmanned Underwater System	12
ZHAO Liuping, LI Huan, WANG Peng	
The Development Trends and Applications of Image Caption	25
MA Qianxia, LI Pinjie, SONG Jingyan, ZHANG Tao	
An Overview on the Intelligent Guidance Law	36
FANG Yangwang, DENG Tianbo, FU Wenxing	

Technical Study

Trajectory Tracking by Mecanum Wheeled Omnidirectional Vehicles in Formation with Collision Avoidance	43
ZHANG Xiaofeng, YV Dengxiu, FENG Zhe, XU Hao	
Adaptive Path Planning for UAV Based on Interfered Fluid Algorithm and Deep Neural Network	50
WANG Yanxiang, WANG Honglun, WU Jianfa, LUN Yuebin	
Research on Ground Target Recognition and Optimization Technology of Unmanned Vehicle ...	59
ZHANG Xunying, ZHAO Xiaodong, PEI Ruxia, ZHANG Lina	
Research on Autonomous Take-Off and Landing Guidance System of Air-Ground Marsupial Robot Based on Local Relative Positioning	68
DI Chunlei, YU Li, PAN Si, GU Feng, HE Yuqing	
Simulation Study and Analysis on the Multi-Inertial Navigation Fusion Scheme in Aircraft Navigation System	79
BAI Junqiang, CHANG Min, WANG Hui, GUO Bin, LIU Chengmao	

Frontier Dynamic Analysis

Analysis and Inspiration of the U.S. Force's Concept of Mosaic Warfare	92
GUO Hang, FU Wenxing, YAN Jie	

[引用格式] 智能无人系统发展战略研究[J]. 无人系统技术, 2020, 3(6):1-11.

智能无人系统发展战略研究

摘 要: 聚焦我国发展智能无人系统的重大需求, 分析了国内外智能无人系统技术发展现状并充分预见其对人类社会发展的巨大影响, 提出了智能无人系统定义、分类和分级、社会属性等观点, 归纳总结了智能无人系统基础科学问题和共性关键技术, 指出智能无人系统是人工智能与实体经济结合的重要应用领域、智能社会的重要支撑、国防现代化的重要趋势。为实现我国智能无人系统科学技术2025年达到世界先进水平、2035年整体达到世界领先水平的目标, 从技术、产业两个角度制定了我国智能无人系统的发展路线图和重点攻关方向, 最后从社会科学、自然科学、工程技术和产业等领域为我国智能无人系统发展提供了专业化、建设性、切实可行的咨询建议。

关键词: 智能无人系统; 智能自主; 智能社会; 智能无人作战; 发展路线图

中图分类号: F423/E818

文献标识码: A

文章编号: 2096-5915(2020)06-01-11

Research on The Development Strategy of Intelligent Unmanned System

Abstract: The major needs of the development of intelligent unmanned system in China is focused on, the development status of intelligent unmanned system technology at home and abroad is analyzed and its great impact on the development of human society is fully foreseen. The definition, classification, classification and social attributes of intelligent unmanned system are put forward and the basic scientific problems and common key technologies of intelligent unmanned system are summarized. It is pointed out that intelligent unmanned system is an important application field of the combination of artificial intelligence and real economy, an important support of intelligent society, and an important trend of national defense modernization. In order to achieve the goal that China's intelligent unmanned system science and technology will reach the world's advanced level in 2025 and the world's leading level in 2035, the development roadmap and key research directions of China's intelligent unmanned system are proposed from the perspectives of technology and industry. Consequently, professional, constructive and practical suggestions are provided from the fields of social science, natural science, engineering technology and industry to guide the development of China's intelligent unmanned system.

Key words: Intelligent Unmanned System; Intelligence and Autonomy; Intelligent Society; Intelligent Unmanned Combat; Development Roadmap

1 引 言

世界智能无人系统科技和产业迅速发展,在军用领域和民用领域均展现巨大的社会应用价值和发展潜力,整体行业呈现出爆发式增长态势。智能无人系统将机械化、电气化、信息化、智能化集成融合为一体,将人类认识世界、改造世界、利用世界的能力提高到一个新的历史高度,推动生产方式、生活方式、作战模式、社会文化、社会治理等发生深刻、甚至颠覆性的变革。智能无人系统是人工智能

与实体经济深度融合的重要应用领域、智能社会的重要支撑、国防现代化的重要趋势,对经济发展、社会进步、民生改善和国家安全具有重大作用。

智能无人系统总体上还处于发展初期阶段,发展中还会面临技术、市场、应用、政策等一系列挑战,仍需要在发展过程中应对解决,从而促进智能无人系统健康发展。世界各主要大国均制定相关的法律法规、行动计划、发展路线图等引导智能无人系统持续高速发展,我国智能无人系统的健康、稳定、快速发展同样具有强烈的顶层设计需求。

“智能无人系统发展战略研究”项目面向我国发展智能无人系统的重大需求,提出了智能无人系统定义、分类和分级、社会属性,分析了国内外智能无人系统技术发展现状并充分预见其对人类社会发展的巨大影响,明确了智能无人系统对现有法律道德体系的影响和冲击。为实现我国智能无人系统技术2025年达到世界先进水平、2035年整体达到世界领先水平的目标,项目将整体目标分解成科学技术、产业、社会服务、国防军事、法律法规等领域的具体目标,并提出了实现该目标的智能无人系统技术发展路线图和产业发展路线图。最终,该项目作为我国智能无人系统发展战略的顶层设计,给政府决策者提供了科学技术、产业规划、军民融合、法律法规方面的具体举措建议。

2 智能无人系统概述

近年来,人工智能、大数据、云计算等一系列前沿热点科技发展迅猛,有力推动了无人系统发展,催生智能无人系统的出现。其中,无人驾驶汽车、无人机等智能无人系统产业发展迅猛,市场规模呈现爆发式增长态势,展现出巨大的商业价值和发展潜力。彩虹无人攻击机(如图1)、猛狮无人侦察车等智能无人武器装备和无人机蜂群、忠诚僚机(如图2)等智能无人作战概念的出现均表明,智能无人系统同样具有巨大的军事国防价值。



图1 国产彩虹系列攻击无人机

Fig. 1 Domestic attack UAV of Rainbow series

2.1 定义

智能无人系统作为新兴事物,目前尚无统一的定义。项目组从智能无人系统社会学、军事应用、民事应用角度均开展了深入研究并提出相关定义。

在此基础上,结合钱学森先生对“系统”定义的描述,项目组进而提出“无人系统”和“智能无人系统”定义。

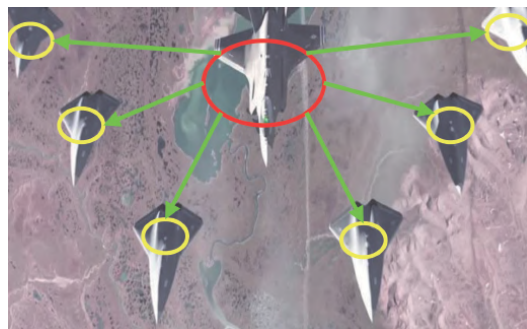


图2 美军忠诚僚机作战概念

Fig. 2 U. S. forces' concept of loyal wingman combat

系统:由相互作用、相互依赖的若干个部分组合而成的、具有特定功能的有机整体(钱学森)。

无人系统:由无人平台及若干辅助部分组成,包含自主完成预定任务能力的有机整体。

智能无人系统:智能无人系统是由无人平台及若干辅助部分组成,具有感知、交互和学习能力,并且能够基于知识进行自主推理、自主决策,从而达成目标的有机整体。

智能无人系统的特征主要体现为四个方面:

(1) 结构特征:由无人平台及若干个辅助部分组成,强调无人平台是结构主体;

(2) 信息特征:信息感知与交互,强调系统获取信息、交互信息的基本能力;

(3) 智能特征:基于知识的学习、推理及决策的能力,知识是基础、学习推理是智慧、自主决策是能力;

(4) 社会特征:智能无人系统在主体地位、法律人格、权利享有、“刑事责任”等方面具有显著的社会属性。

2.2 分类和分级

智能无人系统应用广泛、种类繁多,涉及信息科学、脑科学、计算机科学等多个门类,以及工业、农业、服务业等多个领域。从应用领域角度来讲,智能无人系统可分为军用、民用智能无人系统。其中,军用智能无人系统按照物理空间可进一步划分为空间、空中、陆地、海洋军用智能无人系统;民用智能无人系统按照产业应用又可进一步划分为生

产类、服务类、特殊类民用智能无人系统。

根据无人系统的自主能力,其可分为初级、中级、高级、超级四个等级,其中:

初级:具有基本的感知和交互、执行能力;

中级:具有自主的感知和交互,学习、推理和决策以及执行能力;

高级:具有自主的感知和交互,推理和决策以及执行能力,且能够通过学习不断提高推理和决策能力;

超级:除具有自主的感知和交互,学习、推理和决策以及执行能力外,具有独立的、自主的意识和认知。

根据无人系统自主能力分级,当且仅当无人系统具有中级及以上的自主能力,才能成为智能无人系统。

2.3 社会属性

智能无人系统广泛应用于社会生活,在为人类生活带来极大便利的同时,也面临着法律法规、伦理道德等一系列问题。在法律主体地位、法律人格、权力享有等方面,现有的伦理道德和法律体系无法有效应对智能无人系统的影响和冲击。智能无人系统的社会属性主要包含以下几个方面:

社会地位:由于智能无人系统既不具备真正主体的特性,而又超出了普通工具的范畴,因而其仅具有介于真正主体和非主体之间的准主体社会地位。

道德属性:在无法成为真正道德主体的前提下,界定智能无人系统道德主体范围或者道德接受者地位。

权利享有:正常情况下,智能无人系统应该拥有的保持生命体或系统正常运行、有限自由、被尊重等权利。

责任归属:采用混合责任体系,智能无人系统所有相关人员,如设计者、生产方、监管人员、销售方、使用者都需要和智能无人系统共同承担责任。

隐私保护:坚持智能无人系统发展与个人隐私保护相平衡。

2.4 基础科学问题和共性关键技术

围绕提升我国智能无人系统竞争力的迫切需求,未来智能无人系统以基础科学问题为核心,以感知、交互与认知,学习、推理与决策,群体性,有

人/无人协同,安全,新型材料与能源,智能无人系统安全,智能人机共融社会治理等为重点研究内容,形成开放兼容、探索最前沿科学问题的局面。同时促进多学科交叉发展和促进智能无人系统学科群的发展。

智能无人系统科技和产业的应用领域广泛,涉及到多领域、多类型的学科深度交叉融合,其中基础科学问题可归结为图3中的七个方面。

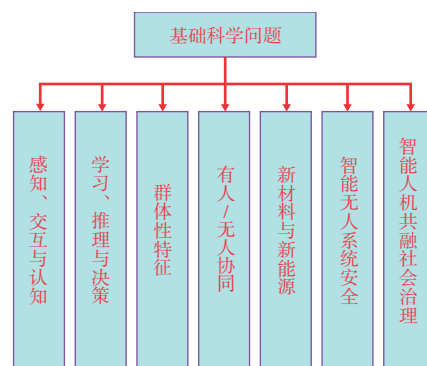


图3 智能无人系统基础科学问题

Fig. 3 The basic scientific problems of intelligent unmanned system

在人工智能、互联网、大数据、云计算等前沿技术的有力推动下,各领域无人系统向着智能化方向快速发展。综合智能无人系统在军事、民事领域的广泛应用,智能无人系统的共性关键技术可分为图4中的五个方面。

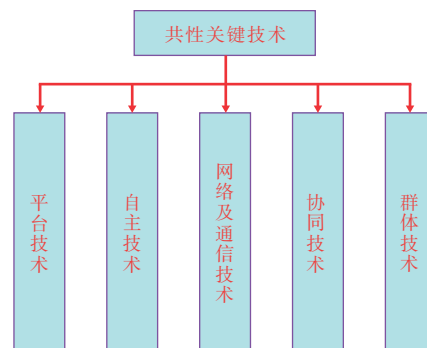


图4 智能无人系统共性关键技术

Fig. 4 The common key technologies of intelligent unmanned system

2.5 产业构成

智能无人系统产业主要由核心产业、带动产业和基础设施三部分构成。核心产业是指以智能无

人系统核心关键技术为支撑,或者以智能无人装备及其关键零部件、子系统为核心的产业;带动产业是指传统产业的智能化、无人化升级改造,以智能无人系统支撑的社会经济应用和智能无人军事装备;基础设施是指支撑智能无人系统运行的网络、大数据、高性能计算等公共基础设施,各行业应用必备的基础设施。

3 智能无人系统的发展现状与趋势

3.1 国外智能无人系统发展现状

3.1.1 相关政策及行动计划

为推动智能无人系统产业发展,许多国家对自动驾驶汽车、无人机、机器人等重点行业制定了一系列的政策措施和行动计划,辅助智能无人系统产业健康、快速发展。例如,在自动驾驶汽车行业,2016年美国《联邦自动驾驶汽车政策指南》、2017年美国《自动驾驶法案》、2017年德国《德国交通法案》等;在无人机行业,2018年美国《无人机系统标准化路线图(1.0版)》等;在机器人行业,2014年英国《机器人和自主系统战略2020》、2015年日本《机器人新战略》、2016年美国《2016年美国机器人路线图》等。

3.1.2 国外军用智能无人系统发展现状

世界各主要国家大力发展各领域军用智能无人系统并加速推进实战化,美国整体科技水平和作战能力世界领先。美国研发X47B(如图5)、大狗机器人等大量智能无人武器装备,并提出忠诚僚机、马赛克战等先进智能无人作战概念。



图5 美军X47B舰载无人战斗机

Fig. 5 U. S. forces' shipborne UAV X47B

3.1.3 国外民用智能无人系统发展现状

美国已出现多款智能无人农业耕作设备,日本

农用机器人、以色列智能无人滴灌系统、智能温室系统发展迅速。国外无人驾驶汽车行业发展迅猛,谷歌已生产上百辆无人驾驶汽车(如图6),自动驾驶里程累计数百万英里。IBM公司开发的Watson已广泛涵盖医疗影像、体外检测、智能医疗机器人等领域。



图6 谷歌无人驾驶汽车

Fig. 6 Google Self-Driving-Car

3.2 国内智能无人系统发展现状

3.2.1 相关政策及行动计划

我国智能无人系统种类繁多,各类型智能无人系统发展参差不齐,并面临着法律法规、政策标准、行业规范等问题。为引导我国智能无人系统健康、稳定、快速发展,有关部门已出台相关实施方案、标准指南等,法律法规和标准规范体系正逐步完善。例如,在自动驾驶汽车行业,2016年《智能网联汽车公共道路适应性验证规范》、2018年《车联网(智能网联汽车)产业发展行动计划》等;在无人机行业,2017年《无人驾驶航空器飞行管理规定》、2018年《无人驾驶航空器飞行管理暂行条例(征求意见稿)》等;在机器人行业,2016年《机器人产业发展规划(2016—2020年)》等。

3.2.2 国内军用智能无人系统发展现状

我国军用智能无人系统的发展起步较晚,但是近年来发展迅速,已研发翼龙无人机、猛狮无人侦察车、JARI无人作战艇(如图7)等多种智能无人武器装备,部分领域处于世界先进水平。

3.2.3 国内民用智能无人系统发展现状

我国智能无人系统产业发展催生“无人经济”的新模式,在广泛的产业和应用领域内展现出巨大的经济价值和发展潜力,可概括为三个方面:首先,我国无人机市场需求旺盛,呈爆发式增长态势,近年来年复合增长率达到60%(如图8),显著高于世

界平均年复合增长率;其次,我国无人驾驶汽车发展迅速,其销量有望达到全球第一,未来市场价值可能成为世界第一;再次,我国已成为全球第一大工业机器人市场并持续增长,各类工业机器人广泛应用于社会生产、人民生活等领域。



图7 国产JARI无人作战艇

Fig. 7 Domestic unmanned combat ship JARI

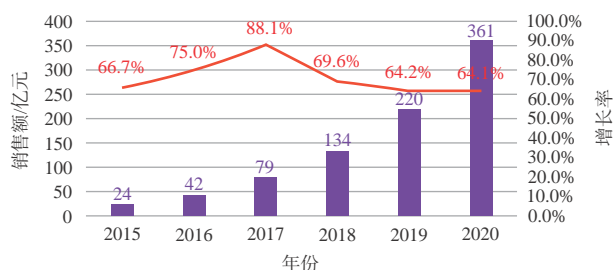


图8 2015—2020年我国民用无人机市场规模及增长率

Fig. 8 Market scale and growth rate of civil UAV in China during 2015—2020

3.3 国内外智能无人系统现状分析

3.3.1 科技领域分析

在智能无人系统科技领域,我国整体上与世界先进水平仍有一定差距,但在某些单项技术方面存在亮点。

在平台技术方面,我国整体落后于美国等先进国家,科技含量有待提高,例如全球超过2万种的传感器产品,我国仅能生产其中的约1/3;在智能和自主技术方面,计算机视觉等单项技术有优势,但基础研究与技术开发存在差距;在网络与通信技术方面,5G通讯等单项技术有亮点,但缺乏整体技术创新体系的发展。

3.3.2 产业领域分析

牛津大学研究报告提出“国家人工智能潜力指数(Artificial Intelligence Potential Index, AIPI)”,中

国产业生态位居世界第二,但得分仅为美国四分之一,整体表现出“量大而不强”的现象:首先,产业碎片化、低水平重复居多,产业链不健全,尚未形成体系;其次,产业发展不均衡,基础研究薄弱,部分核心关键零部件不能自主保障。但是,就整体而言,国内市场需求旺盛、产业整体成长性好,处于良性增长态势,发展潜力巨大。

3.3.3 社会服务领域分析

我国社会服务保障体系尚不够完整,智能化、无人化水平有待提高,主要体现在:我国智慧教育产业不发达,智能无人系统的发展和应用有助于推动教育资源均衡化、公平化;我国智能诊疗技术的准确度、可靠性有待提高;我国养老服务的智能化、无人化水平不高,难以满足人民需求。

3.3.4 国防军事领域分析

在国防军事方面,我国智能无人系统发展与国外的差距主要体现在智能无人作战顶层规划、智能无人装备体系和军用智能无人系统核心关键技术三个方面。

首先,在军事顶层设计、统筹规划层面,我国跟随式发展明显,自主创新能力不足,智能无人作战发展规划不清晰。目前,美军已公布八个版本的无人系统发展综合路线图,而我军顶层设计层面仍有欠缺。

其次,在现有装备体系层面,我国装备体系不健全,存在短板或空白,中高端装备有待发展。而且各领域智能无人装备发展不均衡,军用无人机、军用无人车发展相对较快,而军用无人船/艇、军用潜航器以及空间军用无人机系统发展相对落后。

再次,在军用核心关键技术层面,我国军用装备的基础支撑型技术落后,军用装备智能自主能力有待提升。动力技术、芯片技术等传统“卡脖子”技术仍然存在,制约军用智能无人装备快速发展。

3.3.5 社会伦理及法律法规领域分析

目前,国内外均对智能无人系统的社会伦理、法律法规研究存在欠缺和空白,主要表现为:首先,现有伦理道德和法律体系无法准确、合理界定智能无人系统的社会地位;其次,现有法律体系无法准确、合理明确智能无人系统的权力享有资格和范围;再次,现有法律体系无法准确、合理划分智能无人系统造成的事故责任;最后,现有伦理道德和法

律体系无法合理、有效地保护智能社会的公民隐私。

3.4 智能无人系统发展趋势

从宏观角度来讲,智能无人系统向着智能化、无人化和群体化方向发展。首先,随着人工智能、大数据、云计算等热点技术的迅猛发展,智能无人系统的智能自主能力不断提升;其次,随着智能无人系统的应用领域不断推广,应用程度不断深化,智能无人系统即将取代传统由人主导的重复性、劳动型岗位,逐步取代决策性、智力性工作;再次,智能无人系统将由个体智能向着群体智能方向发展,表现出更加复杂的群体性行为。

3.4.1 科技领域发展趋势

根据智能无人系统的共性关键技术,其在科技领域的发展趋势主要从平台技术、自主技术、网络及通信技术、协同技术和群体技术方面来表征。

首先,在平台技术方面,智能无人系统平台向着系列化、模块化、通用化、标准化方向发展;其次,在自主技术方面,智能自主程度稳步提升,感知、信息交互智能化发展,学习、推理与决策更加高度自主,个体智能逐渐向多体、群体智能方向发展;然后,网络及通信向灵活、高速、可靠方向发展,网络拓扑更加开放、灵活、可扩展,网络安全抗干扰、可恢复能力不断增强,网络通讯更加快速可靠;再次,协同技术向人机多体协同方向发展,人机交互方式更加高效、灵活、直接,协同样式由同构群体发展为多人异构群体,人机协同向着人机融合方向演变;最后,群体技术由理论研究逐渐推向实际应用,群体协同形式由主从式向分布式发展,组织规模由小规模向中大规模发展。此外,5G 通讯、量子计算、新材料等颠覆性技术支撑、赋能、推动智能无人系统发展。

3.4.2 产业领域发展趋势

智能无人系统产业市场规模迅速扩大,同时市场潜力依旧巨大。

在核心产业方面,智能无人系统与人工智能等新兴产业高度融合,相互支撑,成为人工智能与实体经济深度融合的重要领域;在带动产业方面,智能无人系统带动和牵引汽车、航空、航天、航海、军事装备以及传统制造业等升级改造,拓展智能无人新领域;在基础设施方面,智能无人系统成为未来

各类基础设施建设的重要特征和方向,充分发挥基础设施效能。

3.4.3 社会服务领域发展趋势

社会服务体系逐渐完善,智能化、无人化水平显著提高。在教育行业,智能无人系统与教育融合度不断加深,智慧课堂、线上教育发展迅速;在医疗行业,智能无人医疗所涵盖的领域不断扩大,智慧医疗技术发展迅猛,精准化、智能化趋势明显;在养老行业,智能无人系统得到广泛应用,智能呼叫中心、智能无人监护、养老物联网等不断涌现。

3.4.4 国防军事领域发展趋势

未来战争将向着深度信息化、智能无人化、网络体系化方向发展,智能无人系统将成为未来战场的重要角色。目前,战争形态正由机械化向信息化方向发展,在智能无人系统的有力推动下,未来战争形态将向智能无人化方向发展;作战形式由单体向集群、有人/无人协同方向发展,逐渐形成全自主作战体系;智能无人系统扩大战场空间,使战场范围向着人类无法适应的空间不断延伸;智能无人系统决策作用将逐渐加强,人类角色将转化为选择策略并辅助执行者。

3.4.5 社会伦理及法律法规领域发展趋势

智能无人系统对现有道德伦理体系产生了深刻的影响和冲击,智能无人系统的健康、快速、稳定发展亟需健全完善的法律法规体系保障。未来针对智能无人系统法律主体地位、社会伦理、责任归属、权力享有等问题的研究将逐渐深化和实用化;智能无人系统的立法工作逐步推进,逐渐形成法律法规体系,保障人类安全和智能无人系统发展及推广应用。

4 智能无人系统发展战略需求

智能无人系统是实现“十九大”现代化目标的重要途径,它能够极大地解放发展生产力,催生新的生产模式。同时,智能无人系统是提高人民生活水平、打破中等收入陷阱的重要抓手。

4.1 社会进步、民生改善的需求

智能无人系统的迅速发展和广泛应用能够显著推动社会进步,提高社会公共服务质量,提升人民生活幸福度,因此我国社会进步和民生改善对智能无人系统的发展提出了强烈需求。

首先,发展智能无人系统是社会治理现代化的迫切需求,未来智能无人社会的现代化治理依赖于智能无人系统的科技进步和广泛应用。

其次,发展智能无人系统是优化社会劳动力、提高社会生产效率的现实需求。智能无人系统生产能够有效应对人口老龄化等社会问题,优化社会生产力结构,提高生产效率。

再次,发展智能无人系统是人民对幸福美好生活向往的强烈需求。智能家居等服务类智能无人系统在社会生活中的深入广泛应用能够显著提升人民生活品质,改善民生质量。

4.2 国民经济现代化的需求

在我国GDP增长率下行压力下,智能无人系统产业保持高速、稳定增长(如图9),成为我国经济发展新动能,未来有望发展成为我国经济新的增长极。智能无人系统强力推动国民经济发展,促进我国工业、农业、服务业现代化。

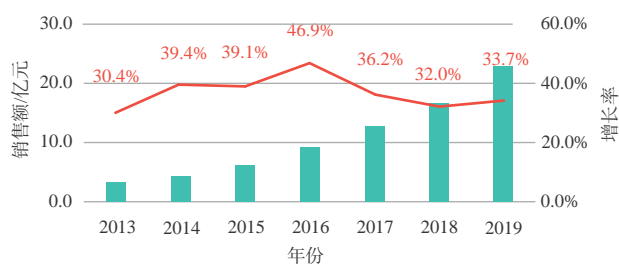


图9 2013—2019年我国服务机器人销售额及增长率变化趋势

Fig. 9 The trend of sales and growth rate of service robots in China during 2013—2019

4.3 国防和军事现代化的需求

智能无人作战理论和装备将不断改变战场规则,形成不对称战争优势。复杂的国际形势和我国严峻的周边局势对先进的作战理论和高性能武器装备提出了非常迫切的需求。

首先,发展智能无人系统是维护国家战略安全、推动军事科技创新和高质量发展的迫切需求,军用智能无人系统是完成新时代国防现代化发展的重要抓手。

其次,发展智能无人系统是未来智能无人化作战样式创新的必然需求,军用智能无人系统是未来无人化、智能化战场的必备装备。

再次,发展智能无人系统是先进、高效能智能

无人武器装备的强烈需求,军用智能无人系统将引领未来世界先进、高效能武器装备发展。

5 智能无人系统的发展战略

5.1 智能无人系统发展的指导思想

智能无人系统的发展既要满足我国重大国家战略需求,又要遵循事物发展的客观规律。经过项目研究,提出智能无人系统发展应遵守“1个贯彻”“2个服务”“3个理念”的指导思想,其中:“1个贯彻”是指深入贯彻党的十九大精神及中央部署;“2个服务”是指服务国民经济现代化和国防军事现代化;“3个理念”是指绿色发展、自主创新、军民融合。

5.2 智能无人系统发展目标

5.2.1 2025年我国智能无人系统发展目标

到2025年,我国智能无人系统发展应达到世界先进水平。根据细分领域特点,各领域的发展目标可以分解为:

科技领域:初步建立智能无人系统科技创新体系,自主性研究实现重要进展,平台、通信技术取得突破;

产业领域:初步建立战略性新兴产业体系,相关产业规模达到5~7万亿元;

社会服务领域:初步建立智能无人社会服务体系,基本实现校园“智慧化”建设,医院诊疗智能无人化达到30%~50%,积极推进智慧养老系统;

国防军事领域:初步建立军用智能无人作战体系;完成集侦察、指挥、打击的通用智能无人武器装备研制,实现基本作战任务的智能化、无人化;

法律法规领域:初步建立智能无人系统法律法规、伦理规范和政策体系,满足国家战略发展需求。

5.2.2 2035年我国智能无人系统发展目标

到2035年,我国智能无人系统发展应达到整体世界领先水平。根据细分领域特点,各领域的发展目标可以分解为:

科技领域:全面建立成熟、完善的智能无人系统科技创新体系,全面支撑国民经济和国防现代化建设;

产业领域:形成智能无人系统支柱性产业,带动产业规模达到20万亿元;

社会服务领域:全面建立智能无人社会服务体系,完成教育、医疗和养老的智慧化、无人化建设;

国防军事领域:全面建立军用智能无人作战体系;形成面向空、天、地、海等领域的智能无人武器装备序列,全面实现作战智能化、无人化;

法律法规领域:全面建成面向未来智能社会的法律法规、伦理规范和政策体系,满足我国社会主义现代化建设的要求。

5.3 智能无人系统技术发展路线图

5.3.1 平台技术

为实现2025年智能无人系统发展目标,平台技术应建立通用化、模块化、系列化、标准化的智能无人平台技术基本框架。此时,需重点布局的关键技术为功能模块化技术、通用架构设计技术、传感器等基础元器件技术。

为实现2035年智能无人系统发展目标,平台技术应全面建立通用化、模块化、系列化、标准化的智能无人平台技术创新体系。此时,需重点布局的关键技术为互操作技术、一体化设计技术、智能传感器等基础元器件技术。

5.3.2 自主性技术

为实现我国智能无人系统发展目标,自主性技术的发展路线图如图10所示。

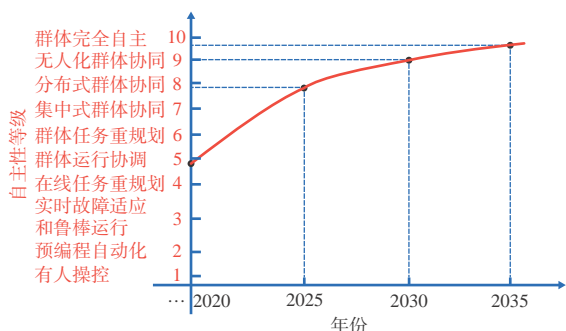


图10 智能无人系统自主性技术发展路线图

Fig. 10 Development roadmap of autonomous technology for intelligent unmanned system

到2025年,智能无人系统自主性技术达到7~8级,也即集中式群体协同至分布式群体协同之间。此阶段需重点布局的关键技术为人机交互技术,群体感知技术,主从、分布式协同技术。

到2035年,智能无人系统自主性技术达到9~10级,也即无人化群体协同至群体完全自主之间。此阶段需重点布局的关键技术为群体决策技术、群体演化技术等。

5.3.3 网络及通信技术

为实现2025年智能无人系统发展目标,网络及通信技术应建立面向智能无人系统的网络及通信技术基本框架。此时,需重点布局的关键技术为通用开放式网络架构设计技术,强适应性、高可靠性通信技术。

为实现2035年智能无人系统发展目标,网络及通信技术应全面建立面向智能无人系统的网络及通信技术创新体系。此时,需重点布局的关键技术为自适应、可恢复网络技术,弹性通信技术。

5.4 智能无人系统产业发展路线图

为实现2025年智能无人系统产业5~7万亿市场规模的发展目标,其核心产业、带动产业和基础设施的发展路线分别为:

核心产业方面:无人驾驶汽车、无人机、机器人成为市场热点,智能无人系统军事装备会批量入驻部队,芯片、传感器、操控系统等智能无人系统关键零部件产业链基本形成。预计核心产业规模1.1万亿。

带动产业方面:智能无人系统与汽车、交通运输、装备制造、能源开采与冶炼、农业等各类规模产业相结合,催生智能无人系统新产业方向。与教育、医疗、公共安全、健康养老、金融、政务等社会服务高度融合,智能无人化经济逐步成形。预计带动产业规模1.7万亿。

基础设施方面:处在国家适度超前的“新基建”背景下,与智能无人系统密切相关的基础设施产业规模达3.5万亿元。

为实现2035年智能无人系统产业20万亿市场规模的发展目标,其核心产业、带动产业和基础设施的发展路线分别为:

核心产业方面:无人驾驶汽车、无人机、机器人等智能无人系统产业规模位居世界首位,智能无人系统所需的高端芯片、传感器核心零部件等自主保障且形成规模产业,基础数据库、核心工业软件、云计算平台等实现自主配套;智能无人系统成为主战装备并成建制、大规模地部署,其性能与规模处于世界先进水平。预计核心产业规模4.5万亿。

带动产业方面:智能无人系统与先进制造业的电子信息、汽车、智能家电、航空航天、机器人、船舶、智能制造、高端装备等产业加速融合,智能无人

系统带动产业占比位居先进制造业首位。智能无人系统融入经济社会,成为引领型的国家级支柱产业。预计带动产业规模4.7万亿。

基础设施方面:各类基础设施形成体系,与智能无人系统基本同步发展。预计与智能无人系统密切相关的基础设施产业规模10万亿元。

5.5 智能无人系统发展与军民融合

智能无人系统是实践军民融合理论的重要应用领域,军民融合是推动智能无人系统健康、稳定、快速发展的重要手段。针对不同类型或领域的智能无人系统发展,军民融合的应用方式也有所区别。

面向重大军用智能无人系统研发的国家主导、先军优军、军民一体方式,充分发挥国家顶层统筹发展作用,构建智能战争设计牵引创新体系,夯实军用智能无人系统发展基础;

面向智能无人系统科技与产业发展的以民为主、以民带军、掩军于民方式,充分肯定民营经济在智能无人系统技术与产业发展中的重要地位,编制智能无人系统军民融合深度发展战略规划,加大军民融合政策支持力度,建立军民融合创新发展协同平台。

6 智能无人系统发展的对策和建议

6.1 成立国家级智能无人系统专家委员会

由发改委牵头,教育部、工信部、国防部等相关部委参与,领导统筹各领域智能无人系统的共性发展,成立国家级智能无人系统专家委员会,顶层设计并整体规划智能无人系统发展,为相关扶持政策和发展规划提供专业咨询意见。

瞄准我国在2035年基本实现现代化的宏伟目标,针对我国目前各领域无人系统无序、不均衡、不规范发展的现实情况,国家级的智能无人系统专家委员会能够充分掌握我国各领域智能无人系统发展现状,精准掌握全球智能无人系统发展趋势,进而基于我国国情和具体军事、民事情况,对智能无人系统发展进行顶层设计与整体规划。

同时,对各领域智能无人系统的共性发展进行宏观、有序、合理地统筹规划能够充分发挥我国社会主义制度的优越性,集中力量办大事,有效减少社会资源的铺张浪费,便于各领域智能无人系统形

成协调统一的发展框架,进而共同实现各领域智能无人系统的协调绿色发展。

再次,智能无人系统专家委员会作为我国智能无人系统发展顶层设计的智囊团,融合了我国智能无人系统领域的顶级智慧,有充足能力牵引我国智能无人系统的共性发展,为我国智能无人系统未来发展需制定的政策、发展规划等提供专业化、建设性、切实管用的咨询建议。

6.2 设立智能无人系统科技领域重大专项

在当下智能无人系统的快速发展期,我国应抓住此关键发展机遇,实现智能赋能并促进军事实战化应用和民用产业化发展。以重大科技专项的方式推动智能无人系统核心关键技术不断取得突破,具体举措建议如下:

制定军用智能无人系统指导意见和行动指南,建立相关标准体系、制定综合发展路线图,充分发挥国家顶层统筹作用;

面向社会广泛征集未来战争和作战环境的想法与创意,创新军用智能无人系统作战概念,构建智能战争设计牵引创新体系;

面向未来军用、民用智能无人系统的发展趋势预测,适时设立智能无人系统装备与技术发展的科技专项,以重大应用牵引相关领域的科学技术群协调发展,牵引研发条件建设和人才培养,夯实军用、民用智能无人系统发展基础。

6.3 将智能无人系统产业列入战略性新兴产业

战略新兴产业是以重大技术突破和重大发展需求为基础,对经济社会全局和长远发展具有重大引领带动作用,知识技术密集、物质资源消耗少、成长潜力大、综合效益好的产业。目前,智能无人系统产业依托于先进科技的突破性进步,正处于蓬勃发展期,建议将其列入战略新兴产业。

首先,智能无人系统的迅猛发展依托于人工智能、大数据、云计算等新兴前沿热点科技的突破性进步,人工智能技术已经成为世界各国竞相发展的热点关键领域。

其次,智能无人系统既具有重大的军事应用价值,又对经济社会全局和长远发展具有重大引领带动作用。

再次,智能无人系统能够优化社会资源配置,显著减少社会物质资源消耗,有效提升社会公共服

务质量和人民生活水平。

最后,目前的人工智能技术仍处于发展初期,距离深度融入社会行业和人民生活还有一定距离。

因此,智能无人系统产业符合战略性新兴产业的一系列特征,推动智能无人系统产业发展的具体举措建议如下:

鼓励社会民营资本投资和兴办智能无人系统领域的高新技术企业,并从优惠税制、帮助融资以及优惠贷款等方面优化优惠政策建设,从区域倾斜转向技术倾斜和产业倾斜;

加强科研能力、生产能力、应用能力以及人才特区建设,保障民用智能无人系统产业健康、长期、可持续发展;

打造两到三个国家级民用智能无人系统产业特区,构建民用智能无人系统应用示范工程,引导我国民用智能无人系统发展方向;

6.4 将智能无人系统设立为军民融合的示范领域

为实现我国智能无人系统军民融合深度发展的战略构想,建议将智能无人系统纳入国家战略性新兴产业和军民融合深度发展的重点方向,在国家层面加强智能无人系统军民融合的宏观统筹、科技创新、产业布局和发展环境建设,推进智能无人系统领域的技术、人才、资本、设施、信息和管理等要素交融渗透和一体共用,到2035年建成世界一流、军民一体的智能无人系统产业体系。具体举措建议如下:

制定一系列政策,指导、引导民间资本投入军用智能无人系统研发,产生共性、公平的竞争机制,降低民营企业参与的门槛和壁垒;

在军用融合产业发展方面,打破军品和民品生产应用固有的界限,推动建立统一的军民生产制造体系;

针对智能无人系统产业的军民共性领域,大力推进智能无人系统军民融合科技创新,设立智能无人系统军民融合示范区。

6.5 通过示范工程推动智能无人系统发展和应用

智能无人系统在社会深入应用推动了教育模式的改革和创新,它通过先进的科技手段为教育现代化提供了丰富的发展途径和改革思路。智能医疗对于改善民生、提高我国公共服务水平具有重要的意义。2020年的新冠肺炎疫情充分暴露了我

国在公共卫生安全方面的巨大问题,为我国社会治理现代化敲响了警钟。近年来,智能无人系统在社会各个行业领域的应用逐渐深入,与人民的生活也日益密切。无接触配送、无人零售、智能安防等成为智能无人系统与社会治理和公共安全的重要结合点。因此,通过建立示范工程能够快速推动智能无人系统发展和应用,具体举措建议如下:

通过建立教育示范项目推动智慧教育发展,着重推进网络教学、无人教学等教学模式的发展,注重人才创新能力的培养,并充分利用网络传递使得优质教育教学资源大众化;

通过建立智慧医疗等示范项目推动智能医疗发展,推广优质的医疗资源大众化,保障优质医疗诊断精准化,促进医疗用药精细化;

通过建立智能无人系统货运等项目推动社会治理现代化,有效防范公共卫生安全风险,提高社会公共服务效率。

6.6 推动智能无人系统法律法规、行业规范、标准体系建设

健全、完善的法律法规体系能够为智能无人系统的发展保驾护航,法律法规、行业规范、标准体系方面的建设必须沉着、快速应对智能无人系统这一新兴事物的猛烈冲击。快速、合理、适度超前的法律法规体系建设能够促进智能无人系统的推广与应用,而迟钝、保守、滞后的法律法规体系建设将显著阻碍智能无人系统的发展。在此方面,具体举措建议如下:

在道德伦理方面,加强道德主体建设,成立“伦理委员会”,推进并逐步建立起智能无人系统的准主体地位;

在法制建设方面,界定智能无人系统的法律地位,明确智能无人系统的法律责任归属和权力享有并建立保险制度,制定智能无人系统的数据隐私保护制度;

在社会应用方面,加快智能无人系统社会应用行业规范、标准、条例或制度的制定,规范无人机、无人车等的社会应用。

7 结束语

智能无人系统是人工智能与实体经济深度融合的重要应用领域、智能社会的重要支撑、国防现

代化的重要趋势,对经济发展、社会进步、民生改善和国家安全具有重大作用。智能无人系统不仅展现出巨大的社会价值和发展潜力,同时对社会发展产生显著的影响和冲击,对其发展战略的研究必将是漫长、持续的过程,有赖于国内专家学者群策群力,继续为国家顶层发展战略的制定贡献力量!

智能无人系统总体上还处于发展初期阶段,智能化是无人系统的重要发展方向。智能无人系统科技和产业的发展应始终处于自主可控的状态下,研究虽无禁区、应用要有底线,这个底线就是智能无人系统的发展不能影响,更不能危害人类的生存、发展和尊严。

参 考 文 献

- [1] 国务院. 新一代人工智能发展规划(国发[2017]35号)[R], 北京: 国务院, 2017.
- [2] 工业和信息化部. 促进新一代人工智能产业发展三年行动计划(2018—2020年)(工信部科[2017]315号)[R], 北京: 工业和信息化部, 2017.
- [3] 习近平. 习近平在2018年10月31日中共中央政治局《人工智能发展现状和趋势》第九次集体学习中的讲话[R], 北京: 中共中央政治局, 2018.
- [4] 习近平. 习近平在2018年10月15日中央军民融合发展委员会第二次会议的讲话[R], 北京: 中央军民融合发展委员会, 2018.
- [5] 中国科学院. 2019中国硬科技发展白皮书[R], 北京: 中国科学院, 2019.
- [6] 中共中央委员会. 中共中央关于坚持和完善中国特色社会主义制度、推进国家治理体系和治理能力现代化若干重大问题的决定[R], 北京: 中共中央委员会, 2019.
- [7] 工信部. 关于促进和规范民用无人机制造业发展的指导意见[R], 北京: 工业和信息化部, 2017.
- [8] 工业和信息化部. 机器人产业发展规划(2016—2020年)[R], 北京: 工业和信息化部, 2016.
- [9] 前瞻产业研究院. 2020—2025年中国无人驾驶汽车行业市场前景调查及投融资战略研究报告[R], 北京: 前瞻产业研究院, 2019.
- [10] 德勤科技. 全球人工智能发展白皮书[R], 深圳: 德勤科技, 2019.
- [11] 中国商业数据网. 2017—2021年中国无人驾驶汽车行业深度调研及投资前景预测报告[R], 上海: 中国商业数据网,

2016.

- [12] United States Department of Defense. Unmanned System Integrated Roadmap 2017–2042 [R], Washington: United States Department of Defense, 2018.
- [13] 李磊, 王彤, 蒋琪. 从美军2042年无人系统路线图看无人系统关键技术发展动向[J]. 无人系统技术, 2018, 1(4): 79–84.
- [14] 张思齐, 沈钧戈, 郭行, 等. 智能无人系统改变未来[J]. 无人系统技术, 2018, 1(3): 1–7.
- [15] 李风雷, 卢昊, 宋闯, 等. 智能化战争与无人系统技术的发展[J]. 无人系统技术, 2018, 1(2): 14–23.
- [16] 符文星, 郭行, 闫杰. 智能无人飞行器技术发展趋势综述[J]. 无人系统技术, 2019, 2(4): 31–37.
- [17] 孙金芳, 杜俊杰, 肖书杰, 等. 合理分析世界军事科技发展趋势及重要影响[J]. 中国高新区, 2018(1): 276.
- [18] 孔净, 高跃群. 世界军事科技发展趋势及重要影响[J]. 政工学刊, 2017(5): 82–83.
- [19] 昂海松. 无人机系统概念和关键技术[J]. 无人系统技术, 2018, 1(1): 66–71.
- [20] 王越超, 刘金国. 无人系统的自主性评价方法[J]. 科学通报, 2012, 57(15): 1290–1299.
- [21] 张涛, 李清, 张长水, 等. 智能无人自主系统的发展趋势[J]. 无人系统技术, 2018, 1(1): 11–22.
- [22] 许彪, 张宇, 王超. 美军无人系统蜂群技术发展现状与趋势分析[J]. 飞航导弹, 2018(3): 36–39.
- [23] 陈杰, 辛斌. 有人/无人系统自主协同的关键科学问题[J]. 中国科学: 信息科学, 2018, 48(9): 1270–1274.

项目及作者简介:

“智能无人系统发展战略研究”是中国工程院2018年重点咨询项目, 由徐德民院士和唐长红院士任负责人, 西北工业大学为项目依托单位, 研究期限2018–01–01至2020–06–30。项目聚焦国家对于发展智能无人系统的重大需求, 以建设和谐、高效和美好的未来智能社会为愿景, 以我国智能无人系统2025年达到世界先进水平、2035年整体达到世界领先水平为目标, 系统研究智能无人系统发展及社会应用所面临的社会科学、自然科学和工程技术、产业发展等各方面问题, 为我国智能无人系统发展提供专业化、建设性、切实管用的咨询建议。



郭 行(1990–), 男, 博士, 助理研究员, 主要研究方向为智能飞行器路径规划、制导控制。本文通讯作者。

[引用格式] 赵留平, 李环, 王鹏. 水下无人系统智能化关键技术发展现状[J]. 无人系统技术, 2020, 3(6):12-24.

水下无人系统智能化关键技术发展现状

赵留平¹, 李环², 王鹏³

(1. 海军装备部驻武汉地区第二军事代表室, 武汉 430064; 2. 中国舰船研究设计中心, 武汉 430064;
3. 西北工业大学航海学院, 西安 710072)

摘要: 水下无人系统是目前探索、开发和利用海洋资源的主要装备之一, 也是现代海军装备的重要组成部分。随着应用需求的增加以及人工智能技术的发展, 水下无人系统的智能化逐渐成为该领域的研究热点。针对水下无人系统智能化的水下通信、智能集群以及水下智能仿生等关键技术, 回顾当前发展现状, 指出当前水下无人系统智能化亟待突破的大容量/远距离条件下的高速率/高灵敏度信息传输、水下仿生机器人智能驱动与控制、大规模协同及复杂海况下控制理论等技术难点。并对未来水下无人系统智能化的研究方向做出提高水下通信效率、加强智能化等级及开发更先进材料的展望。本研究将为智能化水下无人系统的发展提供参考依据。

关键词: 水下无人系统; 智能化; 水下通信技术; 集群技术; 水下仿生技术

中图分类号: TJ630.1; TP242.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-5915(2020)06-12-13

Development of Key Technologies for Intelligent Unmanned Underwater System

ZHAO Liuping¹, LI Huan², WANG Peng³

(1. Second Military Representative Office, Naval Equipment Department, Wuhan 430064, China;
2. China Ship Research and Design Center, Wuhan 430064, China;
3. School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Unmanned Underwater System (UUS) is the main equipment to explore, exploit and utilize the marine resources, and it is also an important part of modern naval equipment. With the increasing demands in application and the rapid development of artificial intelligence technology, the intelligent UUS gradually becomes a research hotspot. The key technologies of the intelligent UUS, such as underwater communication technology, intelligent cluster technology and underwater intelligent bionic technology, are focused on. And current development status is reviewed. Then, this paper points out the technical difficulties that need to be tackled, including: High-speed and high-sensitivity transmission under large-capacity and long-distance conditions; intelligent driving and control of underwater bionic robots; large-scale coordination and control theory under complex sea conditions. Besides, the future research direction of intelligent UUS is predicted, such as improving the efficiency of underwater communication, strengthening the intelligence level of UUS and developing advanced materials. The research content will provide a reference for the development of intelligent UUS in the future.

Key words: Unmanned Underwater System; Intelligence; Underwater Communication Technology; Cluster Technology; Underwater Bionics Technology

1 引言

水下无人系统(Unmanned Underwater System, UUS)是各类无人水下航行器(Unmanned Underwater Vehicle, UUV)、水下无人作战平台及其所必要的控制设备、网络和人员的总称。在民用领域,UUS可进行深海数据收集、资源勘探、深海救援等;在军事领域,UUS也可进行情报收集、水下侦查、作战打击和后勤支援等^[1],因此水下无人系统具有重要研究价值。

近年来,随着国家海洋强国战略的实施,人们对海洋资源的开发利用需求不断加大。UUS虽然可以代替人执行一些“枯燥的、恶劣的和危险的”水下任务,但执行任务过程智能化程度仍处于较低水平。随着人工智能技术的迅速发展,智能化的设备已经逐渐应用到了各个领域。对于水下无人系统来说,智能化更是未来发展的重要趋势。

通过分析发现,水下无人系统智能化涉及水下通信、智能集群以及水下智能仿生等关键技术。

水下通信技术是实现智能化的关键因素之一,水下控制、数据通信、图像传输以及协同作战的配合都离不开水下通信的基础保障。传输速率、传输干扰、传输距离等因素都为水下通信的核心技术难点,也是实现智能化、集群化、协同化作战模式的跨越式发展前提,对水下无人智能化领域应用的广度、深度、可靠性与经济性有着深远影响。

单一个体作业存在局限性,未来智能化发展也必然是集群协同作战。集群系统可利用单体自主性实现集体决策以及群体级稳态,能够突破个体的单一性和局限性完成个体无法独自完成的任务;同时具有高度可扩展性和稳定性,所以集群系统有着较强的鲁棒性和灵活性,符合未来发展的需求。

水生生物经过自然的优劣选择具有极强的灵活性和适应性,采用智能驱动材料模仿或借鉴水生生物的结构以及运动方式,实现环境感知和自主学习、人机交互、动力控制和通讯系统等功能,增加其智能性、机动性、可靠性和安全性等,对未来水下智能发展具有重要意义。

通信是交互的基础,集群是协同的关键,仿生是发展的趋势。本文总结了以上技术的发展现状,并分析了这些技术未来的发展趋势。

2 水下通信技术

安全可靠的高速数据传输通信是UUS智能化、集群化、协同作战的关键技术,是水下控制、数据通信和图像传输的重要保障。通过通信系统将UUS组网,是解决特定问题的有效途径。构建多元化通信网络体系,发展传输距离远、速率大、容量高、可靠性高的传输手段,实现UUS多平台间的数据共享,是未来水下通信技术的发展方向。本节对当前的水下通信方式进行介绍,并对新型跨介质通信技术的发展进行展望。

2.1 水声通信技术

电磁波信号在海水中快速衰减,在水下的传输距离非常有限。水声通信技术因其通信距离远、可靠性高等优点被广泛应用。世界上第一个具有实际应用意义的水声通信系统是美国海军水声实验室于1945年研制的水下电话,该系统采用单边带调制技术实现潜艇之间的通信。水声通信系统最初采用模拟调制方式,如伍兹霍尔海洋研究所在20世纪50年代末研制的调频水声通信系统,实现了水底到水面船只的通信。我国的660型通信声纳采用单边带调制技术,实现了语音通信。

20世纪70年代以来,随着信号处理技术的迅速发展,数字调制技术开始应用到水声通信系统中。与模拟通信相比,数字通信可以利用纠错编码技术提高数据传输的可靠性,对时域和频域上的信道畸变进行相应的补偿,且抗干扰性强。早期的数字水声与通信系统大多采用非相干调制方式,其中频移键控(Frequency-Shift Keying, FSK)调制方式最为常用。1981年,美国麻省理工学院和伍兹霍尔海洋研究所联合开发了数字声遥测系统,该系统利用多进制频移键控技术实现在200 m左右距离上进行数据率为1.2 kbps的水声通信^[2]。

20世纪80年代,相干调制技术被引入水声通信中。与非相干技术相比,其带宽利用率提高了一个数量级。研究人员开展了相移键控(Phase-Shift Keying, PSK)和正交振幅调制(Quadrature Amplitude Modulation, QAM)的相关研究。首先是在深海垂直信道、近距离水平信道等相位比较稳定的水声信道上进行;直到20世纪90年代,相干调制技术在中远程浅海水平信道中的应用才得到较快发展。具有

里程碑意义的是在相干接收机中使用了决策反馈均衡器和二阶锁相环,实现了数据率为1 kbps、通信距离90 km的相干PSK通信。20世纪90年代,美国Scripps海洋研究所提出了单载波相干通信技术^[3]。

20世纪90年代至今,学者们在提高通信速率和对抗信道衰落与起伏方面进行了大量的研究。90年代中后期,正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)技术被应用于水声通信,OFDM技术能够有效对抗由信道多径时延引起的时间弥散,并且各个子信道在频域上相互重叠,大大地提高了频谱利用率。美国麻省理工学院等单位开展了多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)技术的研究^[4],MIMO技术采用多发多收结构,不仅能够满足多用户同时通信,还可以扩充信道容量,显著提高了通信速率和系统可靠性。

近几十年来,随着电子技术的迅速发展以及在海洋开发利用的迫切需求下,水声通信技术水平取得长足进步。水声通信技术未来的发展趋势是提高通信速率、通信距离和信道利用率,为高速率水下通信应用提供技术支撑;进一步提高通信可靠性,归纳信道多途结构特性与时空变规律;进一步提高通信系统鲁棒性并降低误码率。

2.2 水下激光通信技术

1963年,Sullivan和Duntley等研究发现海水中存在一个蓝绿光的透光窗口^[5],为水下激光通信的研究指明了发展方向。20世纪70年代至80年代中期,美国完成了水下激光通信技术方案的设计,并完成了原理验证性实验,证实蓝绿激光在浑浊海水中能够进行通信。80年代中期至90年代,美国研究重点集中在信号的调制/解调、“海水信道”的物理模型和编/解码技术等方面,期间完成了空-地、星-地以及极地长距离通信链路的试验验证^[5-7]。2008年,美国Hanson等首次在实验室实现了传输速率高达1 Gb/s的水下光通信^[8]。2010年,美国麻省理工学院的Heather开发了基于超亮蓝色LED的发射器系统和基于蓝色增强光电二极管的接收器系统,该系统在13 m的传输距离上传输速率可达3 Mbps^[9]。2018年,俄罗斯Kirillov等设计的实时水下光通信系统传输速率达到100 Mbps,误码率不超

过 10^{-7} ,传输距离可达数10 m^[10]。2014年,姚灿设计了基于开关键控(ON-OFF Keying, OOK)调制的水下实时光通信系统,该系统在串口速率为9600 bps时,传输距离可达27 m^[11]。2018年王培林等采用448 nm蓝光作为光源,实现了25 Mbps传输速率,10 m传输距离的低成本OOK水下光通信系统^[12]。

水下激光通信具有传输码率高、安全性高、抗干扰性强、传输延迟短等优点,但距离实用化还有一定距离。激光与海水中物质间相互作用会产生复杂效应。海水中的水分子、浮游植物和岩屑会不同程度地对激光产生吸收效应和散射效应,限制信号的传输距离及性能;海水介质折射率的变化,会使水下激光通信信道表现出湍流效应^[13],强湍流效应会导致通信系统能力恶化。水下激光通信传输需要直线对准,具有极强的方向性,通信时必须知道目标的大致位置,通信距离较短。

未来对水下激光通信的需求应当是高保密、高速率、低时延、大容量的。水下激光通信的发展趋势包括:在保证传输性能的基础上添加有效的加密算法,发展安全性更高的水下激光通信系统;结合水声通信与激光通信的优点,发展混合声光通信系统;提高通信容量和速率,发展实时水下激光通信系统。

2.3 水下-空中跨介质通信技术

借助水下无人平台、水面浮标、岸基等通信资源,通过节点间的相互通信,构建多平台、网络化的通信系统,从而实现UUS海空天三位一体协同工作。其中,水声组网通信技术、水下中继水声通信技术和水下-水面-空中一体化中继通信技术亟待突破。由于通信节点的网络覆盖范围是有限的,限制了通信距离和灵活性,促使新型跨介质通信技术的发展,如水下中微子通信^[14]、引力波通信^[15]和水下量子通信^[16]等技术等。

中微子具有极强的穿透能力,高能中微子束穿过地球后,其衰减不足千分之一,满足深海任意深度的通信需求。中微子通信是利用中微子粒子作为载体的通信技术^[17],具有通信容量大、抗干扰能力强、保密性好等优点。1984年美国一艘核潜艇做环球潜行时,采用了中微子通信技术。1998年6月,日本科学家首次发现了中微子振荡的确切证

据。随后,研究人员对中微子振荡以及探测器进行了大量试验研究,为水下中微子通信提供了理论依据。近几年,美国开展了中微子相关的通信试验,试验结果表明,进行中微子通信须借助类似粒子加速器的大型设备,技术要求复杂。

引力波是一种以光速传播的横波,具有很强的穿透力,没有任何物质能够阻挡引力波的传播。引力波在水中传播时,能量被损耗一半时的传输距离为 1029 km,引力波的能量与其振动频率的 6 次方成正比,通过加快物质的振动频率可提高发射能量,进一步扩大引力波的通信距离。由于引力波较为微弱,对其探测存在困难。目前引力波探测主要基于迈克尔逊激光干涉仪,研究人员已开展相关探测实验^[18-20]。理论上可以采用任何频率的引力波进行通信,但对于极低频率几乎无法探测。研究人员在极低频和低频引力波探测技术上开展了大量的研究,随着探测技术的发展,水下引力波通信将是水下通信的最好选择之一。

量子通信利用量子相干叠加、纠缠效应进行信息传递,具有抗干扰性强、保密性强和隐蔽性好等优点^[21]。量子不确定原理和未知量子的不可克隆定理,这两个性质使得量子通信具有天然安全性,满足军事通信的基本要求。陆地上量子通信已经实现了 144 km 的信息传输。2014 年 4 月,Shi 等发表研究报告,认为短距离的水下量子通信是可能的,并计算得出水下量子通信系统在清澈海水中最远传输距离为 125 m^[22]。嵇玲开展了单光子极化量子态和纠缠光子在海水中的传输和保持特性相关实验研究^[23]。2017 年 8 月,上海交通大学金贤敏团队成功进行了首个海水量子通信实验,首次通过实验验证了量子通信在水下应用的可行性。水下量子通信对于保证信息安全,提高信息传输准确性具有很高的价值,但目前水下量子通信距离较短,无法实现水下远距离通信,且量子制备及测量技术还不成熟。

水下-空中跨介质通信技术的关键是研究空中和水下一体化通信方式和能力。目前,中微子通信、引力波通信和量子通信等新兴通信技术性能优异,发展前景广阔。但对于这些技术的研究与探索尚处于初期阶段,进入实际应用仍有很长的路要走。当前,水下无线通信还面临着水中通信距离

短、容量小,传输速度低,无法完全实现实时通信等问题。将通信技术组合化,如结合水声通信的长传输距离优势和水下激光通信的高传输速率的优势,可以实现通信性能的倍增;将通信方式网络化,能够在局部位置快速形成通信网络,实现实时的信息交互。随着信息技术的发展和研究的深入,水下通信技术将逐步发展,为水下军事斗争和资源开发提供强有力的通信保障。

3 水下集群技术

随着 UUV 技术日渐成熟,其所面临的任务难度和复杂度也有很大提升,单一 UUV 在大范围内作业的时效性、鲁棒性和灵活性等方面表现出明显不足。因此,多 UUV 以集群(Swarm)的形式互相协作执行任务成为了 UUV 群体智能化发展的必然趋势。本节探讨影响 UUV 集群个体能力与整体效能的关键技术问题,为其将来的发展提供参考。

3.1 集群优化技术

集群优化是集群系统的核心技术,其通过合理控制每个 UUV 的活动,使 UUV 间能够相互联系并合作,使任务执行时间最少或能耗最小,从而将集群的优势最大化。该技术根据不同任务的客观条件提炼出优化数学模型,随后将适合的智能算法引入,并根据不同的海洋环境对算法进行一定的改进,以实现集群智能控制。现阶段,在 UUV 集群的路径跟踪^[24-25]、编队控制^[26]和协同围捕^[27-28]等问题上都有着大量的应用。如在协同搜寻任务上将问题定义为目标被发现最大概率,并引入海底地形环境,对群 UUV 运动加以约束。利用贝叶斯网络算法求解,得到如图 1 所示的搜寻路径。类似地,在协同围捕的任务中,定义了以最短狩猎时间为目标的优化模型,并将避障机制引入蚁群算法进行求解,围捕过程如图 2 所示。此外,受自然界群体行为的启发,很多智能控制算法被应用于 UUV 的集群控制,比较常用的算法有:人工势场法^[29]、蚁群算法^[30-31]、粒子群算法^[32]和强化学习等方法^[33-36]。其中,人工势场法为经典的算法,其将 UUV 附近的威胁或障碍视为斥力场,将任务目标作为引力场,进而实现集群的无避碰控制。该方法求解效率较高,但容易陷入局部最优。蚁群和粒子群算法属于启发式方法,即模拟自然界中存在的群体行为,并应

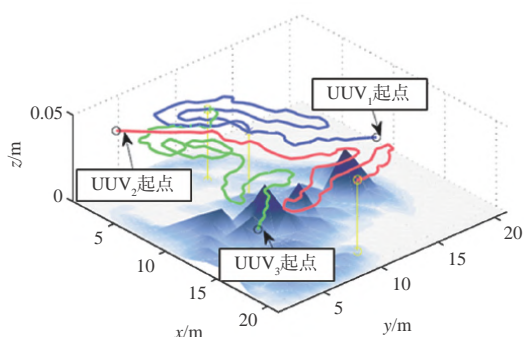


图1 UUV集群协同追踪路径

Fig. 1 Cluster collaborative tracking path of UUV

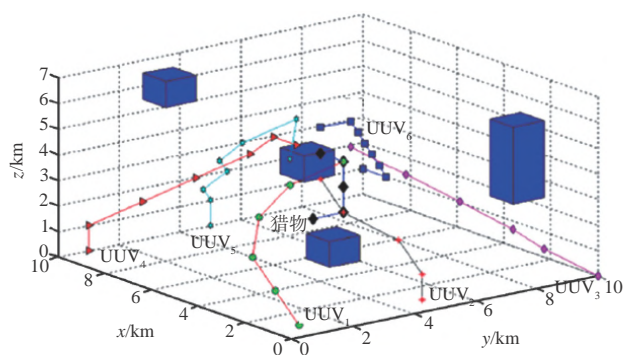


图2 UUV集群智能围捕

Fig. 2 Cluster intelligence seizing of UUV

用至集群的协同控制。具体地,蚁群算法,是模拟蚁群社会中蚂蚁之间的分工合作机制,来有效地解决UUV协同多任务分配问题;粒子群算法,是通过分析鸟类觅食过程中的鸟群飞行方式,来解决复杂环境下的多无人机编队重构控制问题。启发式方法实现简单,编码容易,在大多数情况下能够找到全局最优解,然而这类方法通常需要大量的函数迭代,优化效率较低。强化学习法利用大量的先前任务数据建立人工神经网络模型,以便在UUV集群任务中预测各UUV的行为并制定合作策略,以实现最优的集群决策。该方法可以实现UUV间的自主博弈与独立决策,具有广阔的应用前景。但这类方法在任务开始前需要大量的真实数据来构建神经网络模型,导致耗费大量的人力物力,并且预测行为常常存在误差和不确定性,影响集群决策。强化学习法目前处于起步阶段,相信随着人工智能的发展,神经网络技术的进步,所需的先前数据会变少,预测行为的精度会提高,强化学习法也将更具竞争力。

然而,由于海底复杂环境和恶劣通信条件的限制,很多算法不能直接被移植到UUV集群应用中。因此,现有智能算法在海洋环境的应用以及适用UUV集群的新智能控制算法的开发仍是未来UUV集群控制技术的关键所在。

3.2 集群任务规划

集群任务规划是指根据所执行任务的具体要求以及可用UUV类型和数量、必经路径点等约束条件,利用水下环境、UUV功能性能、目标属性特点等基础数据,对任务执行过程中各UUV的工作状态和使用方式进行规划,如规划任务配置、开关机时间、侦察/发射角度、参数设置等。研究高效率协同多任务规划方法是提升UUV集群效能的重要途径,具有重要的理论和实际意义。UUV集群任务规划技术起步相对较晚且十分复杂^[37-38],目前的研究主要是改进多无人机任务分层规划(Hierarchical Planning)的方法^[39-45],即将问题分解成决策层(Decision-making Layer)、路径规划层(Path Planning Layer)、控制层(Control Layer)等多个层次。其中,决策层负责集群顶层的任务决策、冲突消解、任务重分配和指标评估等;路径层负责任务执行中的运动规划,生成适应海洋环境的安全航线,以引导UUV规避威胁、障碍等;控制层则保证UUV准确的沿着生成的路径航行,并进行一定的冗余管理以降低干扰等因素的影响。如图3所示,三个UUV需要对一些水下固定探测点进行巡逻维修。指挥中心根据最初的任务状态对UUV进行规划。每当UUV抵达探测点后,其将自身状态、海洋环境等任务参数向指挥中心进行汇报。指挥中心得以重新评估并更新UUV任务序列。随后UUV根据更新后的序列调整自身运动控制参数。通过这种嵌套式的多层规划方式,最终得到多UUV的协同巡逻路径序列。分层规划的思路可以很好的梳理和降低多UUV协同规划的复杂性,是解决该问题的有效手段。有了分层规划的思路之后,需要对多机协同任务规划问题进行建模与求解。从运筹学的角度来看,该问题属于一类复杂的组合优化问题。对该优化问题进行建模与求解的方法有很多种,大致可以分为集中式和分布式两类^[46-49],两者各有千秋。集中式的发展时间要早于分布式,但由于分布式在动态、不确定的场景下和实时性要求等

方面的适用性更广泛,成为现阶段的研究热点。

此外,集群规划技术涉及的大量难点还需要进一步攻关。包括如何完成大规模群体多主体、多任务、多层级、多分支的非线性任务规划,如何处理大规模集群中单机协同、群间协同等复杂协同关系,

如何能够将任务经验以机器能够识别的程序化语言进行表达等。作为未来智能化水下的重要力量,对UUV集群任务规划的研究必须加大力量,持续深入进行。

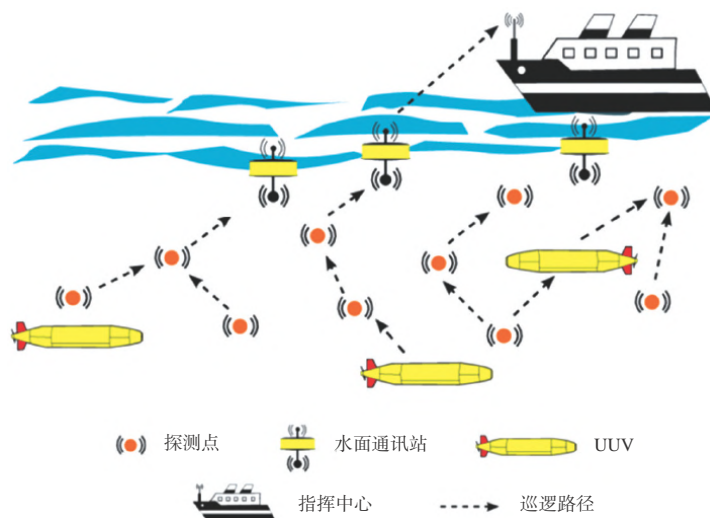


图3 UUV集群巡逻任务的分层规划方法

Fig. 3 Hierarchical planning method for cluster patrol tasks of UUV

3.3 集群编队

集群编队技术是智能集群执行任务的安全基础和最基本形式。编队技术是指智能集群在执行任务过程中,如何形成并保持一定的几何构型,以适应平台性能、水下环境、作业任务等要求的技术,主要解决两个问题:一是编队构成与重构,包括行动前编队生成问题,遇到障碍时编队的拆分、重建等问题,增加或减少UUV的编队重构问题等;二是编队保持,如图4所示,包括行动中编队保持问题,在不同几何形态间的编队切换问题,保持几何形态不变条件下的编队收缩、扩张、旋转控制问题等。目前集群的研究主要针对少数UUV的编队,主要的编队技术方法分为虚拟结构方法、领航者-跟随者方法和人工势场法^[50-54]。然而这些方法很依赖通信,不能摆脱水下通信受限对编队技术的影响;而且现阶段关于一致性的研究主要局限于理论分析和仿真,还没有具体的应用实例。

因此,新形势下对智能集群提出了的新要求:一方面要加强无人智能个体自主性,使其能够自主处理各种敏感信息,对当前和未来作业任务做出规划与预测,遵循感知、评价、决策这样的认知决策过

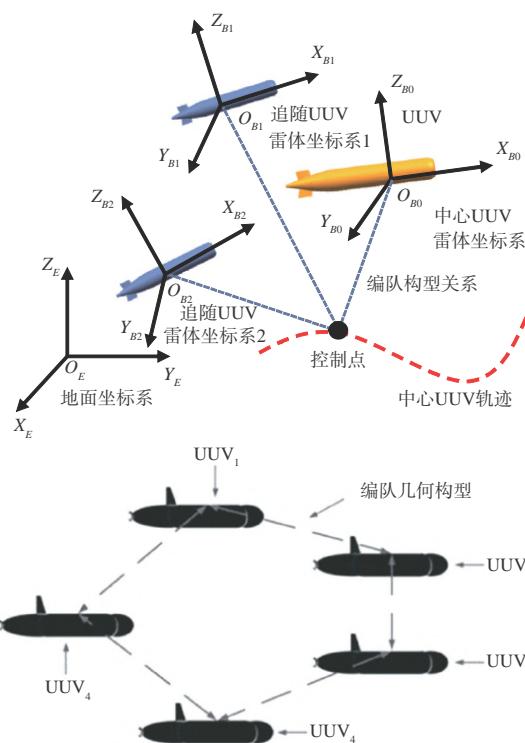


图4 编队队形保持技术

Fig. 4 The schematic map of formation keeping technology

程,以减少通讯的要求;另一方面是加强UUV间的局部通讯能力,通过与附近平台的随时信息交互,可以快速达到局部的编队最优。

目前,UUV集群的智能化技术,在集群优化、任务规划与集群编队等方面已经取得了初步的研究成果。但仍有以下难点:(1)水下恶劣的通讯条件一直是限制UUV集群发展的主要难题,因此如何在集群协作中降低远距离通讯次数,提高通讯效率,是一个有前景的研究方向。理论上,分布式任务规划可以实现这一目标,但现阶段该方法在实际工程中仍不够成熟。(2)受限于复杂的海洋环境,相关的导航控制理论与算法不能及时的得到验证。因此,需大力发展UUV集群实验平台、测量方式、任务度量方法等实验技术,使相关理论可以得到有效验证。(3)目前集群的研究主要针对少数UUV的编队和协作控制,这也限制了UUV集群的发展潜力。因此设计高效的智能算法,以快速解决大规模集群中的优化问题是另一个重要的研究方向。

4 水下智能仿生技术

水下仿生机器人是水下无人系统智能化的关键技术之一。随着人类对海洋环境的深入探索,开发能够适应复杂海域并且具有多种功能的水下机器人的要求愈加迫切。水生生物在漫长的自然选择中具有优良的灵活性和强大的环境适应性,模仿水生生物的结构以及运动方式,结合智能驱动材料,设计功能趋近于水下生物的水下仿生机器人是近些年的重要研究方向。

设计者通过研究水生生物的运动机理,构造水下仿生机器人的运动机构使其实现特定的运动形式。水生生物的运动方式主要分为3大类^[55-56]:身体和/或尾鳍推进(Body and/or Caudal Fin, BCF)、中间鳍和/或对鳍推进(Median and/or Paired Fin, MDF)、喷射推进(JET),水下仿生机器人的设计也基本参考这些典型的运动方式。传统水下机器人的电机螺旋桨驱动方式很难满足仿生机器人的运动要求,水生生物通常具有柔软的外形、复杂多变的运动方式,可以实现“无机械关节的原位”驱动的智能驱动材料成为仿生机器人的重要选择。智能驱动材料主要包括形状记忆合金/聚合物(Shape Memory Alloy/Polymer, SMA/SMP)、压电陶瓷、离子聚

合物金属复合材料(Ionic Polymer-Metal Composites, IPMC)、介电弹性体(Dielectric Elastomer, DE)等。使用这些智能驱动材料可以较好地实现连续柔性运动,有效达成水下仿生机器人模拟水生生物运动的目标。

通过模仿水生生物的运动方式,近年来国内外已经开发设计了各种水下仿生机器人,下文将对这些机器人进行具体介绍。

4.1 BCF水下仿生机器人

BCF是最常见的鱼类运动方式,主要收缩全身肌肉使身体进行起伏波动从而产生推动力,可以分为波动型和摆动型。

波动型的BCF运动方式常见于带鱼和鳗鱼,是一种类似蛇形运动,通过全身的起伏波动来进行推进。中国科技大学与南阳理工大学共同开发了以SMA材料驱动的蛇形机器人^[57],如图5所示,该机器人采用聚氨基甲酸酯材料的弹性体连接多个躯干,弹性体两侧分别固定一条SMA作为驱动器,通过收缩不同侧的SMA实现多段躯干的波动运动。东京工业大学也开发了以IPMC材料驱动的蛇形机器人^[58],如图6所示,该机器人取消了躯干之间的弹性体,而是直接以驱动材料IPMC制成的薄膜连接各个躯干,并且在每个躯干底部附着了鱼鳍以提高驱动效率。

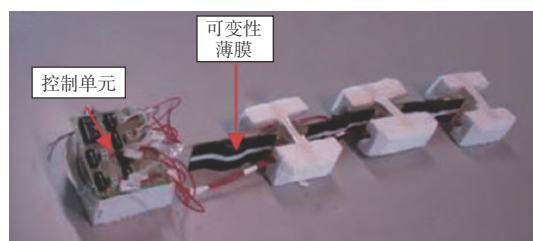


图5 SMA材料驱动波动型BCF水下蛇形机器人^[57]

Fig. 5 SMA driven undulatory BCF underwater snake robot^[57]

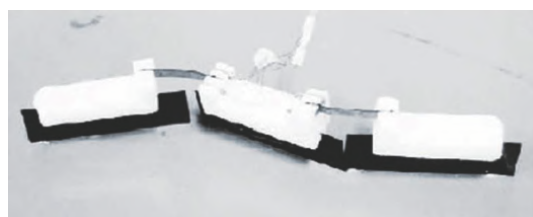
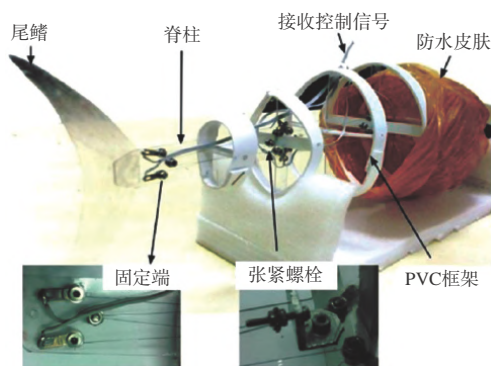


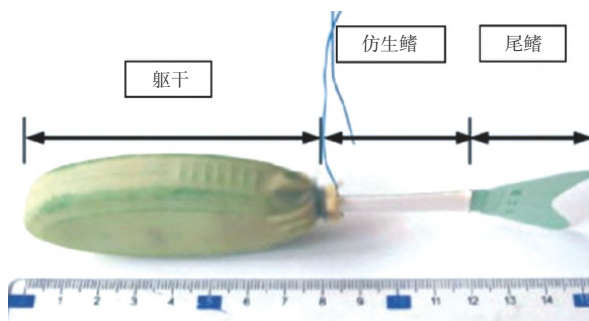
图6 IPMC材料驱动波动型BCF水下蛇形机器人^[58]

Fig. 6 IPMC driven undulatory BCF underwater snake robot^[58]

摆动型的BCF运动方式是最常见的鱼类运动方式,通过特殊的驱动方式使躯干左右两侧不对称地交替收缩舒张,在前端产生低压涡推动前行。西班牙马德里理工大学研究了一种由SMA材料驱动的仿生机器鱼^[59],如图7(a),通过SMA驱动鳍实现柔性鱼骨结构的连续弯曲从而产生推进力。美国麻省理工学院设计了一种充气式的仿生机器鱼^[60],如图7(b),采用硅胶材料制成躯干,通过对躯干左右两侧对称分布的气室交替充气使两侧杨氏模量交替变化实现弯曲运动。



(a) SMA驱动水下仿生机器鱼^[59]



(b) 充气式驱动水下仿生机器鱼^[60]

图7 摆动型BCF水下仿生机器人

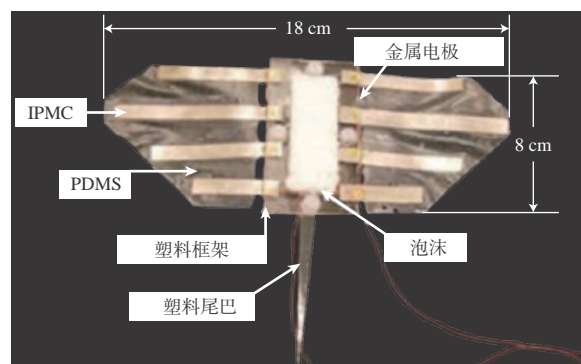
Fig. 7 Swinging BCF underwater bionic robot

4.2 MDF水下仿生机器人

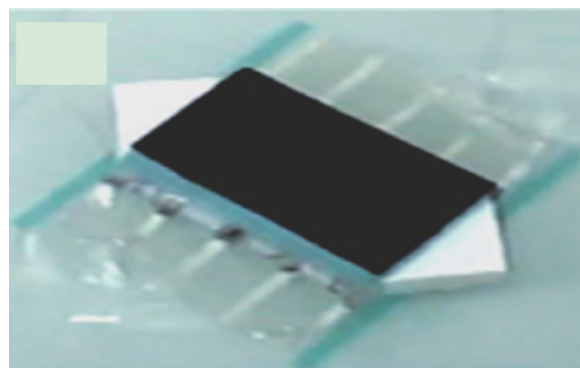
MDF是通过胸鳍的运动产生推进力的一种方式,常见于蝠鲼和鲑科的鱼类,可以细分为波动型和扑动型。

波动型的MDF运动方式通过胸鳍的对称波动实现前行,通过调节波动的频率、相位以及幅值,实现水下仿生机器人的转向操作,稳定性较高。美国弗吉尼亚大学仿照蝠鲼胸鳍的波动运动,开发了采用IPMC材料驱动的仿生蝠鲼机器人^[61],如图8(a)

所示,机器人的一对胸鳍是由4片长条状的IPMC材料与聚二甲硅氧烷(Polydimethylsiloxane, PDMS)材料无缝黏合得到的膜,每片IPMC都可以单独控制,通过产生不同幅值和相位波动控制机器人在水下进行复杂的运动。哈尔滨工业大学受乌贼的鳍的波动运动启发,研究了一种采用SMA驱动材料的水下仿生机器人^[62],如图8(b)所示,该机器人的一对鳍采用了多片等长的SMA材料作为驱动器,这些驱动器类似乌贼鳍的横向肌肉纤维,通过周期性波动实现机器人的运动。



(a) IPMC驱动水下仿生蝠鲼机器人^[61]



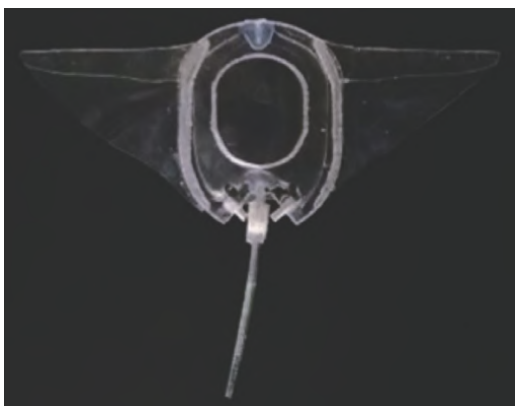
(b) SMA驱动水下仿生机器人^[62]

图8 波动型MDF水下仿生机器人

Fig. 8 Undulatory MDF underwater bionic robot

扑动型的MDF运动方式通过胸鳍的拍动产生推进力,这种运动方式的对称结构机器人设计简单,制造方便,游动速度较快,是研究的热门。浙江大学的李铁风研究组根据这种运动方式研制了采用DE材料驱动的水下仿生机器人^[63],如图9(a),该机器人使用硅胶框架作柔性身体,使用硅胶薄膜作鱼鳍,通过对中部的DE驱动材料通电使其收缩舒张带动硅胶框架外变形,从而带动鱼鳍扑动前行。

北京航空航天大学开发了以充气驱动实现扑翼运动的水下仿生机器人^[64],如图9(b),该机器人有两根固定的弹性管,通过充气使弹性管在径向扩展、轴向收缩,达到类似肌肉收缩的效果,实现鱼鳍的扑动。



(a) DE驱动水下仿生机器人^[63]



(b) 充气驱动水下仿生机器人^[64]

图9 扑动型MDF水下仿生机器人

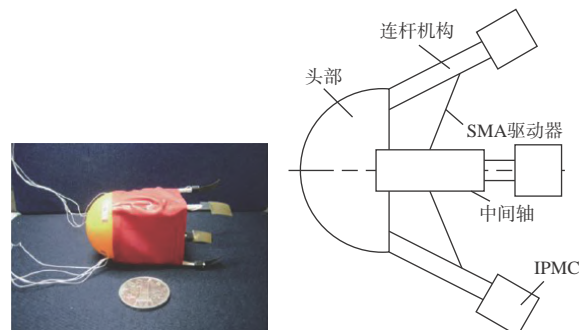
Fig. 9 Flapping MDF underwater bionic robot

4.3 JET水下仿生机器人

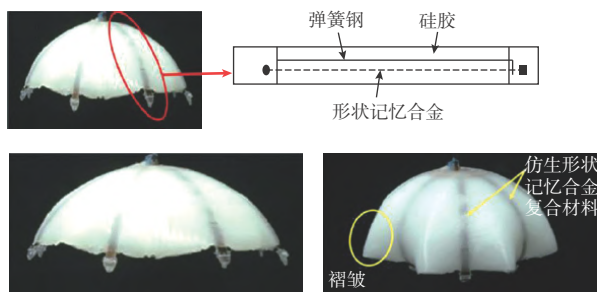
JET常见于水母和乌贼,这种运动方式主要通过类似水泵的装置进行吸排水,通过迅速排水产生的反冲力驱动水下机器人前行,这种运动方式的水下仿生机器人定向性好、制作方便、加速度也高。

日本香川大学研究了使用SMA和IPMC材料共同驱动的仿生水母机器人^[65],如图10(a),该机器人主要由头部、触手、中间轴和薄膜组成。触手一端连接头部,一端连接IPMC驱动器,通过IPMC驱动器的弯曲可以控制机器人的姿态。中间轴通过SMA材料的薄膜与触手相连,SMA驱动器可以控制机器人伞体内部空间的大小,通过吸排水实现推进

运动。美国弗吉尼亚理工学院进一步研究了一种SMA材料驱动的仿生水母机器人^[66],如图10(b),该机器人将8条SMA和弹簧钢一起嵌入硅胶中制造水母的伞状外形,通过SMA材料的弯曲来控制内腔体积的大小,有效地提高了传统SMA驱动器形变不足的缺点,提高了驱动效率。



(a) SMA/IPMC混合驱动水母机器人^[65]



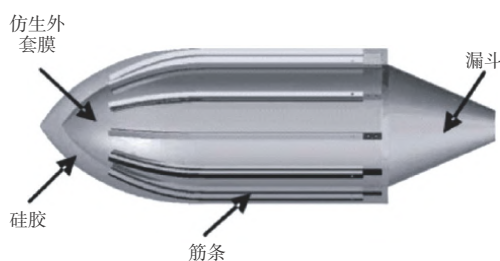
(b) SMA驱动水母机器人^[66]

图10 喷射推进仿生水母机器人

Fig. 10 Jet-propelled bionic jellyfish robot

哈尔滨工业大学参考乌贼的喷射推进方式研究了SMA材料驱动的仿生喷射机器人^[67],如图11,该机器人由仿生外套膜和漏斗组成,仿生外套膜中SMA丝连接筋条,通过SMA丝的变形控制仿生外套膜的收缩和扩张,从而实现喷射运动。

当前的水下仿生机器人大多采用SMA、IPMC、DE等智能驱动材料进行仿生结构设计以及运动驱动,能够较好地模仿水生生物的柔性连续运动,并且具有较高的隐蔽性。然而,智能驱动材料本身的特性使得水下仿生机器人的推进力、响应速度等性能与传统的电机驱动水下机器人仍存在较大的差距,因此对智能驱动材料进行机构设计优化以及开发性能更好的智能驱动材料是未来的一个主要研究方向。此外,水下仿生机器人除了驱动结构采用

图 11 SMA 驱动的水下仿生喷射机器人^[67]Fig. 11 SMA driven underwater bionic jet robot^[67]

智能驱动材料外,其余部分大多仍采用刚性结构,因此开发大变形、自由度更高的水下仿生机器人也是未来的一个研究方向。

4.4 水下仿生机器人智能化关键技术

当前国内外开发的水下仿生机器人大多采用 SMA、IPMC、DE 等智能驱动材料进行仿生结构设计以及运动驱动,虽然这些智能驱动材料能够较好地模仿水生生物的柔性连续运动,但是普遍存在一些缺点。SMA 驱动频率低,并且其形状记忆效应与温度变化相关,容易受环境温度影响;IPMC 的驱动功率小,导致机器人的游动速度和推力相对较小;DE 需要较大的驱动电压,并且需要预拉伸来发挥驱动作用,限制了其在更大水域范围的应用。因此,智能驱动材料的机构优化设计和材料机理研究是水下仿生机器人智能化的关键技术之一。需要针对智能驱动材料进行驱动结构的自适应设计和优化,最大限度地提高推进速度和效率,并且进行材料本身的机理研究,开发和应用性能更好地智能驱动材料,使水下仿生机器人的适用性更广。

智能仿生运动控制技术也是水下仿生机器人智能化的关键技术之一。不同于以往采用电机驱动的机器人,水下仿生机器人的运动形式多是模拟水生生物的运动方式,传统桨舵的运动控制形式并不适用。针对 BCF、MDF、JET 这三种运动方式,需要研究更加高效智能的运动控制技术,使水下仿生机器人各方面的运动性能都更加接近真实的水生生物,以获得更好的流体动力学效果,提升运动速度,实现运动性能的优化。基于中枢模式发生器 (Central Pattern Generator, CPG) 的控制方法模仿动物节律运动的生物学控制机理,可以提高机器人的运动稳定性和环境适应性^[68],但目前 CPG 模型理论基础仍不完善,并且缺少一个成熟的针对指定运动

设计 CPG 模型的理论,是智能仿生运动控制技术的重要研究方向。

基于机器学习的自主决策技术是水下仿生机器人智能化的另一个关键技术。智能驱动材料的机构优化设计和材料机理、智能仿生运动控制技术的研究都是针对水下仿生机器人接近水生生物智能运动模式的关键研究,而基于机器学习的自主决策技术是使单个水下仿生机器人具有全面的环境认知能力、自适应能力和自主规划能力的关键研究。徐亮等^[69]使用深度学习研发了更加通用、稳定性更好的机器鱼目标识别算法,避免了环境光线的不利影响;林龙信等^[70]围绕波动鳍的水下仿生机器人进行了增强学习控制方法研究,提出了增强学习姿态镇定方法和增强学习轨迹跟踪方法,并证明了有效性。通过融合机器学习技术,使水下仿生机器人具有类水生生物的水中定位和环境感知效果,能够快速适应复杂多变的海洋环境;并且可以迅速理解任务并进行合理的任务分解,实现多任务和复杂任务的智能规划决策。

5 总结与展望

水下探索与作业任务日趋复杂,水下对抗形式在不断升级,传统单一的无人水下航行器已较难高效完成目标任务。水下仿生机器人可以模拟水下生物的形态,通常体积较小,能够很好地在复杂水下环境中隐藏自己,保证存活;同时,它们使用仿生原理进行推进,能大大节省能源。这两种特点使得水下仿生机器人能更长时间执行各种危险任务。此外,与传统无人水下航行器相比,水下仿生机器人的制造成本也相对更低,具有高效的作战效能。另一方面,水下仿生机器人通常体积较小,单个机器人的有效载荷少,所能执行的任务级别低。而水下集群技术的出现,可以有效弥补这一缺点。通过将整体任务进行分解,针对性地配置不同类型的仿生机器人执行不同子任务,使整个集群能够完成各种复杂且危险的任务。而实现有效集群的关键在于可靠、实时的水下通信。如果无法实时有效通信,会极大影响集群的整体性能,单个机器人会无法及时上传个体任务完成情况、确定当前集群的任务总进度以及更新任务目标,导致整个集群的任务失败。综上所述,未来水下无人系统智能化的关键

将集中在水下通信技术、水下集群技术和水下智能仿生技术。

通过对水下无人系统智能化关键技术的现状分析,未来水下无人系统智能化的研究方向应包含以下几个方面:(1)提高水下通信的速率和传输距离,降低误码率,为UUS智能化提供安全可靠的高速数据传输通道,同时研究体积更小、重量更轻、能耗更低、成本更低的通信单元,便于在水下仿生机器人上的应用;(2)引入人工智能技术,提高水下无人系统的自主性,加强各水下节点间的局部通讯能力,实现快速局部最优编组,采用分布式优化技术,降低水下恶劣的通信条件对集群控制的影响;(3)研究性能更好的智能驱动材料,开发大变形、自由度更高、成本更低的水下仿生机器人。

6 结束语

海洋是我国经济可持续发展的重要战略空间,更是国家安全的重要屏障。UUS作为海洋资源探索和海洋防卫的重要装备,是我国建设海洋强国的重要组成部分。如今各国都在大力开展UUS的研制和开发,随着人工智能技术的迅猛发展,智能化水下无人系统是未来发展的趋势,也是我国实现弯道超车的突破点。

参 考 文 献

- [1] 潘光,宋保维,黄桥高,等.水下无人系统发展现状及其关键技术[J].水下无人系统学报,2017,25(1):44-51.
- [2] Baggeroer A B, Koelsch D, Der Heydt K V, et al. DATS-A digital acoustic telemetry system for underwater communications [C]. Oceans Conference, 1981: 55-60.
- [3] Stojanovic M, Catipovic J, Proakis J G. Adaptive multichannel combining and equalization for underwater acoustic communications [J]. Journal of the Acoustical Society of America, 1993, 94(3): 1621.
- [4] Pelekankakis K, Baggeroer A B. Exploiting space-time-frequency diversity with MIMO-OFDM for underwater acoustic communications [J]. 2011, 36(4): 502-513.
- [5] Wiener T F, Karp S. The role of blue/green laser systems in strategic submarine communications [J]. IEEE Transactions on Communications, 1980, 28(9): 1602-1607.
- [6] King R W P, Smith G S, Owens M. Antennas in matter: Fundamentals, theory, and applications [M], Cambridge: MIT Press, 1981.
- [7] Billard B, Wilsen P J. Sea surface and depth detection in the WRELADS airborne depth sounder [J]. Applied Optics, 1986, 25(13): 2050-2059.
- [8] Hanson F, Radic S. High bandwidth underwater optical communication [J]. Applied Optics, 2008, 47(2): 277-283.
- [9] Brundage H. Designing a wireless underwater optical communication system [J]. Massachusetts Institute of Technology. 2010, 2010: 61-63.
- [10] Kirillov S N, Dmitriev V T, Aronov L V. Wireless system of high-speed underwater optical communication for transmission for videodata from a board of a submersible [C]. 2018 International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies, Vladivostok, Ruassia, 2018.
- [11] 姚灿.水下光通信OOK调制解调系统研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2014.
- [12] Wang P, Li C, Xu Z. A cost-efficient real-time 25 Mb/s system for led-uowc: Design, channel coding, FPGA implementation, and characterization [J]. Journal of Lightwave Technology, 2018 (1): 1.
- [13] Jamali M V, Salehi J A, Akhoundi F, et al. Performance studies of underwater wireless optical communication systems with spatial diversity: Mimo scheme [J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(3): 1176-1192.
- [14] 刘翠海,王文清.外军潜艇通信关键技术及发展趋势[J].电讯技术,2011,51(7):187-192.
- [15] 高雨春.引力波通信[J].北京电子,2004(2):47-48.
- [16] 赵楠,闫毅,裴昌幸.水下量子通信的研究[J].现代电子技术,2008(7):10-16.
- [17] 刘翠海,王文清.外军潜艇通信关键技术及发展趋势[J].电讯技术,2011,51(7):187-192.
- [18] Takahashi R, Collaboration T. Status of TAMA300 [J]. Classical & Quantum Gravity, 2004, 21(5): S403-S408.
- [19] Acernese F, Amico P, Al-Shourbagy M, et al. Status of VIRGO [J]. Classical and Quantum Gravity, 2005, 22(18): S869.
- [20] Abramovici A, Althouse W E, Drever R W P, et al. LIGO: The laser interferometer gravitational-wave observatory [J]. Science, 1992, 256(5055): 325-333.
- [21] 赵楠,闫毅,裴昌幸.水下量子通信的研究[J].现代电子技术,2008(7):10-16.
- [22] Shi P, Zhao S C, Li W D, et al. Feasibility of underwater free space quantum key distribution [J]. Eprint Arxiv, 2014, 1402-4666.
- [23] 嵇玲.基于海水信道的量子通信[D].上海:上海交通大学,2015.
- [24] Cao X, Sun H B, Jan G E. Multi-AUV cooperative target search and tracking in unknown underwater environment [J]. Ocean Engineering, 2018, 150: 1-11.
- [25] Bian X Q, Mou C H, Yan Z P, et al. Formation coordinated control for multi-AUV based on spatial curve path tracking [C]. OCEANS'11 MTS/ IEEE KONA. Waikoloa, New Zealand, 2011: 1-6.

- [26] Shojaei K. Neural network formation control of underactuated autonomous underwater vehicles with saturating actuators [J]. *Neurocomputing*, 2016, 194: 372–384.
- [27] Huang Z, Zhu D, Sun B. A multi-AUV cooperative hunting method in 3-D underwater environment with obstacle [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, 50: 192–200.
- [28] Cao X, Huang Z, Zhu D. AUV cooperative hunting algorithm based on bio-inspired neural network for path conflict state [C]. *Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Information and Automation*, Lijiang, China, 2015: 1821–1826.
- [29] Sun X. Multi-agent formation control based on artificial force with exponential form [C]. *Proceeding of the 11th World Congress on Intelligent Control and Automation*, Shenyang, China, 2014: 3128–3133.
- [30] 苏菲, 陈岩, 沈林成. 基于蚁群算法的无人机协同多任务分配[J]. *航空学报*, 2008, 29(S1): 184–191.
- [31] Duan H, Zhang X, Wu J, et al. Maxmin adaptive ant colony optimization approach to multi-UAVs coordinated trajectory replanning in dynamic and uncertain environments [J]. *Journal of Bionic Engineering*, 2009, 6(2): 161–173.
- [32] Duan H, Luo Q, Shi Y, et al. Hybrid particle swarm optimization and genetic algorithm for multi-UAV formation reconfiguration [J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2013, 8(3): 16–27.
- [33] 顾国昌, 仲宇, 张汝波. 一种新的多智能体强化学习算法及其在多机器人协作任务中的应用[J]. *机器人*, 2003, 25(4): 344–348.
- [34] 段勇, 徐心和. 基于多智能体强化学习的多机器人协作策略研究[J]. *系统工程理论与实践*, 2014, 34(5): 1305–1310.
- [35] Lauer M, Riedmiller M A. An algorithm for distributed reinforcement learning in cooperative multi-agent systems [C]. *Proceedings of the Seventeenth International Conference on Machine Learning*, Stanford, USA, 2000: 535–542.
- [36] Rashid T, Samvelyan M, Schroeder C, et al. QMIX: Monotonic value function factorisation for deep multi-agent reinforcement learning [C]. *Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning*. Sydney, Australia, 2018.
- [37] 马硕, 马亚平. 基于分层聚类拍卖的集群UUV多目标分配方法[J]. *舰船科学技术*, 2019, 41(5): 70–75.
- [38] 金建海, 陈伟华, 张波, 等. UUV集群技术概述[C]. 2018年水下无人系统技术高峰论坛, 西安: 西北工业大学, 2018.
- [39] Pachter M., Chandler P R. Challenges of autonomous control [J]. *IEEE Control Systems*, 1998, 18(4): 92–97.
- [40] Chandler P, Rasmussen S, Pachter M. UAV Cooperative Path Planning [C]. *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit*. American Institute of Aeronautics and Astronautics, Denver, USA.
- [41] Chandler P R, Pachter M, Rasmussen S. UAV cooperative control [C]. *Proceedings of the American Control Conference*, Arlington, USA, 2001: 50–55.
- [42] Boskovic J D, Prasanth R, Mehra R K. A multilayer control architecture for unmanned aerial vehicles [C]. *Proceedings of the American Control Conference*, Anchorage, USA, 2002: 825–830.
- [43] Boskovic J D, Prasanth R, Mehra R K. A multi-layer autonomous intelligent control architecture for unmanned aerial vehicles [J]. *Journal of Aerospace Computing, Information, and Communication*, 2004, 1(12): 605–628.
- [44] Lee Y, William K, Milton A, et al. Hierarchical planning for large numbers of unmanned vehicles [C]. *AIAA 1st Intelligent Systems Technical Conference*, Chicago, USA, 2004.
- [45] McLain T W, Beard R W. Coordination variables, coordination functions, and cooperative timing missions [J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2005, 28(1): 150–161.
- [46] 康小东, 李一平. 基于时延Petri网的多UUV系统的任务分配策略[J]. *仪器仪表学报*, 2007, 28(S1): 614–617.
- [47] Tsiogkas N, Papadimitriou G, Saigol Z, et al. Efficient multi-AUV cooperation using semantic knowledge representation for underwater archaeology missions [C], 2014 Oceans–St. John's. St. John's, USA, 2014: 1–6.
- [48] Liang H, Kang F. A novel task optimal allocation approach based on Contract Net Protocol for Agent-oriented UUV swarm system modeling [J]. *Optik*, 2016, 127(8): 3928–3933.
- [49] 朱大奇, 李欣, 颜明重. 多自治水下机器人多任务分配的自组织算法[J]. *控制与决策*, 2012, 27(8): 1201–1205.
- [50] Yan Z, Li Y, Zhou J, et al. Moving target following control of multi-AUVs formation based on rigid virtual leader-follower under ocean current [C]. *Proceedings of 2015 34th Chinese Control Conference*, Hangzhou, China, 2015: 5901–5906.
- [51] 吴小平, 冯正平, 朱继懋. 多AUV队形控制的新方法[J]. *舰船科学技术*, 2008, 30(2): 128–134.
- [52] Rout R, Subudhi B. A backstepping approach for the formation control of multiple autonomous underwater vehicles using a leader – follower strategy [J]. *Journal of Marine Engineering & Technology*, 2016, 15(1): 38–46.
- [53] 丁国华, 朱大奇. 多AUV主从式编队及避障控制方法[J]. *高技术通讯*, 2014, 24(5): 538–544.
- [54] 潘无为, 姜大鹏, 庞永杰, 等. 人工势场和虚拟结构相结合的多水下机器人编队控制[J]. *兵工学报*, 2017, 38(2): 326–334.
- [55] 傅珂杰, 曹许诺, 张桢, 等. 水下软体机器人柔性驱动方式及其仿生运动机理研究进展[J]. *科技导报*, 2017, 35(18): 44–51.
- [56] 王延杰, 郝牧宇, 张霖, 等. 基于智能驱动材料的水下仿生机器人发展综述[J]. *水下无人系统学报*, 2019, 27(2): 123–133.
- [57] Low K H, Yang J, Pattathil A P, et al. Initial prototype design and investigation of an undulating body by SMA [C].

- Automation Science and Engineering, Shanghai, China, 2006.
- [58] Kamamichi N, Yamakita M, Asaka K, et al. A snake-like swimming robot using IPMC Actuator/Sensor [C]. Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Orlando, USA: IEEE, 2006: 1812-1817.
- [59] Rossi C, Colorado J, Coral W, et al. Bending continuous structures with SMAs: A novel robotic fish design [J]. Bioinspiration and Biomimetics, 2011, 6(4).
- [60] Marchese A D, Onal C D, Rus D. Autonomous soft robotic fish capable of escape maneuvers using fluidic elastomer actuators [J]. Soft Robotics, 2014, 1(1): 75-87.
- [61] Chen Z, Um T I, Bart-Smith H. A novel fabrication of ionic polymer-metal composite membrane actuator capable of 3-dimensional kinematic motions [J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2011, 168(1): 131-139.
- [62] Wang Z, Hang G, Wang Y, et al. Embedded SMA wire actuated biomimetic fin: a module for biomimetic underwater propulsion [J]. Smart Materials and Structures, 2008, 17(2).
- [63] Li T, Li G, Liang Y, et al. Fast-moving soft electronic fish [J]. Science Advances, 2017, 3(4).
- [64] Cai Y, Bi S, Zheng L. Design and experiments of a robotic fish imitating cow-nosed Ray [J]. Journal of Bionic Engineering, 2010, 7(2): 120-126.
- [65] Guo S, Shi L, Ye X, et al. A new jellyfish type of underwater microrobot [C]. 2007 International Conference on Mechatronics and Automation. Harbin, China: IEEE, 2007: 509-514.
- [66] Villanueva A, Smith C, Priya S. A biomimetic robotic jellyfish (Robojelly) actuated by shape memory alloy composite actuators [J]. Bioinspiration and Biomimetics, 2011, 6(3): 036004.
- [67] 王扬威, 王振龙, 李健. 形状记忆合金丝驱动的仿生喷射推进器[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2011, 43(9): 33-37.
- [68] 闫勇程, 王扬威, 兰博文, 等. 水下仿生机器人 CPG 控制方法研究现状综述[J]. 微特电机, 2017, 045(011): 72-77.
- [69] 徐亮. 基于云计算平台的机器鱼目标识别并行深度学习研究[D]. 北京: 中国地质大学, 2018.
- [70] 林龙信. 仿生水下机器人的增强学习控制方法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.

作者简介:



赵留平(1969-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为舰艇总体关键技术研究 and 总体设计质量监督。



李 环(1983-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为舰艇总体优化设计和水动力性能研究。



王 鹏(1978-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为自主水下航行器总体设计、水下无人系统推进技术、智能优化技术。本文通讯作者。

[引用格式] 马倩霞, 李频捷, 宋靖雁, 等. 图像描述问题发展趋势及应用[J]. 无人系统技术, 2020, 3(6):25-35.

图像描述问题发展趋势及应用

马倩霞, 李频捷, 宋靖雁, 张 涛

(清华大学, 北京 100084)

摘 要: 图像描述解决了在给定图像后自动得到相应的描述性文本的难题, 是结合计算机视觉、自然语言处理和机器学习的一个交叉领域, 也是一个极具挑战性的人工智能研究问题。首先概述了图像描述问题的核心原理及发展历程, 归纳了七类常用研究方法, 包括基于物体识别和属性检测的模型、基于多示例学习的算法、编码器-解码器框架、注意力机制、强化学习算法、生成对抗以及混合模型。同时介绍了图像描述在图像检索、教育领域、医疗辅助、新闻媒体、智慧交通等方面的应用。最后, 总结了图像描述的整体发展趋势, 并对其进一步研究方向进行了展望。综述表明, 高层语义和注意力机制的引入大大提升了图像描述算法的准确度和识别效率。整体图像描述算法框架存在从链式结构向层级结构的转变趋势, 如何使用统一的架构进行多模态信息处理有待进一步的研究。

关键词: 多模态机器学习; 计算机视觉; 自然语言生成; 图像描述; 注意力机制; 深度神经网络

中图分类号: TP **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-5915(2020)06-25-11

The Development Trends and Applications of Image Caption

MA Qianxia, LI Pinjie, SONG Jingyan, ZHANG Tao

(Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Combining computer vision, natural language processing, and machine learning, image caption solves the problem of generating descriptive texts for given images automatically, which has been one of the most elusive tasks in artificial intelligence for decades. An overview of the core principle of image caption and the history of development is given in this article. Then seven types of representative algorithms are summarized, including object recognition and attribute detection models, multi-instance learning models, encoder-decoder framework, attention models, reinforcement learning methods, generative adversarial networks, and hybrid model. Then the applications of images caption are summarized in image retrieval, education, medical assistance, social media, intelligent traffic, and other areas. Finally, the development trends and challenges are discussed, which are needed for further research and applications. The survey demonstrates that high-level semantics and attention mechanisms greatly improve the accuracy and recognition efficiency of image caption algorithms. The framework has a trend of shifting from a chain structure to a hierarchical structure. How to build a unified framework for multi-modal information processing needs further research.

Key words: Multimodal Machine Learning; Computer Vision; Natural Language Processing; Image Caption; Attention Mechanism; Deep Neural Networks

1 引 言

自媒体时代的繁荣催生了多模态深度学习。我们日常生活中所接触到的各大社交平台混合了

文本、照片、视频等各种模态的信息。我们能够很自然的从这些混合模态中迅速得到有效信息,但对于智能无人系统而言,这个简单的过程需要融合多个人工智能领域的技术。人工智能领域的一个长

收稿日期:2020-09-06; 修回日期:2020-10-15

基金项目:科技创新2030——“新一代人工智能”重大项目(2018AAA0102401)

期目标是开发能够感知和理解我们周围丰富的视觉世界,并能使用自然语言与我们进行交流的代理^[1]。因此图像语义分析是人工智能中非常重要的一部分内容。这需要将计算机视觉(Computer Vision, CV)和自然语言处理(Natural Language Processing, NLP)两个相对独立的领域联合起来进行研究,实现一些在过去看来非常困难的任务,例如视觉-语义联合嵌入(Visual-Semantic Embedding)。视觉语义联合嵌入的一个典型应用就是图像描述生成(Image Caption)。这个对于人类而言很轻松的过程,却一直被视为人工智能领域一个极具挑战性的难题。2016年,图像描述问题研究成为IEEE国际计算机视觉与模式识别会议(CVPR)上一个热门的专题。2020年CVPR会议中,视觉和语言研究领域受到了广泛关注,与识别、检测、分割和姿态估计,半监督、无监督、迁移、表征和小样本学习,3D计算机视觉与机器人,图像和视频合成并列成为本次会议的五大主题。

2 概述

多模态机器学习(Multi Modal Machine Learning, MMML)旨在通过机器学习的方法达到处理和理解多模态信息的效果^[2]。模态(Modality)是指事物出现或者被感受到的方式。每一种信息的来源或者形式,都可以称为一种模态。例如,人有触觉、听觉、视觉、嗅觉;信息的媒介,有语音、视频、文字等;多种多样的传感器,如雷达、红外、加速度计等。以上的每一种都可以称为一种模态。本文所提及的多模态主要指多种信息媒介,现有的研究主要集中于以下三种感知模态(Sensory Modalities):视觉信息(图像、视频等)、音频(声音和伴随语言(para-verbal)等)以及自然语言(书面语言和口语等)。

多模态机器学习主要面临着五大挑战,包括表征(Representation)、翻译(Translation)、对齐(Alignment)、融合(Fusion)、联合学习(Co-learning)^[2]。这五大挑战并不是相互独立的,相互之间存在着密切的联系。如图1所示,多模态问题首先需要解决的往往是表征。Tadas等将多模态的表征分为以下两大类,联合表征(Joint Representations)和协调表征(Coordinated Representations)^[2]。联合表征将不同的模态嵌入到

统一的特征空间,协调表征则在不同的空间先单独提取不同模态的特征,然后寻求这些特征之间的对应关系,这就涉及五大挑战中的对齐问题。“一图胜千言”“一千个观众心中有一千个哈姆雷特”,当我们需要表达同样的语义时,不同的感知模态所呈现的方式和量级不同,用户的学习成本和体验也截然不同。如何寻求一种合理且具有一定可拓展性的对齐方式成为多模态机器学习的一大难题。

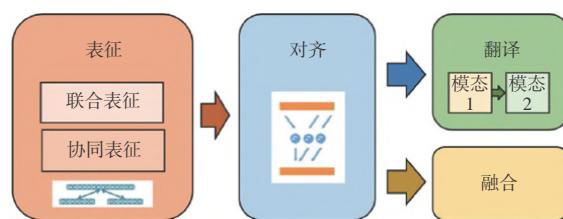


图1 多模态机器学习核心挑战

Fig. 1 Core challenges in multimodal machine learning

图像描述问题(Image Caption)也称为图像标注问题,其实是一个视觉到语言(Visual-to-Language, V2L)的问题,融合了计算机视觉和自然语言处理,尝试用机器学习的方法完成图像到文本的“翻译”过程^[3-4]。它研究的是在给定一张或是一系列的图像时,系统能自动给出每一幅图像的描述。描述需要包含图像中的主要物体、物体的主要特性以及场景等主要信息,可以理解为将一副图片翻译成文字描述。这就像是小朋友的看图说话过程,我们设计的系统需要能够将图像信息转换成为语言信息,一般来说是文本信息。这就需要机器不仅能够理解图像的语义,并且有一定的表达能力。同时,图像包含的信息量很丰富,所以我们还希望我们设计的模型能够作出合理的筛选。

对于人类而言,一般看到图像的第一眼我们就能顺利找到图片的主要内容并对其进行描述。但这个简单的动作对于智能无人自主系统而言却需要大量跨领域的人工智能技术。自动图像描述其实从原理上讲类似于场景理解(Scene Understanding)。模型不仅需要识别出图片中的物体,而且需要能够用恰当的自然语言表述出他们之间的相互关系。所以这个问题是一个涉及计算机视觉与自然语言处理两个方向的交叉领域,一直被认为是一个极具挑战性的人工智能研究问题。

图像描述问题的研究历史不过十年。但在这

短短十年内,图像描述模型却经历了多次重大变革,从早期的分割成不同领域的问题单独研究逐渐转变为现在的端到端学习模型,深度神经网络(Deep Neural Networks, DNNs)的使用使得模型的性能得到了极大的提升。

在图像描述问题正式被提出之前,研究者们已经做了很多相关的研究,为图像描述奠定了坚实的基础。2009年, Li 等将多示例学习的方法用到了图像感兴趣区域(ROI)问题上,取得了当时最好的定位效果^[5]。早期图像描述的完成主要有两大类的方法:一种是基于物体识别和属性检测^[6-8]。三元组常被用来作为图像^[9-10],这类方法只能识别具像化的物体,无法描述抽象概念。为了得到语法正确的描述语句,我们需要解决分词、歧义等问题。同时,借助语言模型产生的描述句式结构往往比较简单。多物体的检测也存在着诸多技术难点。另一种是将检索得到的相似图像的描述进行修改得到^[11-12]。这种方法需要一个包含大量带描述的图像数据库,从而限制了实际的应用。后续一些使用的基于摘要技术的方法^[13]类似于上述第二类方法。

图像描述是一种极具描述性和紧凑性的表示方法。神经网络的使用是该领域的一大突破。第一个使用神经网络来解决图像描述问题的方法是Kiros 等在2014年提出的。基于深度视觉模型和长短时记忆单元的多模态嵌入空间模型,可以完成检索排序以及图像描述任务^[14-15]。此后,很多尝试专注于使用更深的神经网络^[12]或者不一样的网络结构,如门控循环单元(GRU)、长短时记忆单元(LSTM)^[16]、双向LSTM^[17]和phi-LSTM^[18]等。

考虑到深度学习的黑箱子问题,研究者们进行了很多高层次语义的研究。2017年, Yao 等微软亚洲研究院的研究人员们提出了基于属性的长短时记忆网络(LSTM-A)^[19],在CNN和LSTM结合的模型的基础上加入了高级属性特征,借助弱监督的多示例学习方法来完成图像描述任务。Jiang 等在编解码器的结构基础上提出一种指导网络(Guiding Network)来添加图像的属性特征,使得解码器每个时刻不仅要考虑前一时刻的输出,还要结合指导网络的输出指导向量(Guiding Vector)来进行预测^[20]。Rupprecht 等利用用户反馈的信息来更新卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNNs)的激活

值,从而在不重新训练网络的前提下就能提高模型的准确率^[21]。2019年, Deshpande 等利用词性(Part-of-Speech)高层语义信息快速生成图像对应的文本,并增加了描述的多样性^[22]。

基于注意力机制的Transformer 模型^[23]在机器翻译领域取得了非常显著的成果。该模型摒弃了CNNs和循环神经网络(Recurrent Neural Networks, RNNs),仅采用注意力机制提取每个语种文本内部以及语种之间的特征。近两年有不少将注意力机制引入图像描述研究领域的尝试^[24-26]。其中 Cornia 等设计的M² Transformer 模型^[24]基于Transformer 模型开发,采用多层注意力机制提取图像和文本的特征,并采用网状连接学习两者特征之间的联系。该模型取得了目前最领先的图像描述效果,成果发表于CVPR2020上。同时,强化学习的多种决策方式和生成对抗网络也被用于图像描述问题的研究^[27],增加了生成文本的自然性和多样性。

3 研究用数据集

我们整理了一些用于图像描述问题研究的比较经典的数据库,列于表1。近两年,许多经典的传统数据集都加入了不少新的内容条目,如ImageNet(谷歌、CMU、Cornell大学合作完成的Open Images, 目前已有第五个版本,包含约九百万张带有多标签的图像,横跨了大约6千个类别,涵盖范畴是之前ImageNet的6倍)、COCO、CIFARs、SBU以及MNIST。当然,也有一批新的数据集进入了研究领域,如加州大学圣地亚哥分校和Adobe提出的Stock3M数据集包含3217654个用户在一个股票网站上上传的图片,每个图片都与一个描述相关,描述的平均长度为5.25个单词,比MS-COCO短得多^[28]。场景分类数据Places2^[29]、CMPlaces^[30]和拓展后的SceneNet RGB-D^[31]为场景识别提供了很好的数据资源。

近年来也出现了不少英语以外语种的图像描述数据集,如日语描述的STAIR Captions^[32]、AI Challenger中文数据集等。

4 研究方法

这里我们对图像描述的一些主要方法进行介绍,其中的大部分是近几年比较常用的主流方法,

表1 图像描述常用数据集

Table 1 Commonly used datasets for image caption

数据集名称	产生时间 /年	图片数量/张			描述数量
		训练集	验证集	测试集	
IAPR TC-12	2006	20000	-	-	最多3种/图
PASCAL VOC-2008	2013	-	-	1000	5种/图
Flickr8K	2013	6000	1000	1000	5种/图
Flickr30K	2014	2800	1000	1000	5种/图
MSCOCO Caption	2015	82783	40504	440775	至少5种/图

也有一些是出现过且对后续的研究有较大启发性的模型。

4.1 基于物体识别和属性检测

物体识别作为计算机视觉比较早期的研究取得了不少成就,也形成了很多方法。所以在图像描述问题研究的早期,研究者们自然而然地想到将整个问题分解成多个子问题。图2就给出了我们人类进行图像描述的一个简化过程:首先我们的视觉感官接受来自外界的图像信息,然后根据我们已储备的知识分别识别图像中的名词、动作、形容词、副词、介词等,进而组织成完整通顺的文本序列来进行表达。模仿这个过程,我们得到了基于物体识别和属性检测的模型。首先分别识别图像中的主要物体以及场景,然后再利用语言模型(通常借助于一些模版)得到一个完整的描述序列。随着物体检测和属性检测技术的发展,分别出现了三元组、四元组、五元组等表示。例如,简单的主语、谓语、宾语构成的三元组能够简洁明了地表述图像中的主体事件。

但这类方法存在着很多弊端。首先,它借助了物体检测,因此这种方法没有办法描述抽象概念。此外,由于这类方法需要借助于语料库来生成描述,能够表达的词汇范围非常有限。同时,完整序列的生成通常要使用模板,所以产生的句式单一,表达的多样性很受限制。

4.2 基于多示例学习的模型

多示例学习(Multi-Instance Learning, MIL)是Dietterich等^[33]在对分子活性的研究时提出的一种新的机器学习类别^[34-36]。它有别于传统的三大学习框架——监督学习、无监督学习和强化学习。

包(bag)和示例(instance)是多示例学习中非常重要的两个概念。在数据集中,每一个数据称为一个

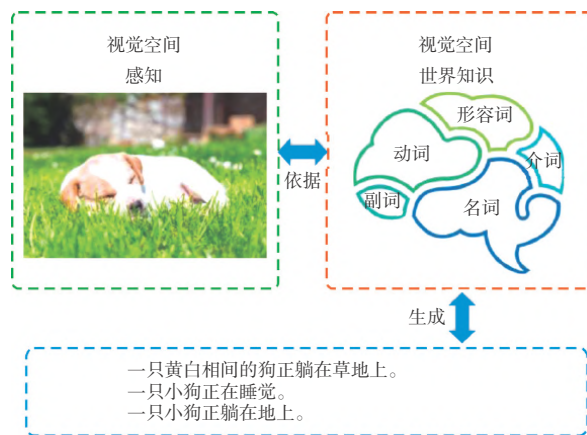


图2 人类生成图像描述过程示意图

Fig. 2 Image caption process by human beings

个包,每个包是示例的集合。对于数据集中的所有包,其正负类标记是给定的,但是示例是无标记的。由此可以认为多示例学习是一种介于监督学习和无监督学习之间的学习方法,但是它又不同于半监督学习。早期多示例学习被用于医学领域,如CT图会被标记为有无病症,如果有病症,那么其中必然有至少一个病灶区域。

这里有一个特殊的判别规则:只要一个包中有一个示例为正,则包为正;否则为负。例如,若CT中有一处病灶区域,则标记为有病症。只有当所有区域都正常时才标记为无病症。多示例学习的任务就是在给定一些有标记的包(这些包中的示例无标记),预测新的包的标记。解决这一问题通常采用迭代优化的方式我们先假设已经知道了所有样本的标记,那么就可以通过某种监督学习的方法进行预测,然后更新标记,这些重新得到的标记又可以成为新的训练样本来更新模型。具体实现方法有很多,从最初Dietterich等提出该方法时给出的三个基于轴平行矩形的方法^[33],到后来的Diverse Density^[37]、Citation-kNN、ID3-MI、RIPPER-MI、BP-MIP^[38]、DD、EM-DD^[39]以及SVM、神经网络、条件随机场方法等。Noisy-OR版本的MIL模型^[40-41]采用了目标检测的方法。

4.3 编码器-解码器结构模型

神经机器翻译模型中的大部分模型采用编码器-解码器机制,编码器从输入中提取特征后保存在一个定长的向量中,然后解码器将向量中的特征信息进行提取解码得到输出。序列到序列

(sequence-to-sequence, seq2seq)学习最早是由Cho等在2014年的论文中提出的,其实就是基于两个RNNs的编码器-解码器模型。seq2seq问题采用的神经网络主要是RNNs。后续的不少模型改用性能更好的RNNs,如GRU^[42]、LSTM、双向循环神经网络(bi-RNNs)、回声状态网络(ESNs)。

百度是第一个设计基于CNNs和RNNs的多模态模型进行图像描述任务的^[43]。Mao等百度研究院的研究员们采用RNNs替代了正向传播网络,首

次提出用CNNs和RNNs结合的多模态模型来解决图像标注、图片和语句检索问题,后常被简称为m-RNNs模型^[43],网络结构如图3(a)所示。其后的大部分尝试都是在该模型基础上进行的改进优化,如使用更深的神经网络等,但主体思路基本是一致的。如2014年,谷歌的Vinyals等设计了NIC模型(如图3(b)所示)。由于图像信息并不随着时间而变化,该模型只在初始时刻输入图像特征^[44]。

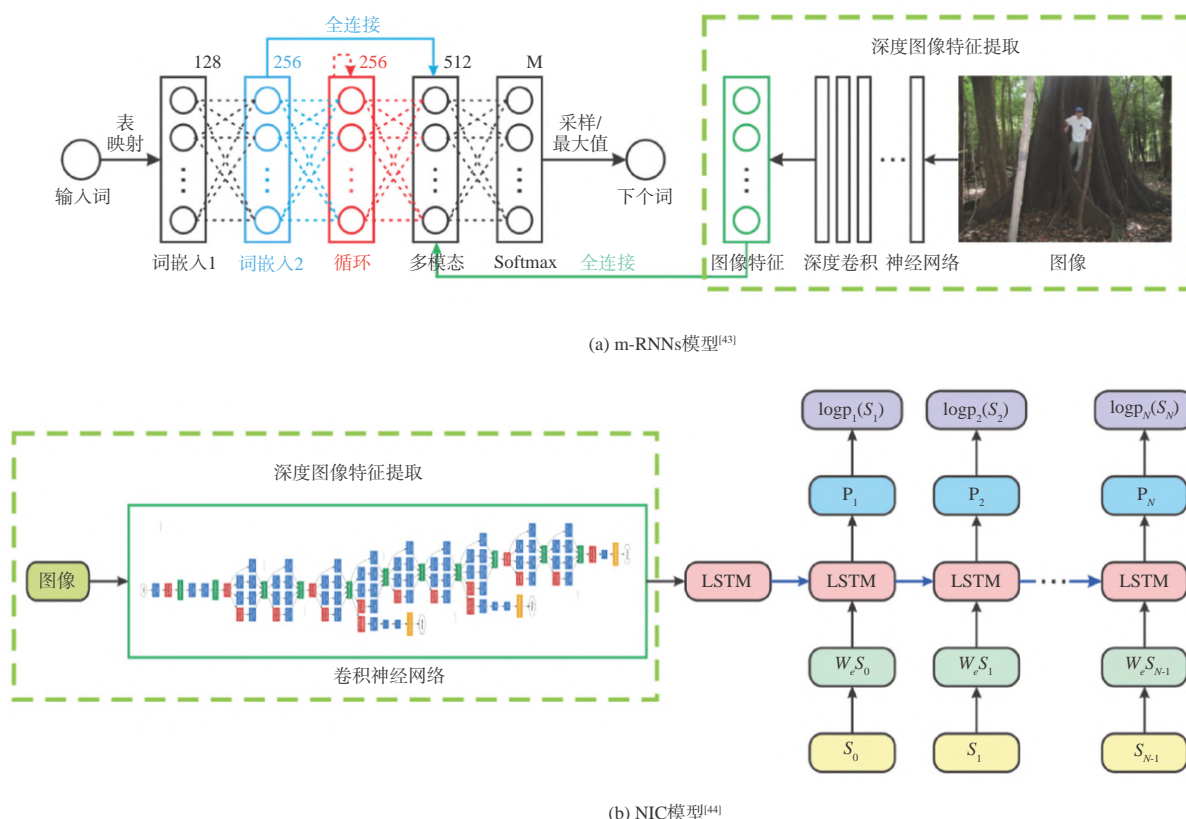


图3 编码器-解码器模型

Fig. 3 Encoder-decoder models

4.4 注意力模型

2015年以前,神经机器翻译模型大部分采用编码器-解码器机制^[42,45],编码器从输入提取特征信息后保存在一个定长的向量中,然后解码器将向量中的特征信息进行提取解码得到输出。这种机制的一个主要瓶颈在于一个定长的向量所能保存的信息量有限,随着输入序列的长度增加,将所有有效信息都集成到一个定长的向量就显得越困难,因此机器翻译的效果也大幅下滑^[42]。由此引入了注意力机制^[40]。注意力模型能在不同时刻关注输入

的不同位置,从而提升预测的准确率。

基于注意力机制的模型成为了近两年研究的热点,2014年DeepMind首次提出的神经图灵机采用了一种基于软注意力的寻址机制,由于完全可微,模型可以借助梯度下降进行端到端学习^[46]。注意力机制是一种对齐机制,使得每个时刻模型可以更多地关注相关信息,从而弱化噪声信号的干扰,提高性能。软注意力机制在其他应用中也有着突出的表现,如自然语言处理中的机器翻译^[47]。2015年,Sukhbaatar等在Weston的记忆网络基础上设计

的基于循环注意力机制的记忆网络,实现了端到端的训练。为了提高计算效率,硬注意力机制产生了作用^[48]。但由于不可微,采用硬注意力机制的模型没有办法直接进行反向传播从而更新参数,为此研究者们进行了各种尝试。

图4所示为谷歌用于seq2seq问题的Transformer模型^[23]。该模型完全抛弃了CNNs和RNNs,编码器部分和解码器部分都仅借助于注意力机制完成。这一机器翻译模型也给图像描述问题提供了新思路。

注意力机制建立的是一个对应关系,这种对应关系可以是图像特征之间的、不同语言之间的、图像与文本之间的,也可以是文本与语音之间的。

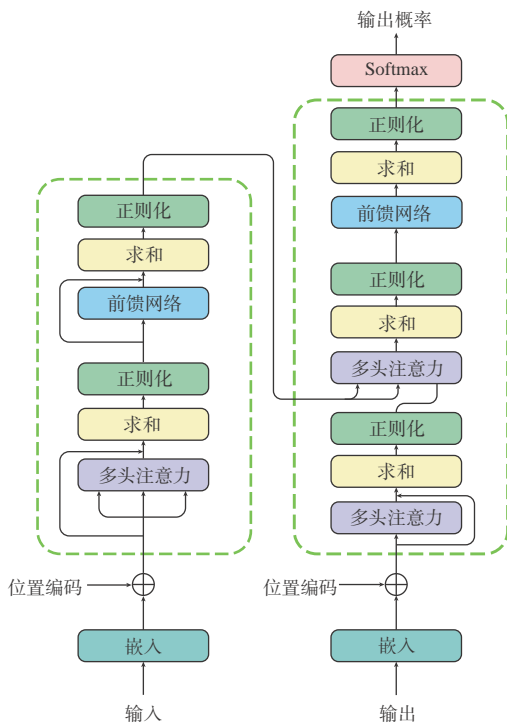


图4 Transformer模型^[23]

Fig. 4 The Transformer model^[23]

4.5 强化学习模型

最常用的编码器-解码器架构常使用CNNs和RNNs分别处理图像和文本信息。这样的方式存在两大弊端,首先,训练时每一时刻RNNs的输入是标签中的单词(即上一时刻的理想输出),而测试时生成模型的输入是上一时刻的预测结果,由此引入了曝光误差(Exposure Bias)。在测试和实际使用模型

时,预测误差不断累积。这一点在长序列的环境中表现尤为显著。其次,该类模型将图像描述问题看作是一个分类问题,常借助交叉熵损失函数来进行训练。但交叉熵损失函数要求评价标准可以进行微分运算。训练时的损失函数与测试时的评价标准之间存在不一致的问题。

强化学习将图像描述问题看作是一个决策问题,每一个决策都包含一系列的动作。强化学习通过引入决策网络和奖励函数的方式来构建一种新的决策框架。为了防止前期搜索空间过大,可以使用交叉熵损失函数和强化学习损失函数相结合的方式开展训练:训练的前期使用交叉熵损失函数,然后逐渐加入强化学习损失函数。

Dai等使用MSCap通过在生成器加入风格指示生成特定风格的图像描述^[49]。Dognin等在训练判别器时使用自约束序列训练法(Self-Critical Sequence Training, SCST)解决了离散和不可微的问题,性能优于Gumbel直通训练法(Straight-Through, ST)且更稳定^[50]。Li等使用自下而上,注意力机制(BottomUp Attention)进行图像表征,并借助自注意力(Self Attention)获取不同区域特征间的关系,从而构建全连接关系图^[51]。该方法将完整的句子和图像映射到同一个嵌入空间,由此得到两者的相似性。但与此同时,强化学习的一些算法所存在的搜索空间大、难以收敛、鲁棒性差等问题也随之而来。

4.6 生成对抗模型

早期的图像描述研究生成的文本描述基本为中性,且描述单一、句法简单。为了丰富生成图像的多样性,生成对抗网络(Generative Adversarial Networks, GANs)也被用于图像描述问题。

如图5所示,GANs主要由生成器和判别器两部分组成,两者的训练交替进行。在生成器部分,我们可以采用上述的基本模型进行描述的生成。在判别器部分,我们可采用不同的标准进行评判。这种评判可以包含描述是否为模型生成的“虚假”描述,图文对是否匹配等。为此,我们需要设计相应的损失函数,也可以准备不同类型的正负训练样本来辅助上述功能的实现。

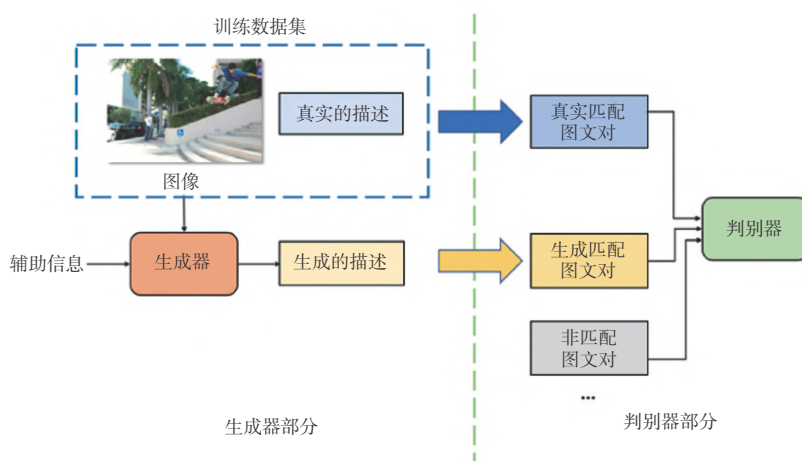


图5 生成对抗模型框架

Fig. 5 Framework of generative adversarial networks

4.7 混合模型

近几年也出现了不少基于两种及以上上述模型相结合的模型。如在编码器-解码器结构上添加高层语义特征信息来提高模型的效果。强化学习中的梯度下降等算法解决了生成对抗模型中的离散问题。

5 应用

图像描述实现了从图像自动获取目标文本的功能,智能处理视觉信息并采用自然语言进行表述,是无人智能系统理解环境并与环境交互的一个重要环节。该技术在很多领域都有着重要的应用,如图像检索、儿童教育、视力受损人士的生活辅助、医学图像分析、智慧城市、移动智能终端等^[2]。我们对于常见的图像描述应用进行了整理总结。

图像检索:图像描述技术与图像检索是一个平行对称的过程。统一的模型能通过语义对齐迅速找到匹配概率排在前几位的结果。我们这里所说的图像检索指的是通过输入描述文本检索得到符合描述的图像的跨媒体搜索过程。如何从海量的大数据中快速得到需要的有效信息是大数据分析的一大挑战。图像检索通过提取输入信息的深层语义信息,进而从数据库中检索得到最符合描述的图像^[52]。人物侧写、跨模态行人重识别、商品检索等都是日常生活中的常见应用场景。

教育领域:图像描述可以理解为一个“看图说话”的过程。在儿童教育、视力受损人员的教育上,

图像描述技术能提供大量图像-描述样例,同时也能对作答的问题进行自动验证。

医疗辅助:对于视力受损人士,图像描述可帮助理解图像内容,从而实现生活辅助的目的。图像描述技术将视觉信息转化为自然语言,可借助于文本生成和语音生成技术,通过文本或者语音的方式输出给用户。

医学影像分析:传统医学影像的报告生成完全依赖于医护人员的专业医学知识。然而,大量的医学影像分析需要投入巨大的人力物力,且X光片、CT等影像中存在着较大比例的正常样本,即影像中不存在病灶区域。图像描述技术能够直接对输入的医学图像生成诊断结果,大大节省了医护人员的时间。同时基于DNNs的图像描述模型能保证较高的识别准确度,可用于早期筛查、诊断等评估场景,有望从一定程度上缓解医疗资源分配不均的问题。已有研究将图像描述模型用于目前全球肆虐的新型冠状病毒(COVID-19),通过胸部CT^[53]和X光片^[54]分析对新冠病毒进行筛查。

新闻媒体:早期的图像描述问题研究者就将目光投向了新闻报道。网络媒体上存在大量的新闻报道,其中包括新闻配图,以及与这些图片相对应的标题和文字描述。通过引入这些带标签的图像-标题-描述三元组数据作为训练数据,我们可以得到新闻报道自动生成系统。随着训练样本数量和主题多样性的增加,生成的报道能接近人为创作的报道。同时,如果能在在此基础上引入不同的风格特

征,无人系统生成的文本也将具有不同的文字风格。

智能交通:无人驾驶系统离不开环境视觉信息的语义理解。车载的传感器接收到路况的图像信息后进行特征提取,最终得到实时的周围环境信息。另外,对于交通图像数据的集中分析能帮助决策管理部门及时地掌握城市路况信息^[55],实现紧急事件的有效、高效处理。

其他应用:图像描述问题是结合视觉信息和自然语言的交叉问题,图像描述技术可拓展应用于类似的领域。例如在视觉空间,我们除了图像,还可以处理视频问题。在自然语言领域,也可用于机器翻译、语音生成、语音识别等。

6 发展趋势

6.1 端到端学习

传统的系统通常分多个阶段进行处理,需要投入大量的人力和时间进行预处理和中间阶段数据标注工作。端到端的深度学习可以用一个神经网络来表示整个系统结构,训练时输入为整个系统的原始输入,网络的输出直接是最终输出,训练过程的参数更新由网络输出和真实值计算得到。端到端学习训练得到的是输入与输出之间的映射关系,它的引入大大节省了时间和人力。

6.2 高层语义

正如其他深度学习领域的问题,图像描述也面临着“黑箱”难题——即模型不具备较好的可解释性。尽管DNNs在很多领域都取得了喜人的应用效果,我们尚且无法用现有的数学理论给出很好的定量解释。因此现有研究大多停留在语言描述和实验说明阶段,可解释性成为了DNNs的一个灰色区域。对于可解释性的探究将极大地促进我们发现模型问题的根源,辅助训练过程。目前已有一些研究进行了这方面的尝试,这些实验都一致地给出了如下结论:当在现有模型基础上融合高层语义后,模型的准确性有了提升^[56]。

6.3 链式结构向层级结构的转变

在层级结构中,底层的网络捕捉相邻词之间的依赖关系,高层的网络则用于捕捉远距离的关系^[57]。与RNNs等链式结构相比,分层结构能够在更短的距离内捕捉长距离的依赖关系。以CNNs为

例,我们如果使用大小为 k 的核,则仅需 $O(n/k)$ 就能得到窗口大小为 n 的各词之间的依赖关系,而RNNs则需要 $O(n)$ 。这样既可以解决序列变长的问题,又可以实现不同序列位置的并行计算,可谓一举两得。

另一方面,目前大部分的图像描述模型都是基于编码器-解码器结构,可以拆分成图像部分和描述生成部分两块,最常用的神经网络分别是CNNs和RNNs。如果能用一种结构类型的网络来统一处理不同模态的信息,模型的可拓展性将有极大的提升。

6.4 注意力机制

大脑的信息处理能力有限,注意力机制是一个用来分配有限的信息处理能力的选择机制,具有强大的数据筛选能力。换句话说,如果我们大脑的信息处理能力不是有限的,可以在极短的时间内理解并表达所有内容,那么注意力就变得毫无意义了。同样的,计算机处理信息的能力也受很多物理因素的限制,所以注意力机制在图像描述问题中的广泛应用势必成为一大趋势。

视觉注意力机制使我们暂时只关注最感兴趣的部分,图中其余的都成为背景,减少了噪声信号的干扰。同样的,在自然语言处理中注意力机制也发挥着不可替代的作用。以机器翻译为例,如我们要将一个英语句子翻译成中文,那么对于每一个中文字符,都存在着一个或是多个英文单词与之存在密切联系。所以在预测每个中文字符时可基于注意力机制找到最想相关的原文部分,从而大幅提升翻译的准确率。

6.5 统一架构

现有的大部分方法采用不同的模型或网络架构处理不同模态的信息,需要开发多套独立的特征提取模型。多模态的联合表征存在着巨大的挑战。如果采用统一的架构来处理图像、视频、文本等不同的模态,将输入嵌入到统一的特征空间,算法的可拓展性和迁移能力将大大提升。

7 结束语

图像描述作为多模态学习的典型问题,需要 we 们结合计算机视觉、自然语言处理、机器学习等多领域的技术和知识。现有的模型逐渐摆脱了早期

基于目标识别方法和模板生成文本的限制,基本都采用编码器-解码器结构。同时DNNs的引入实现了端到端学习,大幅提高了训练效率,在BLEU、METEOR、CIDEr、SPICE等评价指标上都能得到较高分值。由于DNNs缺乏较好的可解释性,高层语义特征的引入一定程度上增加了模型的可解释性,对于提升图像描述模型的性能有显著的作用。同时,为了增加模型的可拓展性,不少研究开始着眼于寻求统一的框架处理图像和文本这两个不同的感知模态。

然而,该问题仍面临诸多挑战——“一图胜千言”,不同模态的信息所能包含的信息量如何找到一种对应关系,如何用一句或几句话来概括一张图像中的主要内容需要我们作出合理的筛选。这也是多模态机器学习中的一大挑战——模态对齐问题。注意力机制能够更好地找到不同模态之间的对应关系。同时,图像描述问题也面临着计算机视觉和自然语言处理等领域各自存在的挑战,如遮挡、低像素、抽象概念目标识别等问题。此外,目前常用的评价标准均借鉴机器学习等领域的评价标准,然而图像描述问题有其特殊性,如何找到一种更适合图像描述问题的自动评价标准也是值得探讨的问题。

参 考 文 献

- [1] Karpathy A. Connecting Images and Natural Language [D]; Stanford: Stanford University, 2016.
- [2] Baltrušaitis T, Ahuja C, Morency L P. Multimodal machine learning: A survey and taxonomy [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017(99):1-1.
- [3] Reichert D P, Series P, Storkey A J. A hierarchical generative model of recurrent object-based attention in the visual cortex [C]. International Conference on Artificial Neural Networks, Berlin, 2011: 18-25.
- [4] Karpathy A, Fei L. Deep visual-semantic alignments for generating image descriptions [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2017, 39(4):664-676.
- [5] Li Y F, Kwok J T, Tsang I W, et al. A convex method for locating regions of interest with multi-instance learning [C]. In Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. Heidelberg, Berlin, 6 September 2009.
- [6] Kulkarni G, Premraj V, Ordonez V, et al. Babytalk: understanding and generating simple image descriptions [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2013, 35 (12) : 2891-2903.
- [7] Yang Y, Teo C L, Daumé Iii H, et al. Corpus-guided sentence generation of natural images [C]. Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Edinburgh, Scotland, UK, 27-31 July 2011.
- [8] Ordonez V, Kulkarni G, Berg T L. Im2Text: Describing images using 1 million captioned photographs [C]. Proceedings of the International Conference on Neural Information Processing Systems, Granada, Spain, 12-15 December 2011.
- [9] Farhadi A, Hejrati M, Sadeghi M A, et al. Every picture tells a story: Generating sentences from images [C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision, Crete, Greece, 5-11 September 2010.
- [10] Li S, Kulkarni G, Berg T L, et al. Composing simple image descriptions using web-scale n-grams [C]. Proceedings of the Fifteenth Conference on Computational Natural Language Learning, Portland, OR, USA, 23-24 June 2011.
- [11] Aker A, Gaizauskas R J. Generating image descriptions using dependency relational patterns [C]. Proceedings of the Meeting of the Association for Computational Linguistics, Uppsala, Sweden, 11-16 July 2010.
- [12] Kuznetsova P, Ordonez V, Berg A C, et al. Collective generation of natural image descriptions [C]. Proceedings of the Meeting of the Association for Computational Linguistics: Long Papers, Jeju Island, Korea, 8-14 July 2012.
- [13] Feng Y, Lapata M. How many words is a picture worth? automatic caption generation for news images [C]. Proceedings of the 48th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, F, Uppsala, Sweden, 11-16 July 2010.
- [14] Kiros R, Salakhutdinov R, Zemel R S. Unifying visual-semantic embeddings with multimodal neural language models [J]. arXiv preprint arXiv:1411.2539.
- [15] Kiros R, Salakhutdinov R, Zemel R. Multimodal neural language models [C]. International conference on machine learning, Beijing, China, 21-26 June 2014.
- [16] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory [J]. Neural Computation, 1997, 9(8):1735-1780.
- [17] Wang C, Yang H, Bartz C, et al. Image captioning with deep bidirectional LSTMs [C]. Proceedings of the ACM on Multimedia Conference, Amsterdam, The Netherlands, 15-19 October 2016.
- [18] Tan Y H, Chan C S. phi-LSTM: A phrase-based hierarchical LSTM model for image captioning [C]. In Asian Conference on Computer Vision, Taipei, Taiwan, 21-23 November 2016.
- [19] Yao T, Pan Y, Li Y, et al. Boosting image captioning with attributes [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, Italy, 22-29 October 2017.
- [20] Jiang W, Ma L, Chen X, et al. Learning to guide decoding for image captioning [J]. arXiv preprint arXiv:1804.00887.
- [21] Ruppert C, Laina I, Navab N, et al. Guide me: Interacting

- with deep networks [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, UT, USA, 18–22 June 2018.
- [22] Deshpande A, Aneja J, Wang L, et al. Fast, Diverse and accurate image captioning guided by part-of-speech [C]. Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Long Beach, CA, USA, 16–19 June 2019.
- [23] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need [C]. In Advances in neural information processing systems, Long Beach, CA, USA, 3–9 December 2017.
- [24] Cornia M, Stefanini M, Baraldi L, et al. Meshed-memory transformer for image captioning [C]. Proceedings of the 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, USA, 14–19 June 2020.
- [25] Chen S, Jin Q, Wang P, et al. Say as you wish: Fine-grained control of image caption generation with abstract scene graphs [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, USA, 14–19 June 2020.
- [26] Huang L, Wang W, Chen J, et al. Attention on attention for image captioning [C]. Proceedings of the 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, Seoul, Korea, 27 October–2 November 2019.
- [27] Zhou Y, Wang M, Liu D, et al. More grounded image captioning by distilling image-text matching model [C]. Proceedings of the 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, USA, 14–19 June 2020.
- [28] Wang Y, Lin Z, Shen X, et al. Skeleton key: Image captioning by skeleton-attribute decomposition [C]. Proceedings of the 2017 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, Hawaii, 24–30 June 2017.
- [29] Zhou B, Lapedriza A, Khosla A, et al. Places: A 10 million image database for scene recognition [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2017(99): 1–1.
- [30] Castrejón L, Aytar Y, Vondrick C, et al. Learning aligned cross-modal representations from weakly aligned data [C]. Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, Nevada, USA, 26 June–1 July 2016.
- [31] McCormac J, Handa A, Leutenegger S, et al. SceneNet RGB-D: Can 5M synthetic images beat generic imagenet pre-training on indoor segmentation? [C]. In 2017 IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, Italy, 22–29 October 2017.
- [32] Yoshikawa Y, Shigeto Y, Takeuchi A. STAIR captions: Constructing a large-scale japanese image caption dataset [C]. Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers), Vancouver, Canada, 30 July–4 August 2017.
- [33] Dietterich T G, Lathrop R H, Lozano-Pérez T. Solving the multiple instance problem with axis-parallel rectangles [J]. Artificial Intelligence, 1997, 89(1–2):31–71.
- [34] Feng J, Zhou Z H. Deep MIML network [C]. The Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence, San Francisco, CA, USA, 4–9 February 2017.
- [35] Zhang Y L, Zhou Z H. Multi-instance learning with key instance shift [C]. Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence, Melbourne, Australia, 19–25 August 2017.
- [36] Wei X S, Wu J, Zhou Z H. Scalable algorithms for multi-instance learning [J]. IEEE Trans Neural Netw Learn Syst, 2017, 28(4):975–987.
- [37] Maron O, Lozano-Pérez T. A framework for multiple-instance learning [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 1998, 200(2):570–576.
- [38] Zhang M L, Zhou Z H. Improve multi-instance neural networks through feature selection [J]. Neural Processing Letters, 2004, 19(1):1–10.
- [39] Zhang Q, Goldman S A. EM-DD: An improved multi-instance learning technique [C]. Advances in Neural Information Processing Systems, Vancouver, Canada, 6–11 December 2010.
- [40] Zhang C, Platt J C, Viola P A. Multiple instance boosting for object detection [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2007, 18:1419–1426.
- [41] Fang H, Platt J C, Zitnick C L, et al. From captions to visual concepts and back [C]. Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, Ohio, USA, 24–27 June 2014.
- [42] Cho K, Merriënboer B V, Gulcehre C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation [C]. In Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Doha, Qatar, USA, 25–29 October 2014.
- [43] Mao J, Xu W, Yang Y, et al. Explain images with multimodal recurrent neural networks [J]. arXiv preprint, arXiv:1410.1090.
- [44] Vinyals O, Toshev A, Bengio S, et al. Show and tell: A neural image caption generator [C]. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Boston, Massachusetts, USA, 8–10 June 2015.
- [45] Sutskever I, Vinyals O, Le Q V. Sequence to sequence learning with neural networks [C]. Advances in Neural Information Processing Systems, Palais des Congrès de Montréal, Montréal, Canada, 8–13 December 2014.
- [46] Graves A, Wayne G, Danihelka I. Neural Turing machines [J]. arXiv preprint, arXiv:1410.5401.
- [47] Bahdanau D, Cho K, Bengio Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate [C]. In International Conference on Learning Representations, San Diego, CA, USA, 7–9 May 2015.

- [48] Xu K, Ba J, Kiros R, et al. Show, attend and tell: Neural image caption generation with visual attention [C]. In Proceedings of The 32nd International Conference on Machine Learning, Lille, France, 6–11 July, 2015.
- [49] Guo L, Liu J, Yao P, et al. MSCap: Multi-style image captioning with unpaired stylized text [C]. Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Long Beach, CA, USA, 16–20 June 2019.
- [50] Dognin P, Melnyk I, Mroueh Y, et al. Adversarial semantic alignment for improved image captions [C]. Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Long Beach, CA, USA, 16–20 June 2019,.
- [51] Li K, Zhang Y, Li K, et al. Visual semantic reasoning for image-text matching [C]. Proceedings of the 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, Seoul, Korea, 27 October–2 November 2019.
- [52] Zheng Z, Zheng L, Garrett M, et al. Dual-path convolutional image-text embeddings with instance loss [J]. ACM Trans Multimedia Comput Commun Appl, 2020, 16(2): 51.
- [53] Li M, Wang F, Chang X, et al. Auxiliary signal-guided knowledge encoder-decoder for medical report generation [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, USA, 14–19 June 2020.
- [54] Peng Y, Tang Y X, Lee S, et al. COVID-19-CT-CXR: A freely accessible and weakly labeled chest X-ray and CT image collection on COVID-19 from biomedical literature [C]. arXiv preprint, arXiv: 2006.06177.
- [55] Giancrisofaro G T, Panangadan A. Predicting sentiment toward transportation in social media using visual and textual features [C]. Proceedings of the 2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems, Rio de Janeiro, Brazil, 1–4 November 2016.
- [56] Wu Q, Shen C H, Liu L Q, et al. What value do explicit high level concepts have in vision to language problems? [C]. 2016 Ieee Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, Nevada, USA, 26 June 26–1 July 1 2016.
- [57] Gehring J, Auli M, Grangier D, et al. Convolutional sequence to sequence learning [C]. In Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning, Sydney, Australia, 7–9 August 2017.

作者简介:



马倩霞(1992–), 女, 博士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、多模态机器学习。



李频捷(1995–), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为复杂系统与智能体系。



宋靖雁(1964–), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为智能交通系统控制理论与控制模型研究、智能控制与空间机器人。



张涛(1969–), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为智能控制理论及应用、机器人学和智能系统建模。本文通讯作者。

[引用格式] 方洋旺, 邓天博, 符文星. 智能制导律研究综述[J]. 无人系统技术, 2020, 3(6):36-42.

智能制导律研究综述

方洋旺¹, 邓天博², 符文星¹

(1. 西北工业大学无人系统技术研究院, 西安 710072; 2. 西北工业大学航天学院, 西安 710072)

摘要: 制导律设计的优劣是导弹打击目标、执行其任务的关键, 而随着人工智能技术的不断发展, 设计智能化的制导律已经成为了学者们研究的热点问题。介绍美国远程反舰导弹 LRASM、俄罗斯锆石高超声速反舰导弹以及挪威反舰导弹 NSM 等几种外军智能化导弹的发展现状, 重点论述了当前国内外基于神经网络、模糊理论、强化学习等智能方法在制导律设计中的应用。对未来智能制导律的研究进行了展望, 提出了在分布式多源异构信息融合条件下或是多约束和不确定条件下的单智能体智能制导律, 以及协同智能制导律等多智能体智能制导律, 为今后制导律的发展提供了切实可行的方向。

关键词: 智能制导律; 神经网络; 模糊理论; 强化学习; 多智能体; 协同制导

中图分类号: TJ765.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-5915(2020)06-36-07

An Overview on the Intelligent Guidance Law

FANG Yangwang¹, DENG Tianbo², FU Wenxing¹

(1. Unmanned System Research Institute, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. School of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: The design of guidance law is the key for missile to hit the target and carry out its mission. With the continuous development of artificial intelligence technology, the design of intelligent guidance law has become a hot issue for scholars to study. This paper mainly introduces the development status of foreign intelligent missiles, such as the US long-range anti-ship missile (LRASM), the Russian zircon hypersonic anti-ship missile, and the Norwegian anti-ship missile (NSM), mainly discusses the domestic and foreign applications in design of guidance law based on neural network, fuzzy theory, reinforcement learning and other intelligent methods. Then, the future research of intelligent guidance law is prospected, a single-agent intelligent guidance law under distributed multi-source heterogeneous information fusion conditions or under multiple constraints and uncertain conditions, as well as some multi-agent intelligent guidance laws such as cooperative intelligent guidance law are proposed, which provide a practical direction for the development of guidance law in the future.

Key words: Intelligent Guidance Law; Neural Network; Fuzzy Theory; Reinforcement Learning; Multi-agent; Cooperative Guidance

1 引言

导弹制导系统是导弹的指挥官, 承担着决策指令生成的重要任务, 即结合外部信息(环境、目标、干扰)和导弹自身的内部信息按一定规律导引和控制导弹飞向目标或预定轨迹。导引头获取的外部

信息的准确性从根本上决定了指挥官决策的准确性, 在信息准确的基础上, 导引方法则极大地影响指挥官的决策质量。

战场环境日益复杂的发展趋势对技术也提出了更多的要求, 传统的制导系统面临挑战: 对外, 针对性地提升不同导引系统的信息获取能力; 对内,

克服信息质量问题实现精确制导。因此,导弹制导系统能力综合提升对于实现单兵作战效能最大化显得尤为重要。现代控制理论的工程应用和智能控制理论的不断发展为制导系统解决复杂环境下目标探测、识别、跟踪以及精确打击提供多样化选择。

智能导弹是未来导弹的发展方向,智能制导系统是导弹智能决策的基础。本文对导弹智能制导系统的应用现状进行介绍,探讨了智能制导系统的研究现状并在此基础上提出智能导弹集群、探测制导一体化等技术发展方向,旨在为未来智能制导系统的发展提供思路。

2 智能化导弹发展现状

目前,伴随着人工智能的热潮席卷全球,世界各大军事强国都在紧锣密鼓地着手于智能导弹的研发。尽管从总体上来说真正意义上的智能导弹还没有出现,但已初具雏形,在导航制导、目标识别、任务规划等方面都呈现出了智能化的特点^[1]。其中,最具代表的是以下三种型号^[2-4]。

2.1 美国远程反舰导弹

2009年,美国国防预先研究计划局与洛克希德·马丁公司导弹和火控分公司签订了发展远程反舰导弹(Long Range Anti-Ship Missile, LRASM)的第一阶段合同。远程反舰导弹项目由美国国防高级研究计划局和美国海军研究办公室共同出资开展,承包商为洛克希德·马丁公司和火控分公司负责,旨在开发并验证一种全所未有的远程反舰导弹。

在洛克希德·马丁公司发布的关于LRASM的宣传片中,美国海军航母编队F-18战机挂载LRASM起飞执行作战任务。在监视卫星发现敌方海上舰艇编队目标后,向指挥中心发送关于目标的相关数据信息。舰上作战指挥系统根据作战需求,发射了两枚舰载LRASM,通过数据链由舰艇向导弹传输目标指示信息,随后F-18战机发射一枚LRASM。LRASM之间通过数据链进行通讯,可在GPS拒止条件下正常工作,并在线规划路线。在飞行过程中,LRASM可自主感知威胁,并对威胁自主进行建模,实现在线路径规划,绕过威胁。LRASM飞到末端时,首先使用被动远距离探测目标,完成虚假目标剔除、高价值目标识别和锁定,并降低高

度进行超低空突防,在距离目标较近时使用成像导引头实现目标薄弱部位识别,最终完成打击任务。

LRASM被美国海军称为人工智能导弹。其空射版已经于2018年首先列装了美国空军第28轰炸机联队。LRASM在自主感知威胁、自主在线航迹规划、多弹协同、目标价值等级划分、目标识别等方面的智能化水平极高。其中,自主在线航迹规划、多弹协同等包含了智能制导律的相关理论和技术。

2.2 俄罗斯锆石导弹

锆石高超声速反舰导弹(3M22)由俄罗斯战术导弹集团下属的俄罗斯机械制造科研生产联合体NPOM负责研制^[5]。锆石反舰导弹以超燃冲压发动机为主要动力,根据飞行弹道的不同,其最远射程从350 km到500 km不等,飞行速度可达马赫数5~10,具有很强的机动和突防能力。

锆石反舰导弹智能化水平主要体现在制导系统作战自主性和对抗水平方面。一组锆石导弹在执行打击任务时会进行“自我协调”,编组成一个整体的导弹打击群,协同对目标发起攻击,使得目标难以防御。在锆石导弹的目标引导程序中集成了人工智能数据,使得导弹不仅能够对抗敌电子干扰手段,而且还能够自主规避敌防空火力的打击。为了消除对目标的误判,在导弹的弹载计算机中预先储存了现代主要舰艇的图像,可供导引头在选择机动方式和攻击指定目标时进行校正。此外,锆石导弹还能够按重要性对目标进行分类,然后根据预定的程序自主选定攻击战术和攻击实施方案,攻击其中最重要的目标。

锆石导弹上不仅可安装雷达自导头,还可安装用于搜索和探测目标的光电系统,并可加装数据链,具备了自主规避威胁能力。

其智能制导律算法主要体现在:能够自主选择目标,动态实时地选择合适的、满足规避威胁要求,且还能有效攻击所选择目标的制导律。

2.3 挪威导弹

挪威导弹(Naval Strike Missile, NSM)号称“全球唯一第五代反舰导弹”^[6]。由美国雷锡恩公司与挪威康斯伯格海事公司联合研发。2018年6月,美军宣布其濒海舰(Littoral Combat Ship, LCS)和新型护卫舰将使用挪威研制的隐身反舰导弹NSM。这也意味着NSM击败了波音公司提出的“鱼叉”增程

型方案和洛克希德·马丁公司的 LRASM 舰射型导弹。

NSM 采用成型弹体、正常气动布局、折叠式上翼、4 个尾舵的结构布局,该导弹采用红外隐身外形设计,末段可进行三维迂回机动,有高达 200 个途经点的航路规划能力。NSM 于 2010 年服役,主要用来装备挪威海军南森级护卫舰和导弹快艇。

NSM 采用了高清晰度红外成像导引头,能够清晰分辨远处目标的外轮廓,制导系统的目标分类软件可进行自动目标识别。这样就可以通过发射前的程序设计,选择目标的薄弱部位或者关键部位进行攻击。当导弹处于不利攻击阵位时,智能软件可以控制导弹通过战术机动,占领有利攻击阵位,对目标实施最佳效果的攻击。在对目标实施多弹攻击时,可对每枚导弹的攻击飞行路线进行设定,并可设定不同的攻击部位,可使一枚或几枚导弹从对方拦截的盲区对目标舰发起攻击。这种攻击方法,可使导弹达成一定意义的协同,互相配合,达到最好的攻击效果。

其智能制导算法主要体现在:一是智能改变末端弹道和进入角度以满足攻击目标的薄弱部位或者关键部位的要求;二是将协同制导和智能制导相结合实时规划出有利的飞行弹道实现多枚导弹同时攻击目标的不同部位,提高打击效果。

3 智能制导律研究现状

随着人工智能技术的不断发展及其在武器装备上的应用,武器的智能化逐渐改变着未来战争的面貌。为满足未来战争“智能、快速、精确、高效”的作战需求,现有导弹需加快智能化步伐。而导弹智能化可概括为两个特征:一是电子对抗和智能抗干扰,即在复杂战场环境下,可对敌方发出的大量干扰信号进行有效识别而不被干扰信息打断、诱骗;二是智能打击目标,即能够自主根据目标当前情况控制发射与否,并检测目标状态做出积极响应。其中前者可理解为导引头的智能识别技术,而后者即为基于可观测信息的智能制导技术。下面将围绕智能制导技术中所涉及到的智能制导方法进行综述。

3.1 基于人工智能算法的局部智能制导律

(1) 基于神经网络求解的局部智能制导律

最优制导律设计问题本质上是最优控制问题,

而最优控制问题只有在很少的情况下能获得解析表达式;最优制导律所涉及的弹目运动模型通常是非线性的,只有进行大量的假设简化之后才能给出解析表达式,这些假设不但会影响制导律的适应范围,而且会影响制导律的精度。特别是在实际工程应用中存在各种约束条件,如过载约束、角度约束、速度约束等都会影响最优制导律表达式的求解。为了求解带有各种约束条件的弹目运动模型的最优制导律,研究人员开始将神经网络理论应用到制导律的求解中。Song 等^[7]通过训练神经网络建立了最优制导律表达式与弹目相对状态之间的函数关系。尽管无法获取精确的制导方程,但通过设定一些终止条件,制导律仍可通过训练神经网络获得。张汝川等^[8]利用 Hopfield 神经网络在线实时求解最优制导问题,同时为了在拦截有界机动目标时视线角速率趋于 0,将滑模控制理论引入到制导律的设计中,并利用 Lyapunov 稳定性理论对该制导律的稳定性进行了证明。

基于有限滚动时域的最优制导律本质上是局部最优制导律,主要是解决各种约束条件下非线性最优制导律难以在整个优化时间求解的难题而提出来的。其主要思想是将整个优化时间区域划分为一系列时间片,然后在每个时间片上滚动地求解局部最优制导律。虽简化了计算难点,但解析仍然难以获得。因此,基于模型的鲁棒预测控制理论, Li 等^[9]研究了导弹的拦截问题,在有限滚动时域上使用基于线性变分不等式的原始-对偶神经网络来求解约束二次规划(Quadratic Programming, QP)问题,利用多参数 QP 问题的在线解,实时做出有约束的最优控制决策。

(2) 基于神经网络参数估计的局部智能制导律

由于滑模制导律不受弹目运动模型的限制而且易于获得解析表达式,因此获得广泛的应用。然而,滑模制导律的不足之处在于存在抖振现象,而且对外部干扰包括目标机动的处理,通常将其当作干扰项,采用鲁棒的方式进行处理,从而影响制导精度。为了解决上述问题,人们将神经网络引入滑模制导中,要么解决抖振问题,要么解决干扰项的估计问题。Shao 等^[10]利用径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络实时估计目标运动信息,减少三维运动模型中的耦合干扰。从而使制导律

能够自适应参数的变化,提高了制导律的鲁棒性。Li等^[11]提出了一种用于拦截具有落角和横向加速度指令约束的非机动目标的制导律,该制导律将滑模控制方法与小波神经网络相结合,提高了系统的鲁棒性,减小了系统的抖振。Lai等^[12]基于Lyapunov稳定性理论,提出了一种基于非线性扩张状态观测器的神经自适应快速终端滑模动态面控制方法,保证了系统的稳定性。李解等^[13]为提高末制导精度,根据滑模变结构理论推导了一种基于零化视线角速率的滑模制导律,利用RBF神经网络对切换项增益进行在线估计,并将所设计的RBF滑模制导律与滑模制导律、比例导引律进行仿真对比。佟廷帅等^[14]为了解决滑模制导律在拦截高速、大机动目标存在视线角速率抖振现象以及忽略自动驾驶仪动态特性等问题,结合变结构控制理论和神经网络,提出一种基于RBF神经网络调节增益的滑模制导律。

(3) 基于模糊参数估计的局部智能制导律

滑模制导律存在抖振现象,以及对外部干扰包括目标机动的处理(通常将其当作干扰项处理)难以满足工程应用要求。对于此方面的问题,除了用神经网络进行估计补偿之外,还可以采用模糊推理进行逼近,其优点是模糊神经网络隐层少,结构简单。针对滑模变结构制导律难以避免的抖动问题,温先福等^[15]提出用模糊神经网络去逼近滑模制导律的抖振项,从而达到消除抖动的目的,但遗憾的是,该文未给出详细的模糊规则,而且也未给出收敛性证明。针对空中高速、大机动目标的拦截问题,周德云等^[16]在变结构控制理论的基础上,提出了三维自适应变结构制导律,将目标加速度视为外界干扰,设计了一种快速趋近律,并利用模糊RBF网络的高效自学习能力对变结构项的增益进行了在线估计,实现对变结构项的自适应调节,从而减小了抖振项。Wang等^[17]针对空中高速、大机动目标的拦截问题,在考虑加速度约束和自动驾驶仪动态特性的情况下,设计了滑模变结构制导律,并通过构建五条模糊规则获得模糊基函数,设计模糊控制器逼近变结构项,并设计径向基网络估计目标加速度项,同时给出了基于上述逼近项的滑模制导律收敛性证明。

(4) 基于强化学习参数估计的局部智能制导律

由于一般制导律设计都是在弹目运动模型确定的情况下获得的,目标及外部环境一旦产生一些不确定的变化,制导律就难以适应此变化,从而导致制导精度下降。而强化学习正好具有学习外部环境不断变化的能力。张秦浩等^[18]以传统的比例制导律为基础,提出基于强化学习的方法学习比例系数,实现自适应变比例系数的制导算法。该算法以视线角变化率作为状态,依据脱靶量设计奖励函数,并设计离散化的行为空间,为导弹选择正确的制导指令。该算法虽然具有学习的功能,但由于只考虑改变比例导引律的比例系数,仍无法解决目标机动以及各种干扰条件下的精确制导问题,而且,比例制导律的最优比例系数就是最优制导律的比例系数,因此,即使再自适应的改变,理论上也不会好于最优制导律。

(5) 基于强化学习模型的局部智能制导律

强化学习还可以动态的学习一些带有不确定因素和随机因素的模型。Liang等^[19]提出了一种基于模型的深度强化学习方法,首先基于模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)制导律结构,然后利用深度神经网络逼近制导动力学的预测模型,并将其纳入模型预测路径积分控制框架,利用元学习技术使深层神经动力学模型能够在线适应不同的目标机动、其他扰动和执行器故障等情况,并在此基础上设计了变速拦截器在执行器失效情况下拦截机动目标的制导律。此方法的优点是MPC制导律容易处理各种约束,用于求解;而且采用深度强化学习方法可以学习不确定情况下制导动力学的预测模型,从而,确保所设计的制导律具有适应各种复杂环境的能力。

3.2 全局智能制导律

(1) 全局神经网络智能制导律

对于在各种复杂干扰环境和目标作大机动情形下,弹目运动模型不但是高度非线性,而且是不确定的、随机的模型,同时受到各种状态和终端约束,因此,很难基于常规的控制方法设计制导律。只能使用具有学习、推理能力,且能处理随机性、不确定性问题的神经网络来设计制导律。考虑到神经网络强大的近似能力,一些国外学者用其取代传统制导律以提高制导律计算效率。其中,Rajagopalan等^[20-21]详细地分析了使用神经网络设

计制导律的可行性及优势。徐洋^[22]针对红外空空导弹在目标机动和红外诱饵干扰情况下利用长短期记忆(Long-Short Term Memory, LSTM)网络设计具有抗干扰能力的智能制导律。Filici等^[23]考虑到扰动的随机性,设计了一款在线神经网络制导律。一旦扰动出现,神经网络就会进行在线补偿。

(2)全局模糊智能制导律

模糊推理可以单独用来设计控制器,因此也可以用来单独的设计模糊制导律。针对地空导弹拦截攻击弹的制导问题,Wang等^[24]首先将拦截弹的制导问题转化为拦截弹跟踪地面雷达探测目标视线的问题,然后设计一种模糊神经网络(Fuzzy Neural Network, FNN)控制器,用于逼近拦截弹跟踪控制器,仿真结果表明:所设计的控制器能够完成导弹制导任务,且计算量远小于使用小脑模型神经网络控制器(Cerebellar Model Articulation Controller, CMAC)。Lin^[25]同时考虑了目标机动、转弯延时、控制系统延时、闪烁噪声等一系列影响因素后,通过三种不同的神经网络优化器,设计了一种模糊神经网络制导律,最终的脱靶量、过载以及拦截时间都要低于传统制导律。

(3)全局强化学习智能制导律

强化学习通过状态集、动作集、奖赏函数以及外部环境可以形成一个闭环,通过不断的学习,最终就能获得最优的结果,因此,完全可以将制导过程转化为强化学习的闭环模型,通过强化学习方法,可以获得基于强化学习的制导律。基于强化学习方法,Gaudet等^[26]设计了制导律,并能够保证其最优性,文章表明该制导方法要明显优于传统比例导引法。在此基础上,Gaudet等^[27]又提出了一种只需要导引头视线角及其变化率组成的观测值,不再需要估计距离的制导律。该制导律使用强化元学习进行了优化,优化后在不同的目标加速度情况下都可以稳定视线角速率,同时文中说明在能获得较为完善的目标加速度信息的情况下,此制导律比增强型零控脱靶量制导律具有更好的性能。Lee等^[28]研究了导弹-目标追逃问题,其中导弹采用纯比例导引方法,而目标则利用强化学习算法以实现躲避策略。

自适应最优控制方法也可以看作是一种特殊的强化学习方法,它是一种有模型的强化学习。目

前,已将该方法应用到最优制导律设计中,解决非线性最优制导律无法求解的难题。孙景亮等^[29]对自适应最优控制方法在制导律设计中的应用进行了综述研究。Han等^[30]在导弹输入受约束情况,引入自适应评价网络设计了制导律以保证导弹可在最短时间内由初始马赫数增长到终端马赫数;又利用自适应评价网络结构,进行了中段制导律的设计。

4 智能制导律研究方向和展望

导弹作为强有力的攻击手段,在攻守双方的博弈中起着不可或缺的作用,未来的战争是智能化的战争,导弹的智能化势在必行,制导系统因其指挥官的核心作用连接着外部环境和导弹自身,与人工智能技术的结合势必对作战效能的提高起着决定性的作用。人工智能技术的不断发展对武器研制有极强的推动作用,必将深刻影响制导理论的发展。因此,未来智能制导律的可能发展方向和发展趋势如下。

4.1 单智能体的智能制导律

(1)分布式多源异构信息融合条件下的单智能体局部智能制导律

在复杂战场环境下单一模式的探测装置受到物理属性、干扰因素的限制,其探测、识别能力都有限,无法满足作战需求,如远程空空导弹中制导阶段,载机雷达探测目标特别是隐身目标距离难以满足要求,需要位于不同空间位置的多源异构多传感器协同探测,进行分布式多源异构信息融合后获得制导系统所需要的目标信息。由于复杂战场环境下即使通过多传感器探测并利用信息融合处理获得的目标信息,仍然不可避免地存在目标识别准确率不高、目标估计信息精度下降和不稳定、目标信息传输延时和丢包等问题,对于此类复杂目标信息情况下,现有的制导律难以适用,需要设计针对上述复杂多变目标信息的制导律。对于此类问题,可以考虑根据所获取的目标信息的质量、完整性进行分类,对不同的信息采用不同的制导律,然后进行切换或加权。至于分类方法和加权系数的处理,可以考虑充分利用人工智能强大的学习推理能力如神经网络或强化学习的方法来处理,从而获得多源信息融合条件下的智能制导律。也可以直接基于

分布式多源异构信息融合下目标复杂多变信息对制导影响的主要特征参数,构建合适的深度学习神经网络,通过离线和在线学习的方法获得智能制导律。

(2)多约束和不确定条件下的单智能体智能制导律

复杂的作战环境和作战需求及飞行器探测和动力配置方式的多样化等给飞行器制导控制带来一系列的约束问题。如为了保证杀伤效果,通常要求飞行器以特定的弹道和特定角度攻击目标,即对速度方向和终端交汇角产生约束;同时,由于受到自身物理属性和发动机推力的限制,其过载也受到约束;另外,对于空中目标,还会受到目标机动和释放干扰等不确定因素的影响,这显然是一个多约束和不确定条件下的制导问题。如果是高超飞行器,对攻角、飞行速度、飞行航迹和飞行姿态有更严格的约束以及热流造成飞行器的弹性变形等随机不确定因素等。因此,需要深入研究满足多约束和不确定条件下的制导律问题。可能的思路是先放宽约束条件和建立粗略的不确定模型,利用现有的控制理论设计带有约束变量和不确定参量的制导律;然后,构建仿真系统,在遍历所要约束条件和不确定环境下进行大量的制导仿真,获得带有标签的样本;接着利用人工智能中神经网络或强化学习等强大学习和推理能力,自适应的估计出约束变量和不确定的参量,从而获得多约束和不确定条件下的智能制导律。也可以直接基于约束条件和不确定环境下对制导影响的主要特征参数,构建合适的深度学习神经网络,通过离线和在线学习的方法获得智能制导律。

4.2 多智能体的智能制导律

(1)多智能体协同智能制导律

近年来,集群智能作为人工智能的一个主要方向获得快速发展,并被广泛应用到无人机编队、机器人编队等协同制导控制中。对于多飞行器协同制导来说,目前主要基于多智能体一致性理论设计协同制导律,解决的主要是网络的拓扑结构、通信和防碰撞等多智能体相互之间的制导影响以及一致性条件是否满足的问题,没有将上述的多源信息融合条件下或多约束不确定条件下的实际影响因素与协同制导设计问题结合。因此,需要对此进行

深入研究,可能的研究方向包括:分布式多维多源异构信息融合下的多飞行器协同智能制导律研究;带有通信延时和防碰撞条件下的多无人飞行器协同智能制导律研究;基于强化学习的多飞行器非线性协同智能制导律研究等。

(2)目标和任务变化下的多智能体智能制导律

当多智能体在攻击目标特别是集群目标时,由于距离较远且目标群无法分开,一开始分配给多智能体的目标可能是一个粗略的目标,等到多智能体能清楚探测、识别具体目标时,需要实时调整任务和再次分配目标。在此过程中,如何进行智能自主制导将是需要研究的问题,即目标和任务动态变化情况下的制导问题。可以考虑采用以下两种思路:一是将目标和任务分类组合,针对每一种组合设计相应的制导律,再采用人工智能中神经网络或强化学习等方法构建学习推理模型,自主地识别目标和任务的分类,学习相应的制导律参数,实现自主智能制导;二是构建仿真环境,在遍历目标和任务情况下,进行大量的制导仿真获取样本,然后构建神经网络或强化学习模型,采用离线学习和动态调整相结合的方法,实现智能自主制导。

5 结束语

智能制导律代表了未来制导律的发展方向,智能化导弹能够在战场上发挥指挥官的作用,对战场全面统筹、监控战场态势,做出相应决策,对战局有举足轻重的影响。国外发达国家已经在智能化导弹的研制上取得建树,因此研究新型智能制导律的意义重大。面对当今世界科学技术高速发展和新军事变革的迅猛推进,加速导弹智能化技术的研究,是巩固我国大国地位,实现“能打仗,打胜仗”的关键所在。

参 考 文 献

- [1] 刘代军,王超磊.空空导弹智能化技术的发展与展望[J].航空兵器,2019,26(1):25-29.
- [2] 文苏丽,陈琦,苏鑫鑫,等.智能化导弹与导弹智能化研究[J].战术导弹技术,2015(6):21-26.
- [3] 宋怡然,何煦虹,文苏丽,等.2015年国外飞航导弹武器与技术发展综述[J].飞航导弹,2016(2):34-38.
- [4] 曾家有,吴杰.智能反舰导弹发展需求及其关键技术[J].战术导弹技术,2018(2):36-42.

- [5] 孟二龙, 高桂清, 王康, 等. 俄罗斯锆石高超声速智能反舰导弹主要优势及启示[J]. 飞航导弹, 2019(11):34-38.
- [6] 丁文东, 何鹏程. 挪威海上攻击导弹(NSM)的发展与性能特点[J]. 飞航导弹, 2013(1):22-26.
- [7] Eun-Jung S, Hungu L, Tahk M. On-line suboptimal midcourse guidance using neural networks [C]. Proceedings of the 35th SICE Annual, IEEE, Tottori, Japan, 1996.
- [8] 张汝川, 顾文锦, 于进勇, 等. 基于 Hopfield 神经网络的最优滑模制导律研究[J]. 宇航学报, 2009, 30(1):220-224.
- [9] Li Z J, Xia Y Q, Su C Y, et al. Missile guidance law based on robust model predictive control using neural-network optimization [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 26(8):1803-1809.
- [10] Shao G, Zhe X, Wang X, et al. Adaptive three-dimensional guidance law based on neural dynamic surface control [C]. Proceedings of the International Conference on Aircraft Utility Systems, IEEE, Beijing, China, 2016.
- [11] Li Q, Zhang W, Han G, et al. Finite time convergent wavelet neural network sliding mode control guidance law with impact angle constraint [J]. International Journal of Automation and Computing, 2015, 12(6):588-599.
- [12] Lai C, Wang W H, Liu Z H, et al. Three-dimensional integrated guidance and control for terminal angle constrained attack against ground maneuvering target [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part G-Journal of Aerospace Engineering, 2019, 233(7):2393-2412.
- [13] 李解, 雷虎民, 王华吉, 等. 基于 RBFNN 增益调节的自适应滑模制导律[J]. 弹箭与制导学报, 2015, 35(3):19-22.
- [14] 佟廷帅, 刘晓利, 张志勇, 等. 基于 RBF 神经网络增益调节的滑模制导律[J]. 兵器装备工程学报, 2019, 40(12):110-114.
- [15] 温先福, 李刚, 张兴, 等. 基于模糊神经网络的滑模变结构制导律的研究[J]. 弹道学报, 2014, 26(4):13-18.
- [16] 周德云, 杨振, 张堃. 基于模糊 RBF 网络的自适应变结构制导律设计[J]. 飞行力学, 2016, 34(4):54-58.
- [17] Wang Y L, Tang S J, Shang W, et al. Adaptive fuzzy sliding mode guidance law considering available acceleration and autopilot dynamics [J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2018, Article ID 6081801.
- [18] 张秦浩, 敖百强, 张秦雪. Q-learning 强化学习制导律[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(2):414-419.
- [19] Liang C, Wang W, Liu Z, et al. Learning to guide: Guidance law based on deep meta-learning and model predictive path integral control [J]. IEEE Access, 2019, 7:47353-47365.
- [20] Rajagopalan A, Faruqi F, Nandagopal N. Intelligent missile guidance using artificial neural networks [J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2015, 4(1):60-76.
- [21] Rajagopalan A. Towards intelligent missile guidance by applying the multi-layer perceptron [D]. Adelaide: University of South Australia, 2016.
- [22] 徐洋. 具有抗红外诱饵能力的空空导弹智能制导律研究[D]. 西安:空军工程大学, 2019.
- [23] Filici C, Pena R S S. Online guidance updates using neural networks [J]. Acta Astronautica, 2010, 66(3-4):477-485.
- [24] Wang C H, Hung K N. Intelligent adaptive law for missile guidance using fuzzy neural networks [J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2013, 15(2):182-191.
- [25] Lin J-M, Lin C-H. Novel intelligent neural guidance law by using multi-optimization algorithms [J]. Journal of Marine Science and Technology, 2017, 25(1):1-14.
- [26] Gaudet B, Furfaro R. Missile homing-phase guidance law design using reinforcement learning [C]. Proceedings of the Guidance, Navigation, and Control, AIAA, Minneapolis, USA, 2012.
- [27] Gaudet B, Furfaro R, Linares R. Reinforcement learning for angle-only intercept guidance of maneuvering targets [J]. Aerospace Science and Technology, 2020, 99, article ID 105746.
- [28] Lee D, Bang H. Planar evasive aircrafts maneuvers using reinforcement learning [J]. Advances in Intelligent Systems & Computing, 2013, 193:533-542.
- [29] 孙景亮, 刘春生. 基于自适应动态规划的导弹制导律研究综述[J]. 自动化学报, 2017, 43(7):1101-1113.
- [30] Han D, Balakrishnan S N. Adaptive critic based neural networks for control-constrained agile missile control [C]. Proceedings of the American Control Conference, IEEE, 1999:2600-2604.

作者简介:



方洋旺(1966-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为飞行器制导与控制、随机最优控制、非线性控制及智能信息处理等。



邓天博(1993-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为飞行器制导与控制。本文通讯作者。



符文星(1974-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为飞行器制导与控制、飞行器先进仿真理论与仿真环境研究等。

[引用格式] 张晓峰, 于登秀, 冯喆, 等. 全向移动小车编队轨迹跟踪及防碰撞控制系统研究[J]. 无人系统技术, 2020, 3(6):43-49.

全向移动小车编队轨迹跟踪及防碰撞控制系统研究

张晓峰¹, 于登秀¹, 冯喆², 徐浩¹

(1. 西北工业大学无人系统技术研究院, 西安 710072; 2. 西安科技大学电气与控制工程学院, 西安 710600)

摘要: 针对麦克纳姆轮全向移动小车编队的轨迹跟踪中可能发生的碰撞问题, 提出了一种在编队运行过程中实现小车个体相互之间防碰撞的轨迹跟踪方法。首先, 建立麦克纳姆轮全向移动小车的运动学和动力学模型; 其次, 基于滑模控制理论对小车编队进行设计, 使其以固定的几何队形达到期望的位置; 然后设计一种人工势能函数来保证编队在运行过程中小车个体间的防碰撞; 最后, 构建出编队的整体输入控制, 并且利用李雅普诺夫理论证明了编队的稳定性。通过仿真验证了小车编队可以保持固定队形实现轨迹跟踪, 并且在运行过程中防止相互之间碰撞。研究以全向移动小车为研究对象, 解决了在防碰撞条件下的编队轨迹跟踪问题, 有助于加快多智能体系统的实用化进程。

关键词: 全向移动小车; 编队控制; 轨迹跟踪; 防碰撞; 滑模控制; 人工势能函数

中图分类号: TP23 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-5915(2020)06-43-07

Trajectory Tracking by Mecanum Wheeled Omnidirectional Vehicles in Formation with Collision Avoidance

ZHANG Xiaofeng¹, YV Dengxiu¹, FENG Zhe², XU Hao¹

(1. Unmanned System Research Institute, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. School of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710600, China)

Abstract: Aiming at the trajectory tracking problem of the omnidirectional vehicles formation of Mecanum wheel, this paper proposes a trajectory tracking method where the vehicles can avoid collision during the formation process. Firstly, the kinematics and dynamics model of the omnidirectional moving vehicle of the Mecanum wheel are established. Secondly, the formation of the vehicles based on the sliding mode control theory is designed so that it can reach the desired position with a fixed geometric formation. Then, in order to ensure that the vehicles do not collide with each other during the formation process, an artificial potential function is designed. Finally, the overall input control of the formation is constructed, and the stability of the formation is proved by Lyapunov theory. Through simulation, it can be verified that the vehicles formation can maintain a fixed formation to achieve trajectory tracking, and cannot collide with each other during operation. The research in this paper takes omnidirectional mobile vehicles as the research object, solves the problem of formation trajectory tracking under anti-collision conditions, and can accelerate the practical process of multi-agent systems.

Key words: Omnidirectional Vehicle; Formation Control; Trajectory Tracking; Collision Avoidance; Sliding Mode Control; Artificial Potential Function

1 引言

多智能体系统编队控制成为当前国际和国内

控制问题研究领域的一个热点,其在航空航天、环境监测、社会学和生物学等领域有着非常广阔的应用前景。本文主要借助人工势场法和滑模控制方

收稿日期:2020-09-05; 修回日期:2020-10-15

基金项目:国家自然科学基金(62006192)

法来研究基于麦克纳姆轮的全向移动小车系统的编队控制问题。

近年来,全向移动小车引起了工业界与相关学者的广泛关注,并且在社会的各个方面得到了很好的应用^[1-4]。文献[5-6]主要研究了麦克纳姆轮全向移动小车的运动学和动力学模型,解决了小车由于未知扰动和模型不确定引起的不稳定问题。文献[7]提出了一种基于模糊小波网络的非奇异终端滑模控制方法,用于麦克纳姆轮全向移动小车的轨迹跟踪和稳定,其中模糊小波网络被用来逼近控制器设计中的一些不确定非线性项。上述文献均是对一台全向移动小车的控制进行研究,然而,随着任务复杂度的增加,一些任务需要多台全向移动小车协同完成。

多台全向移动小车的协同控制属于多智能体系统的研究范畴,已经取得了一定的研究成果。文献[8]考虑了当系统拓扑图是有向图时的一致性问题,并且指出如果系统拓扑图包含有生成树,则该系统将会达到一致。文献[9]应用图论和矩阵理论解决了基于合作架构的一致性协议收敛问题。文献[10]研究了具有定向通信拓扑的二阶非线性多智能体系统的渐进一致性问题,运用滑模控制理论,提出两种新的分布式控制策略并进行仿真,证明了提出的方法有效。但是以上研究均未考虑智能体之间的防碰撞问题,该问题在多智能体系统的实际应用中至关重要。

人工势场法原理简单、实施方便,是实现多智能体系统防碰撞控制的有效解决方案之一^[11-12]。人工势能场法的基本思想为:智能体在一个虚拟的人工势能场中运动,环境中的障碍物对智能体产生排斥力,从而使智能体能够远离障碍物。智能体在所受力的作用下,将会沿着势能场中势能最小的方向运动。文献[13]提出了一种使用人工势能场法和带有虚拟领导者的解决多智能体系统协作与分布式控制的框架,在该框架中,相邻智能体之间的相互作用力驱动智能体运动。文献[14]针对一类二阶非线性多智能体系统,结合人工势场法,提出了一种带避碰策略的自适应先导跟踪编队控制方法。但上文所述对多智能体系统的研究中,其研究对象一般为二阶线性/非线性控制模型,据我们所

知,目前对全向移动小车编队防碰撞控制方面的研究甚少,本文的研究能够推动多台全向移动小车的实际应用,具有重要的指导意义。

本文研究内容如下:首先建立了全向移动小车控制模型;其次,通过图论建立了多智能体系统控制模型;接着,采用滑模控制方法设计了编队轨迹跟踪控制器,采用人工势场法实现了小车间的防碰撞,并对系统的稳定性进行了分析;最后,通过数值仿真证明了控制器的有效性。

2 背景知识

无向图 $G = (V, E)$ 由它的顶点和它的无向边 $e_{ij} = (v_i, v_j) \in E \subset V \times V$ 所给出。注意对无向图而言, $e_{ij} = (v_i, v_j)$, $e_{ji} = (v_j, v_i)$ 标记的是同一条边。图 G 的两个定点 v_i, v_j 称为相邻的顶点或者邻居,如果满足边 $e_{ij} = (v_i, v_j) \in E$, 顶点 v_i 的度 $d_i \in V$ 定义为与他直接相邻的顶点数目。

对于给定的无向图,其邻接矩阵 A 的元素 a_{ij} 取值为1或0,即:

$$a_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{当 } e_{ij} \in E \\ 0, & \text{当 } e_{ij} \notin E \end{cases}$$

顶点 v_i 的度定义为:

$$d_i = \deg(v_i) = \sum_{j=1}^N a_{ij}$$

图 G 的 Laplacian 矩阵 L 定义为: $L = D - A$, 其中 $D = \text{diag}(d_1, \dots, d_N)$ 。

本文中,定义一个领导者的邻接权重矩阵 $B = \text{diag}[b_1 \ b_2 \ \dots \ b_N]^T$, 其中 b_i 代表小车 i 和虚拟领导者之间的通信拓扑权重,如果小车 i 和虚拟领导者之间有通信,则 $b_i > 0$; 否则 $b_i = 0$ 。

引理 1: 对于无向图而言,其拉普拉斯矩阵是半正定矩阵,所以 $L + B$ 为正定矩阵。

$$L + B = \begin{bmatrix} l_{11} + b_1 & \cdots & l_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ l_{N1} & \cdots & l_{NN} + b_N \end{bmatrix}$$

引理 2^[15]: 函数 $V(t)$ 是一个连续函数, $\forall t > 0$, $V(t) \geq 0$, 若 $\dot{V}(t) \leq -\gamma V(t) + \kappa$ 则:

$$V(t) \leq V(0)e^{-\gamma t} + \frac{\kappa}{\gamma} (1 - e^{-\gamma t})$$

其中 γ, κ 为正常数。

3 编队系统描述

3.1 全向移动小车的运动学模型和动力学模型

全向移动小车框架图如图1所示,根据其结构特征以及动力学特征我们可以建立全向移动小车的运动学及动力学模型,模型建立过程如下:

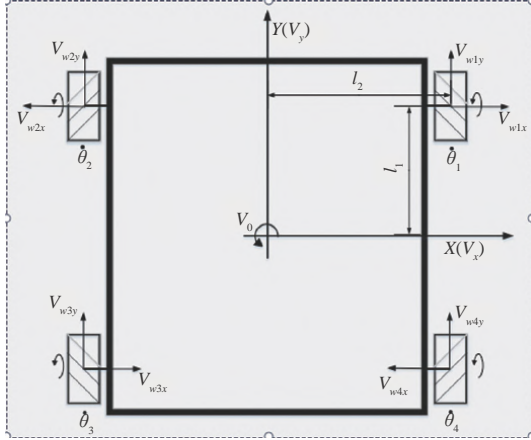


图1 全向移动小车框架图

Fig. 1 Frame diagram of omnidirectional mobile vehicle

$V_w = [V_{w1} \ V_{w2} \ V_{w3} \ V_{w4}]^T \in R^{4 \times 1}$ 为四个轮子的速度矢量, $V_0 = [V_x \ V_y \ V_\theta]^T$ 为小车自身坐标系下整体的速度矢量, R 为轮子的半径, α 为辊子轴线与 X 轴正半轴的夹角, 麦克纳姆轮一般为 45° 。对小车进行整体的运动学分析可得系统的逆运动学模型:

$$V_w = J_0 V_0 \quad (1)$$

$$\text{其中, } J_0 = \begin{bmatrix} -1 & 1 & l_1 + l_2 \\ 1 & 1 & -(l_1 + l_2) \\ -1 & 1 & -(l_1 + l_2) \\ 1 & 1 & l_1 + l_2 \end{bmatrix} \in R^{4 \times 3}.$$

系统的正运动学模型为:

$$\begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ V_\theta \end{bmatrix} = \frac{1}{4} J_0^+ \begin{bmatrix} R\dot{\theta}_1 \\ R\dot{\theta}_2 \\ R\dot{\theta}_3 \\ R\dot{\theta}_4 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中,

$$J_0^+ = \begin{bmatrix} -1 & 1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ \frac{1}{l_1 + l_2} & -\frac{1}{l_1 + l_2} & -\frac{1}{l_1 + l_2} & \frac{1}{l_1 + l_2} \end{bmatrix} \in R^{3 \times 4}.$$

将式(2)转变为世界坐标下系统的运动学

模型:

$$\begin{bmatrix} \dot{\theta}_1 \\ \dot{\theta}_2 \\ \dot{\theta}_3 \\ \dot{\theta}_4 \end{bmatrix} = \frac{1}{R} J(\theta) \begin{bmatrix} \dot{x}_w \\ \dot{y}_w \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中

$J(\theta) =$

$$\begin{bmatrix} -\sqrt{2} \sin(\theta + \frac{\pi}{4}) & \sqrt{2} \cos(\theta + \frac{\pi}{4}) & l_1 + l_2 \\ \sqrt{2} \cos(\theta + \frac{\pi}{4}) & \sqrt{2} \sin(\theta + \frac{\pi}{4}) & -(l_1 + l_2) \\ -\sqrt{2} \cos(\theta + \frac{\pi}{4}) & \sqrt{2} \sin(\theta + \frac{\pi}{4}) & -(l_1 + l_2) \\ \sqrt{2} \sin(\theta + \frac{\pi}{4}) & \sqrt{2} \cos(\theta + \frac{\pi}{4}) & l_1 + l_2 \end{bmatrix}.$$

世界坐标下车辆的位置和方向为 $x = [x_w \ y_w \ \theta]^T$ 而 $J(\theta)$ 为逆运动学的雅可比矩阵, 当雅可比矩阵不满秩时, 系统存在运动学奇异点, 此时系统失去可控性。本文取 $\alpha = 45^\circ$, $l_1 \neq l_2$, 此时雅可比矩阵满秩, 因此全向移动小车通过调节各麦克纳姆轮的转速, 即可改变运动状态, 实现运动可控。

全向移动小车的动能方程为:

$$K = \frac{1}{2} m (V_x^2 + V_y^2) + \frac{1}{2} J_z \omega_z^2 + \frac{1}{2} J_w (\dot{\theta}_1^2 + \dot{\theta}_2^2 + \dot{\theta}_3^2 + \dot{\theta}_4^2) \quad (4)$$

其中 V_x, V_y, ω_z 含义同上, m 是小车整体的质量, J_z 是车体的转动惯量, J_w 为车轮转动惯量。

考虑因为静摩擦导致的能量损失为:

$$D = \frac{1}{2} D_\theta (\dot{\theta}_1^2 + \dot{\theta}_2^2 + \dot{\theta}_3^2 + \dot{\theta}_4^2) \quad (5)$$

其中 D_θ 为麦克纳姆轮的粘性摩擦系数。

引入拉格朗日函数 $L = T_1 + T_2 + T_3 - V$ 。全向移动小车位于平面水平运动, 故 $V = 0$ 。

利用欧拉-拉格朗日方程:

$$\frac{\partial}{\partial t} \frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}} - \frac{\partial L}{\partial \theta} = \tau - \left(\frac{\partial}{\partial \theta} D + F(\dot{\theta}) \right) \quad (6)$$

其中 $\tau = [\tau_1 \ \tau_2 \ \tau_3 \ \tau_4]^T$, $\theta = [\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3 \ \theta_4]^T$, $F(\dot{\theta})$ 为各轮所受的静摩擦力, 并且

$$F(\dot{\theta}) = [f_{c1} \text{sign}(\dot{\theta}_1) \ \cdots \ f_{c4} \text{sign}(\dot{\theta}_4)]^T.$$

由此可得:

$$\tau = M\ddot{\theta} + D_\theta \dot{\theta} + F(\dot{\theta}) \quad (7)$$

$$\text{其中, } \mathbf{M} = \begin{bmatrix} A_J + B_J + J_\omega & -B_J & B_J & A_J - B_J \\ -B_J & A_J + B_J + J_\omega & A_J - B_J & B_J \\ B_J & A_J - B_J & A_J + B_J + J_\omega & -B_J \\ A_J - B_J & B_J & -B_J & A_J + B_J + J_\omega \end{bmatrix},$$

$$\text{并且 } A_J = \frac{m \cdot R^2}{8}, B_J = \frac{J_z \cdot R^2}{16(l_1 + l_2)}$$

对 $\mathbf{v} = [\dot{x}_w \ \dot{y}_w \ \dot{\theta}]^T$ 进行求导, 可得麦克纳姆轮型全向移动小车个体模型如下所示。

$$\dot{\mathbf{v}} = \mathbf{R}\mathbf{J}^+(\theta) \left[\mathbf{M}^{-1}(\boldsymbol{\tau} - \frac{1}{R} D_\theta \mathbf{J}(\theta) \mathbf{v} - \mathbf{F}(\dot{\theta})) \right] - \mathbf{J}^+(\theta) \dot{\mathbf{J}}(\theta) \mathbf{v} \quad (8)$$

其中 $\mathbf{J}^+(\theta)$ 为 $\mathbf{J}(\theta)$ 的逆矩阵, 满足 $\mathbf{J}(\theta) \mathbf{J}^+(\theta) = \mathbf{I}_3$ 。

由上式可推出全向移动小车个体模型:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{v}(t) \\ \dot{\mathbf{v}}(t) = -\mathbf{f}(t) + \mathbf{u}(t) \end{cases} \quad (9)$$

其中 $\mathbf{u}(t) = (\mathbf{R}\mathbf{J}^+(\theta) \mathbf{M}^{-1}) \boldsymbol{\tau}$ 为其控制输入函数; $\mathbf{f}(t)$ 为麦克纳姆轮型全向移动小车个体非线性动态, 且

$$\mathbf{f}(t) = (\mathbf{J}^+(\theta) \dot{\mathbf{J}}(\theta) + D_\theta \mathbf{J}^+(\theta) \mathbf{M}^{-1} \mathbf{J}(\theta)) \mathbf{v} + \mathbf{R}\mathbf{J}^+(\theta) \mathbf{M}^{-1} \mathbf{F}(\dot{\theta})$$

3.2 小车编队设计

以多智能体二阶一致性算法为基础, 结合上述的小车动力学模型建立了一个由虚拟领导者引导的小车编队系统。采用滑模控制理论, 设计了一种分布式控制器, 以保证随着时间的推移, 小车编队控制可以得到满足。

定义一个参考信号, 使虚拟领导者沿着参考信号的轨迹运行, 它的运动学模型为:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_l = \mathbf{v}_l \\ \dot{\mathbf{v}}_l = \mathbf{u}_l \end{cases} \quad (10)$$

其中 $\mathbf{x}_l = [x_{lx} \ x_{ly} \ x_{l\theta}]^T$ 、 $\mathbf{v}_l = [v_{lx} \ v_{ly} \ v_{l\theta}]^T$ 分别表示的是参考信号的位置和速度。 \mathbf{u}_l 为参考信号的控制输入。

定义系统位置和速度误差为:

$$\begin{cases} e_{ix} = \sum_{j \in N} a_{ij} ((\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\delta}_i) - (\mathbf{x}_j - \boldsymbol{\delta}_j)) \\ \quad + b_i (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_l - \boldsymbol{\delta}_i) \\ e_{iv} = \sum_{j \in N} a_{ij} (\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j) + b_i (\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_l) \end{cases} \quad (11)$$

其中 $\boldsymbol{\delta}_i = [\delta_{ix} \ \delta_{iy} \ \delta_{i\theta}]^T$ 代表的是小车 i 与虚拟领导者的相对位置向量。

误差模型采用矩阵形式表示为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\varepsilon}_1 = (\mathbf{L} + \mathbf{B}) \otimes \mathbf{I}_m (\mathbf{x} - \mathbf{1}_N \otimes \mathbf{x}_l - \boldsymbol{\delta}) \\ \boldsymbol{\varepsilon}_2 = (\mathbf{L} + \mathbf{B}) \otimes \mathbf{I}_m (\mathbf{v} - \mathbf{1}_N \otimes \mathbf{v}_l) \end{cases} \quad (12)$$

其中, $\mathbf{x} = [x_1^T, \dots, x_N^T]^T$, $\mathbf{v} = [v_1^T, \dots, v_N^T]^T$,

$\boldsymbol{\delta} = [\delta_1^T, \dots, \delta_N^T]^T$, $\mathbf{1}_N = [1, 1, \dots, 1]^T$ 。

根据公式 (12), 我们可以得到:

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{\varepsilon}}_1 = \boldsymbol{\varepsilon}_2 \\ \dot{\boldsymbol{\varepsilon}}_2 = (\mathbf{L} + \mathbf{B}) \otimes \mathbf{I}_m (-\mathbf{F} + \mathbf{u}_A - \mathbf{1}_N \otimes \mathbf{u}_l) \end{cases} \quad (13)$$

式中, $\mathbf{F} = [f_1^T, \dots, f_N^T]^T$, $\mathbf{u}_A = [u_1^T, \dots, u_N^T]^T$ 。

3.3 避碰问题

在系统中, 全向移动小车之间, 需要保持一定的间距, 以保证小车之间不会发生碰撞, 建立如图2所示的避碰范围。

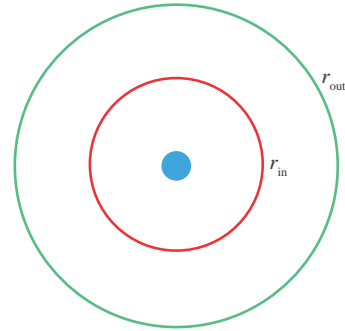


图2 避碰范围

Fig. 2 The range of collision avoidance

在小车运动过程中, 当小车间的范围小于 r_{out} 时, 它们之间可能会存在碰撞, 它们之间的距离小于 r_{in} , 则认为小车间已经发生碰撞。所以对于每个小车在碰撞邻域内都有一组碰撞邻居 $N_i^l = \{v_j \in V: r_{in} \leq \|x_i - x_j\| \leq r_{out}\}$ 。

采用 APF 方法来设计避碰函数。当小车两者之间的范围 $\|d_{ij}\| \geq r_{out}$ 时, 控制输入为 0, 其中, $d_{ij} = x_i - x_j$, 当小车两者之间的范围 $\|d_{ij}\| \rightarrow r_{in}$ 的时候控制输入产生的排斥力逐渐增大。该势能函数设计为:

$$G_1(x) = \begin{cases} k \int_{d_{ij}}^{r_{out}} g_1(s) ds, & d_{ij} \in [r_{in}, r_{out}] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

其中 k 为势能函数系数,并且

$$g_1(x) = \frac{1}{2} [1 + \cos(\pi \frac{d_{ij} - r_{in}}{r_{out} - r_{in}})] + 1 \quad (15)$$

然后将 x_i 位置的小车的避碰控制定义为:

$$f_i^l = -\sum_{j \in N_i^l} \nabla_{x_i} G_1(x) \quad (16)$$

其中 ∇_{x_i} 为 x_i 的梯度。

4 控制器设计及稳定性证明

控制输入设计的目的是为了使小车编队系统以固定的几何队形来实现渐进一致性,同时在运行过程中小车个体之间避免碰撞。

根据滑模控制理论,为了使小车编队实现渐进一致性,我们设计整体编队的滑模流形为:

$$S = \mu \varepsilon_1 + \varepsilon_2 \quad (17)$$

其中, μ 为一正定值。

设计编队轨迹跟踪控制器为:

$$\begin{aligned} u_A &= F + 1_N \otimes u_l + (L + B)^{-1} \otimes I_m \cdot \\ &\quad (-\mu \varepsilon_2 - c_1 S - c_2 \operatorname{sgn}(S)) \end{aligned} \quad (18)$$

其中, c_1, c_2 为正定值。

设计碰撞避免项的控制器为:

$$u_C = [u_{c,1} \quad u_{c,2} \quad \cdots \quad u_{c,N}]^T \quad (19)$$

其中 $u_{c,j}$ 是第 j 个全向移动小车的碰撞避免控制项,

且 $u_{c,i} = -\sum_{j \in N_i^l} \nabla_{x_i} G_1(x)$ 。

故系统总控制器 u 为:

$$u = u_A + u_C \quad (20)$$

定理 1. 对于公式(17)所示的误差系统,分布式控制器(20)能够保证集群系统跟踪误差的渐近收敛,即集群系统能够实现预期的编队轨迹跟踪及防碰撞控制效果。

证明. 设计李雅普诺夫函数:

$$V = \frac{1}{2} S^T S \quad (21)$$

对函数 V 进行求导:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= S^T \dot{S} \\ &= S^T [\mu \varepsilon_2 + (L + B) \otimes I_m (-F + u - 1_N \otimes u_l)] \end{aligned}$$

将总的控制输入 u 代入可得:

$$\dot{V} = -c_1 S^T S - c_2 S^T \operatorname{sgn}(S) + S^T (L + B) \otimes I_m u_C$$

根据牛顿第三运动定律,任何两个小车之间所受的虚拟避碰斥力大小相等方向相反。对于无向图而言,拉普拉斯矩阵是对称的,所以有 $(L + B) \otimes I_m u_C = 0$ 。因此:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -c_1 S^T S - c_2 S^T \operatorname{sgn}(S) + S^T (L + B) \otimes I_m u_C \\ &= -c_1 S^T S - c_2 S^T \operatorname{sgn}(S) \\ &= -c_1 S^T S - c_2 \|S\| < 0 \end{aligned}$$

由此可得系统最终可以达到稳定状态。

当达到滑模面上,即 $S = 0$ 时, $\mu \varepsilon_1 + \varepsilon_2 = 0$,

故: $\dot{\varepsilon}_1 = -\mu \varepsilon_1$ 。

设计李雅普诺夫函数为:

$$V_1 = \frac{1}{2} \varepsilon_1^T \varepsilon_1 \quad (22)$$

对其进行求导得:

$$\dot{V}_1 = \varepsilon_1^T \dot{\varepsilon}_1 = \varepsilon_1^T \varepsilon_2 = -\mu \varepsilon_1^T \varepsilon_1 < -2\mu V_1$$

由引理 2 可得:当 $t \rightarrow \infty$ 时, $\varepsilon_1 \rightarrow 0$ 同时 $\varepsilon_2 \rightarrow 0$ 。

注 1. 文中 u_A 能够驱动多麦克纳姆轮车系统实现预期的编队轨迹跟踪控制效果, u_C 能够保证系统中的麦克纳姆轮车之间不会发生碰撞,并且该部分控制输入仅在任意两台麦克纳姆轮车之间的距离 $\|x_i - x_j\| < r_{out}$ 时起作用。

5 仿真实验

为了验证所提出控制策略的有效性,我们进行了仿真实验。在实验中,小车编队共有六辆小车。他们的通信拓扑结构如图 3 所示,并且在表 1 中列出小车个体的主要参数值。

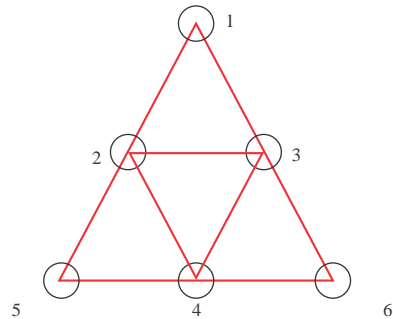


图3 小车编队拓扑图

Fig. 3 Topology of vehicles formation

表1 小车的主要参数

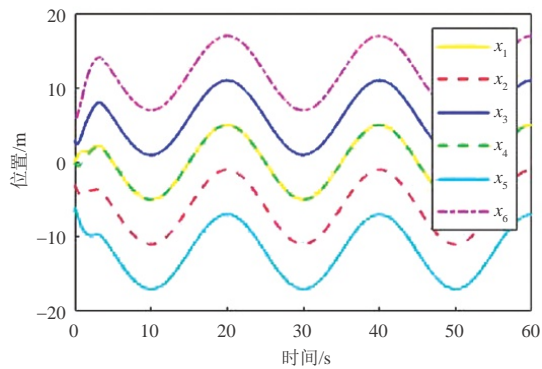
Table 1 The main parameters of the vehicles

符号	名称	数值
R	麦克纳姆轮半径	0.05 m
$2l_1$	全向移动小车长度	0.8 m
$2l_2$	全向移动小车宽度	0.5 m
m	全向移动小车重量	8 kg
J_z	全向移动小车转动惯量	0.1 N·m
J_ω	车轮的转动惯量	0.2 N·m
D_θ	粘性摩擦系数	0.2
μ	静摩擦系数	0.125

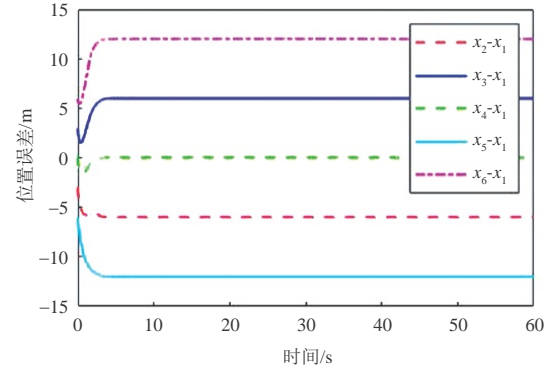
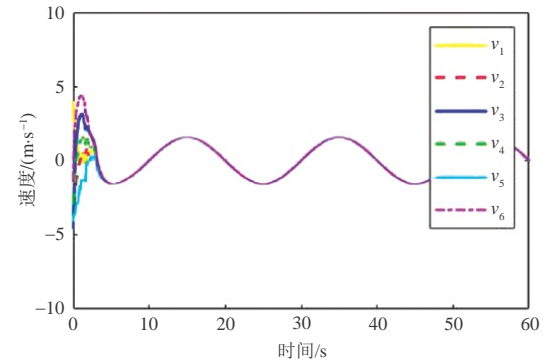
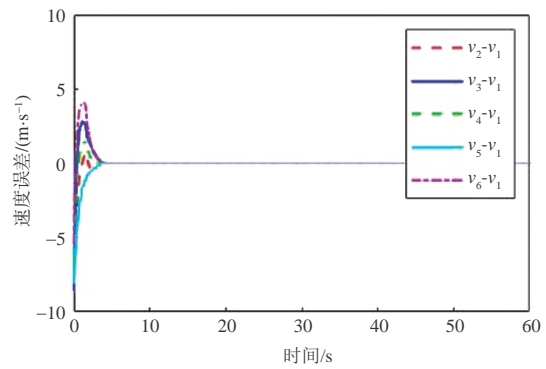
此外给定六个小车的初始位置分别为: $\mathbf{x}_{1,0} = [0, 0, 0]^T$, $\mathbf{x}_{2,0} = [-5, -5, 0]^T$, $\mathbf{x}_{3,0} = [5, -5, 0]^T$, $\mathbf{x}_{4,0} = [0, -10, 0]^T$, $\mathbf{x}_{5,0} = [-10, -10, 0]^T$, $\mathbf{x}_{6,0} = [10, -10, 0]^T$; 小车在初始位置保持静止。给定参考信号的信息为: $\mathbf{x}_i = [5\cos(0.1\pi t), 5\sin(0.1\pi t), 0]^T$, 分别设定每个小车与虚拟领导者之间的位置偏差向量为 $\delta_{1,0} = [0, 0, 0]^T$, $\delta_{2,0} = [-6, -6, 0]^T$, $\delta_{3,0} = [6, -6, 0]^T$, $\delta_{4,0} = [0, -12, 0]^T$, $\delta_{5,0} = [-12, -12, 0]^T$, $\delta_{6,0} = [12, -12, 0]^T$ 。

设置滑模控制参数为 $c_1 = 5$; $c_2 = 1$; $\mu = 2$, 设置防碰撞控制参数为 $r_{in} = 2$; $r_{out} = 5$ 。

以 x 方向上的编队状态为例, 图4为小车编队的位置跟踪轨迹, 图5为小车编队的位置跟踪误差, 图6为小车编队的速度跟踪轨迹, 图7为小车编队的速度跟踪误差。由图5可以看出小车编队过程中可以相互之间保持固定的队形。由图4可以看出编队中的每一个小车都可以追踪参考信号, 按照参考信号的轨迹运行。由图6和图7可以看出在编队运行过程中, 小车编队可以按照同一速度运

图4 小车编队在 x 方向的位置跟踪轨迹Fig. 4 Position tracking trajectory of vehicles formation in x direction

行。由图8所示, 两辆小车之间的最小距离在编队运动开始的阶段进入到防碰撞控制区域, 但在人工势场以及编队控制算法的共同作用下迅速脱离, 并且任意辆小车之间的最小距离始终与 r_{in} 保持一定的偏差, 说明在编队控制过程中并没有发生碰撞。

图5 小车编队在 x 方向的位置跟踪误差Fig. 5 Position tracking errors of vehicles formation in x direction图6 小车编队在 x 方向的速度跟踪轨迹Fig. 6 Velocity tracking trajectory of vehicles formation in x direction图7 小车编队在 x 方向的速度跟踪误差Fig. 7 Velocity tracking errors of vehicles formation in x direction

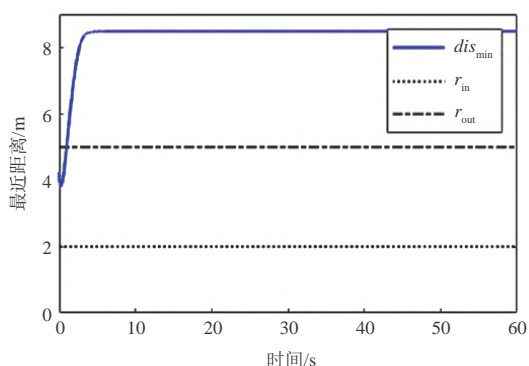


图8 小车之间的最小距离

Fig. 8 Minimum distance between of vehicles

6 结 论

本文针对全向移动小车编队的轨迹跟踪及防碰撞问题,采用滑模控制理论设计了一种分布式控制器,使小车编队以固定的几何队形逐渐到达期望的位置,并且设计了一种人工势能函数。在编队运行过程中使小车保持距离避免相互碰撞,本研究以全向移动小车为研究对象,解决了编队轨迹跟踪过程中的防碰撞控制问题,有助于加快多智能体系统的实用化进程。

参 考 文 献

- [1] Chen M. Disturbance attenuation tracking control for wheeled mobile robots with skidding and slipping[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(4):3359–3368.
- [2] Yang J Y, Xiao F, Chen, T W. Event-triggered formation tracking control of nonholonomic mobile robots without velocity measurements[J]. Automatica, 2020, 112:1–11.
- [3] Yang H, Guo M, Xia Y, et al. Trajectory tracking for wheeled mobile robots via model predictive control with softening constraints[J]. IET Control Theory & Applications, 2018, 12(2):206–214.
- [4] Shojaei K, Shahri A. M. Output feedback tracking control of uncertain non-holonomic wheeled mobile robots: A dynamic surface control approach [J]. IET Control Theory & Applications, 2012, 6(2):216–228.
- [5] Huang H, Lin S. A Hybrid metaheuristic embedded system for intelligent vehicles using hypermutated firefly algorithm optimized radial basis function neural network [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(2):1062–1069.
- [6] Alakshendra V, Chiddarwar S S. Adaptive robust control of Mecanum-wheeled mobile robot with uncertainties [J]. Nonlinear dynamics, 2017, 87(4):2147–2169.

- [7] Tsai C, Wu H. Nonsingular terminal sliding control using fuzzy wavelet networks for Mecanum wheeled omni-directional vehicles [C]. International Conference on Fuzzy Systems, Barcelona, Spain, 2010.
- [8] Zhang S, Duan G. Distributed continuous-time consensus seeking in multi-agent systems [C]. 2011 2nd International Conference on Intelligent Control and Information Processing, Harbin, China, 2011.
- [9] Fax J A, Murray R M. Information flow and cooperative control of vehicle formations [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2004, 49(9):1465–1476.
- [10] Ren C, Chen C L P. Sliding mode leader-following consensus controllers for second-order non-linear multi-agent systems[J]. IET Control Theory & Applications, 2015, 9(10):1544–1552.
- [11] Khatib O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots [J]. International Journal of Robotics Research, 1986, 5(1):90–98.
- [12] A. Mondal, L. Behera, S. R. Sahoo, et al. A novel multi-agent formation control law with collision avoidance [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2017, 4(3):558–568.
- [13] Leonard N E, Fiorelli E. Virtual leaders, artificial potentials and coordinated control of groups [C]. Proceedings of the 40th IEEE Conference on Decision and Control, Orlando, USA, 2001.
- [14] Shi Q, Li T, Li J, et al. Adaptive leader-following formation control with collision avoidance for a class of second-order nonlinear multi-agent systems [J]. Neurocomputing, 2019, 350:282–290.
- [15] Hu J, Lin Y S. Consensus control for multi-agent systems with double-integrator dynamics and time delays [J]. IET Control Theory & Applications, 2010, 4(1):109–118.

作者简介:



张晓峰(1979–),男,博士,副研究员,主要研究方向为非线性控制和智能控制在多无人飞行器中的应用。



于登秀(1990–),男,博士,副教授,主要研究方向为智能控制算法设计、群体智能算法。本文通讯作者。



冯 喆(1997–),男,硕士研究生,主要研究方向为多智能体系统。



徐 浩(1996–),男,硕士研究生,主要研究方向为多智能体系统、群体智能算法等。

[引用格式] 王延祥, 王宏伦, 吴健发, 等. 基于流体扰动算法与深度神经网络的无人机自适应路径规划[J]. 无人系统技术, 2020, 3(6): 50-58.

基于流体扰动算法与深度神经网络的 无人机自适应路径规划

王延祥^{1,2}, 王宏伦^{1,2}, 吴健发^{1,2}, 伦岳斌^{1,2}

(1. 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院, 北京 100191;

2. 北京航空航天大学飞行器控制一体化技术重点实验室, 北京 100191)

摘要: 鉴于现有的无人机路径规划方法难以兼顾路径质量和计算效率, 提出了一种将扰动流体动态系统与深度神经网络相结合的自适应路径规划方法。首先, 基于扰动流体算法仿真生成样本数据以解决样本数量不足的问题, 并通过灰狼优化算法和滚动时域控制优化样本性能。然后, 利用深度神经网络强大的学习能力, 从样本数据中提取无人机与目标点、障碍物之间的相对位姿信息作为深度神经网络的输入, 以扰动流体算法的参数作为深度神经网络输出端的特征提取, 离线训练深度神经网络。之后, 利用训练好的深度神经网络基于当前环境信息实时动态调整扰动流体参数。最后, 通过仿真验证得知该方法具有较高的鲁棒性, 规划的路径质量较高, 且计算开销较小符合实时性要求, 增强了无人机对环境的自适应能力。

关键词: 无人机; 路径规划; 扰动流体动态系统; 深度神经网络; 灰狼优化算法; 滚动时域控制

中图分类号: V249.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-5915(2020)06-50-09

Adaptive Path Planning for UAV Based on Interfered Fluid Algorithm and Deep Neural Network

WANG Yanxiang^{1,2}, WANG Honglun^{1,2}, WU Jianfa^{1,2}, LUN Yuebin^{1,2}

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

2. Science and Technology on Aircraft Control Laboratory, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: In view of the existing path planning methods of UAV are difficult to consider both path quality and computational efficiency, this paper proposes an adaptive path planning method by combining interfered fluid dynamical system with deep neural network. Firstly, the interfered fluid algorithm is used to generate sample data, and the grey wolf optimizer and rolling horizon control are used to optimize the sample performance. Then, with the strong learning ability of the deep neural network, the relative pose information between UAV, destination and obstacles are extracted from the sample data as the input of deep neural network, and the interfered fluid parameters are used as the feature extraction of the output end to train the deep neural network offline. Next, the trained deep neural network is used to dynamically adjust the parameters of the interfered fluid algorithm based on the current environmental information. Finally, the simulation results show that the proposed method has high robustness, the quality of the planned path is high, and the calculation cost is small, which meets the real-time requirements. The proposed method enhances the adaptive ability of UAV to the environment.

Key words: Unmanned Aerial Vehicle(UAV); Path Planning; Interfered Fluid Dynamical System; Neural Network; Grey Wolf Optimizer; Rolling Horizon Control

1 引言

无人机因其具有性价比高、生存性强和可执行高风险任务等优点,在军事和民用领域得到了广泛的发展^[1]。在军事应用领域中,无人机已广泛应用于对地攻击、边境巡逻、战术侦察、目标识别等各种军事任务中;在民用领域中,无人机可有效地执行森林火灾检测、资源探测、搜救、航空拍摄、天气预报、测绘等任务。最近30多年来,随着人工智能技术、计算机技术、控制技术、电子信息等技术的发展,世界各国对无人机领域持续密切关注并加大投入,无人机技术取得了长足的发展和进步,代表了当今高新技术发展的方向。无人机作为一类典型的自主无人控制系统,智能化与自主化是其本质特征与未来趋势。路径实时规划对提高自主飞行能力具有重要作用,而安全避障技术是提高无人机自主飞行能力的关键技术之一。因此,本文对三维复杂动态环境下的无人机实时路径规划技术进行了研究。

本文研究的无人机自主避障问题是指由已知环境信息或传感器(如前视声纳、高频雷达等)实时检测到的环境信息(如障碍物信息等),自主决定无人机的三维避障行为。此外,避障行为应引导无人机由出发点按照一条较优的航路飞向目标点,针对复杂环境下的避障问题,需要考虑环境约束(如各种障碍物、禁飞区、突发威胁等)和无人机运动学约束(如最大转弯速度和最大爬升速率等),使避障问题求解复杂化。在过去的几十年里,经过众多学者们的努力,虽然无人机的自主避障技术取得了丰硕的研究成果,但大多方法都难以在三维复杂动态环境下实时规划出性能指标较优的路径。

现有的这些无人机避障方法主要包括模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)方法^[2],快速探索随机树(Rapidly-exploring Random Trees, RRT)方法^[3],人工势场(Artificial Potential Field, APF)法^[4],智能优化算法(如遗传算法^[5]、粒子群优化算法^[6])。然而,上述方法主要适用于二维平面,而在三维复杂环境中,计算量将显著增加。此外,生成路径的平滑度也不够理想。

为解决上述避障方法中存在的问题,近年来,受河流中的流水能够顺利避开岩石并最终到达目

的地这一自然现象启发,王宏伦等提出了一系列基于流体计算的方法^[7-11],该方法可满足三维复杂环境中的实时路径规划和避障任务需求。其中扰动流体动态系统(Interfered Fluid Dynamical System, IFDS)是最具代表性的方法,该方法具有计算效率高、处理不同形状障碍物、规划路径平滑、适用范围广等诸多优点。需要注意的是,IFDS有很多参数,这些参数会影响路径的质量。因此寻找合适的参数以生成高质量的路径显得尤为重要,Yao等^[12]提出了基于改进的灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)的IFDS的参数优化方法。但是这种方法只适用于静态已知的环境,而无人机的实际飞行环境通常是动态的、未知的,需要处理各种动态情况。为了提高动态复杂环境中的路径质量,Wu等^[13]根据无人机实时的周围环境信息,采用滚动时域优化控制来不断优化IFDS参数。然而,这种方法计算量较大,很难保证路径规划的实时性。到目前为止,缺乏对动态环境下参数实时优化的相关研究。

近年来,随着人工智能技术的发展,人工神经网络在路径规划中得到了广泛的应用^[14]。基于深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)的路径规划存在的难点和重点是如何获取高质量、足数量的训练样本,样本的数量及质量直接影响了路径规划的效率。目前,基于DNN的路径规划研究还处于探索阶段,研究成果较少。

基于以上分析,在复杂环境下如何根据环境信息实时自适应调整IFDS参数是一个难题。本文提出了一种基于DNN和IFDS的无人机路径规划方法。本文主要由以下三部分组成:(1)基于IFDS的路径规划模块是基础,(2)基于灰狼优化算法和滚动时域控制(Receding Horizon Control, RHC)的仿真样本生成模块主要用来优化样本质量,(3)基于DNN的IFDS系数自适应优化模块是提高路径质量、减少计算开销的关键。

2 无人机避障问题描述

2.1 无人机运动学模型

本文假设无人机装备了稳定的底层控制系统,可以实现对俯仰角、偏航角、滚转角等姿态角以及速度的稳定跟踪或保持。因此可将无人机模型简化为三自由度质点模型,在三维坐标系下的运动学

模型如下所示:

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cos \gamma \cos \psi \\ \dot{y} = v \cos \gamma \sin \psi \\ \dot{z} = v \sin \gamma \end{cases} \quad (1)$$

其中, $p=(x, y, z)$ 表示在惯性坐标系下无人机的位置, $v=(\dot{x}, \dot{y}, \dot{z})^T$ 表示无人机速度, v, γ, ψ 分别表示无人机的速度大小、爬升角和航向角, γ 应满足无人机的动力学约束条件 $\gamma \leq \gamma_{\max}$ 。爬升速率 $\dot{\gamma}$ 和转弯速率 $\dot{\psi}$ 作为无人机的控制输入, 其应满足控制输入约束条件 $|\dot{\gamma}| < \dot{\gamma}_{\max}, |\dot{\psi}| < \dot{\psi}_{\max}$ 。

本文采用比例反馈和前馈控制来确定控制输入:

$$\begin{cases} \dot{\psi} = \dot{\psi}^d + k_{\psi}(\psi^d - \psi) \\ \dot{\gamma} = \dot{\gamma}^d + k_{\gamma}(\gamma^d - \gamma) \end{cases} \quad (2)$$

其中, ψ^d, γ^d 分别表示期望的航向角和爬升角, 这可以通过期望飞行速度 v^d 求得, 角速率指令 $\dot{\psi}^d$ 和 $\dot{\gamma}^d$ 可以通过差分计算得到。比例因子 k_{ψ}, k_{γ} 分别表示航向角和爬升角时间常数的倒数。令无人机的航向角误差和爬升角误差分别为 $e_{\psi} = \psi^d - \psi$ 、 $e_{\gamma} = \gamma^d - \gamma$, 通过公式(2)可以推出 $\dot{e}_{\psi} = -k_{\psi} \cdot e_{\psi}$, $\dot{e}_{\gamma} = -k_{\gamma} \cdot e_{\gamma}$ 。这说明无人机的航向角误差和爬升角误差均以指数形式衰减到0, 无人机的飞行速度 v 能迅速收敛到期望的飞行速度 v^d 。因此, 本文重点研究如何获得期望的飞行速度 v^d 。

2.2 障碍物模型

在复杂的飞行环境中, 通常存在许多类型的障碍物, 如山峰、建筑物等。这些障碍物可以用圆锥体、圆柱体、长方体、半球体等标准的凸多面体来等效包络, 它们可以由统一的公式建模得到:

$$\Gamma(p) = \left(\frac{x - x_b}{a}\right)^{2m} + \left(\frac{y - y_b}{b}\right)^{2n} + \left(\frac{z - z_b}{c}\right)^{2l} \quad (3)$$

其中, (x_b, y_b, z_b) 表示障碍物的中心位置; m, n, l 和 a, b, c 均为大于0的数, 他们决定了障碍物的尺寸和外形。 $\Gamma(p) < 1, \Gamma(p) = 1, \Gamma(p) > 1$ 分别表示障碍物的内部、表面、外部。在本文中, 所有障碍物的内部和表面被定义为禁飞区或危险区:

$$D^F = \bigcup_{k=1}^K D_k^F, D_k^F = \{p | \Gamma_k(p) \leq 1\} \quad (4)$$

其中 K 表示障碍物的个数, 为了确保飞行安全, 无人机在飞行过程中应始终飞行在禁飞区外, 即 $p \notin D^F$ 。

3 IFDS

受自然界流水避石现象的启发, 把河流中的岩石等效替代为无人机飞行环境中的障碍物, 当河流中不存在岩石时, 流水沿笔直的流线到达目标点, 这可以看作初始流场, 初始流线可视为无障碍环境下无人机飞行航路。当河流中存在岩石时, 流水可以平滑的绕过岩石到达目标点, 这等效为扰动流场, 扰动流线可视为障碍物环境下的无人机避障航路。因此, 当飞行环境中不存在障碍物时, 无人机应从当前位置沿直线飞行至目的地。假设目的地为 (x_d, y_d, z_d) , 初始期望的流体速度可以定义为:

$$v^d = \frac{-v}{d} [x - x_d, y - y_d, z - z_d]^T \quad (5)$$

其中 $d = \sqrt{(x - x_d)^2 + (y - y_d)^2 + (z - z_d)^2}$ 表示无人机与目标点之间的欧氏距离。

当飞行环境中存在障碍物时, 假设障碍物的数量为 K 。将障碍物对初始流场的影响用总的扰动矩阵 M 来量化:

$$M = \sum_{k=1}^K w_k M_k \quad (6)$$

其中 w_k 表示第 k 个障碍物的权重系数, 其值取决于无人机与障碍物表面之间的距离, 以及障碍物的尺寸、形状等:

$$w_k = \begin{cases} 1 & K = 1 \\ \prod_{i=1, i \neq k}^K \frac{\Gamma_i - 1}{(\Gamma_i - 1) + (\Gamma_k - 1)} & K \neq 1 \end{cases} \quad (7)$$

因为 $w_{\text{sum}} = \sum_{k=1}^K w_k \leq 1$, 因此需要进一步做归一化处理: $w_k = w_k / \sum_{i=1}^K w_i$ 。

M_k 表示第 k 个障碍物的扰动矩阵, 定义如下:

$$M_k = I - \frac{n_k n_k^T}{|\Gamma_k| \frac{1}{\rho_k} |n_k|^2} + \frac{t_k n_k^T}{|\Gamma_k| \frac{1}{\sigma_k} |t_k| |n_k|} \quad (8)$$

其中 I 为三阶单位矩阵, 代表吸引矩阵; $-\frac{n_k n_k^T}{|\Gamma_k| \frac{1}{\rho_k} |n_k|^2}$

为排斥矩阵; $\frac{t_k n_k^T}{|\Gamma_k| \frac{1}{\sigma_k} |t_k| |n_k|}$ 为切向矩阵。 n_k 表示垂

直于第 k 个障碍物向外的径向法向量, 即为障碍物

函数 $\Gamma(\mathbf{p})$ 的偏导数向量 $\left[\frac{\partial \Gamma_k}{\partial x}, \frac{\partial \Gamma_k}{\partial y}, \frac{\partial \Gamma_k}{\partial z} \right]^T$ 。此外,

$\rho_k = \rho \cdot e^{\left(1 - \frac{1}{d \cdot l}\right)}$, 其中 ρ 为排斥系数, l 为无人机与障碍物表面之间的距离; 相似的, $\sigma_k = \sigma \cdot e^{\left(1 - \frac{1}{d \cdot l}\right)}$, σ 为切向系数。无人机对障碍物的反应程度可以通过改变排斥系数和切向系数来调整。系数越大, 无人机躲避障碍物的时机越早、幅度越大。 \mathbf{t}_k 是第 k 个障碍物切向平面内任意方向的切向量, 定义两个互相垂直的切向量:

$$\begin{cases} \mathbf{t}_k^1 = \left[\frac{\partial \Gamma_k}{\partial y}, -\frac{\partial \Gamma_k}{\partial x}, 0 \right]^T \\ \mathbf{t}_k^2 = \left[\frac{\partial \Gamma_k}{\partial x} \frac{\partial \Gamma_k}{\partial z}, \frac{\partial \Gamma_k}{\partial y} \frac{\partial \Gamma_k}{\partial z}, -\left(\frac{\partial \Gamma_k}{\partial x} \right)^2 - \left(\frac{\partial \Gamma_k}{\partial y} \right)^2 \right]^T \end{cases} \quad (9)$$

以 \mathbf{t}_k^1 为 x' 轴, \mathbf{t}_k^2 为 y' 轴, \mathbf{n}_k 为 z' 轴建立坐标系 $o'-x'y'z'$, 则切平面内的任意单位切向量在 $o'-x'y'z'$ 中可表示为:

$$\mathbf{t}_k' = [\cos \theta_k, \sin \theta_k, 0]^T \quad (10)$$

其中 $\theta_k \in [-\pi, \pi]$ 为切向方向系数, 表示切向量沿 \mathbf{n}_k (即 z' 轴) 旋转的角度。 \mathbf{t}_k' 在惯性坐标系 $o-xyz$ 中表示为 \mathbf{t}_k , 可通过如下公式转换得到:

$$\mathbf{t}_k = \mathbf{R}_k \mathbf{t}_k' \quad (11)$$

\mathbf{R}_k 表示坐标系 $o'-x'y'z'$ 到 $o-xyz$ 的坐标转换矩阵。

对于静态障碍物, 通过利用扰动矩阵修正初始流场流速即可得到扰动流场流速:

$$\bar{\mathbf{v}}^d = \mathbf{M} \mathbf{v}^d \quad (12)$$

$\bar{\mathbf{v}}^d$ 即为障碍环境下的期望飞行速度。

接下来考虑无人机对动态障碍物的规避, 首先根据第 k 个障碍物实际运动速度的预测值 $\mathbf{u}_{k, \text{obs}}$, 定义参考速度:

$$\mathbf{v}_{k, \text{obs}} = e^{\frac{-1}{\lambda} (\Gamma - 1)} \mathbf{u}_{k, \text{obs}} \quad (13)$$

其中, $\lambda \in \mathbb{R}_+$, 其值越大, 无人机躲避动态障碍物的时机也就越早。根据公式(13)可知, 当无人机距离障碍物较远时, $\mathbf{v}_{k, \text{obs}}$ 将会趋近于 0, 因此引入参考速度可有效避免无人机不必要的机动; 而当无人机距离障碍物较近时, 参考速度接近于实际速度, 因此可保证参考速度的准确性。由于各个障碍物的运动互不相关, 如果考虑所有动态障碍物的参考速度

不仅会增加计算开销, 甚至还可能导致无人机避障行为的连锁效应, 因此很难准确地考虑所有障碍物的运动信息。为简化计算, 本文从所有障碍物的参考速度中选取最大值作为总参考速度:

$$\mathbf{v}_{\text{obs}} = \mathbf{v}_{k^*, \text{obs}}, k^* = \arg \max_{k \in \{1, \dots, K\}} |\mathbf{v}_{k, \text{obs}}| \quad (14)$$

然后, 构建相对流场, 其中相对初始流场的流速为 $\mathbf{v}^d - \mathbf{v}_{\text{obs}}$, 相对扰动流场的流速为 $\bar{\mathbf{v}}^d - \mathbf{v}_{\text{obs}}$, 因此可以将动态障碍物转换为静态障碍物来处理:

$$\bar{\mathbf{v}}^d = \mathbf{M}(\mathbf{v}^d - \mathbf{v}_{\text{obs}}) + \mathbf{v}_{\text{obs}} \quad (15)$$

即可得到无人机躲避动态障碍物时的期望飞行速度。

4 基于 GWO 和滚动时域优化仿真样本的生成

4.1 GWO

GWO 是一种非常高效的智能优化算法, 通过模仿灰狼群的社会等级制度和捕食策略, 不断迭代寻找最优值^[15]。它具有稳定性好、搜索能力强、收敛性快等优点, 已被证明适用于众多工程问题。灰狼是群居动物, 有严格的社会等级制度和合作工作, 如图 1 所示, 一个种群中的灰狼可以从高到低分为四个等级: 首领狼 α 、副首领狼 β 、普通狼 δ 和底层狼 ω , 且等级越高, 个体数量越少。通常等级较低的狼会服从等级较高的狼的命令, 有时也会向高等级狼提出建议。为了便于对狼群等级制度进行数学建模, 定义群体中历史最优解为首领狼 α , 次最优解和第三最优解分别为副首领狼 β 和普通狼 δ , 所有其他个体为 ω 。

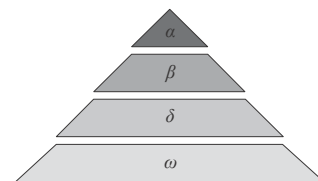


图1 灰狼群体等级制度

Fig. 1 Grey wolf group hierarchy

灰狼在捕食过程中主要有三个步骤: 第一, 狼群追踪猎物; 第二, 狼群包围猎物; 第三, 狼群逐渐缩小包围范围, 接近猎物并将其捕获。假设在 D 维的搜索空间内, 狼群 X 的个体数量为 N , 即 $X = (X_1, X_2, X_3, \dots, X_N)$, 第 i 只灰狼的位置定义为 $X_i =$

$(X_i^1, X_i^2, X_i^3, \dots, X_i^D)$, 其中 X_i^d 表示第 i 只灰狼在第 d 维上的位置。

首先描述灰狼逐渐靠近并包围猎物的行为, 第 i 只灰狼在第 d 维的位置满足以下公式:

$$X_i^d(t+1) = X_p^d(t) - A_i^d |C_i^d \cdot X_p^d(t) - X_i^d(t)| \quad (16)$$

其中 t 为当前迭代次数, X_p^d 表示猎物在第 d 维的位置, $A_i^d |C_i^d \cdot X_p^d(t) - X_i^d(t)|$ 表示包围步长, A_i^d, C_i^d 定义如下:

$$\begin{cases} A_i^d = 2a \cdot \text{rand}_1 - a \\ C_i^d = 2 \cdot \text{rand}_2 \end{cases} \quad (17)$$

其中, $\text{rand}_1, \text{rand}_2$ 表示 $[0, 1]$ 之间的随机数, 变量 a 随迭代次数的增加从最大值 a_{\max} 递减到最小值 a_{\min} :

$$a = a_{\max} - (a_{\max} - a_{\min})(t/t_{\max}) \quad (18)$$

其中 t_{\max} 表示最大迭代次数。

灰狼在围捕猎物时往往知道猎物的位置 X_p (即实际参数优化问题中的最优解), 但在实际参数优化过程中, 猎物位置 X_p 是未知的。通常情况下, 灰狼 α, β, δ 能更好地反应猎物的潜在位置, 因此灰狼群体可以根据 α, β, δ 的位置 $X_\alpha, X_\beta, X_\delta$ 进行搜索:

$$\begin{cases} X_{i,\alpha}^d(t+1) = X_\alpha^d(t) - A_{i,\alpha}^d |C_{i,\alpha}^d X_\alpha^d(t) - X_i^d(t)| \\ X_{i,\beta}^d(t+1) = X_\beta^d(t) - A_{i,\beta}^d |C_{i,\beta}^d X_\beta^d(t) - X_i^d(t)| \\ X_{i,\delta}^d(t+1) = X_\delta^d(t) - A_{i,\delta}^d |C_{i,\delta}^d X_\delta^d(t) - X_i^d(t)| \end{cases} \quad (19)$$

$$X_i^d(t+1) = \frac{1}{3} \omega_j \sum_{j=\alpha,\beta,\delta} X_{i,j}^d(t+1) \quad (20)$$

其中, $\omega_j (j = \alpha, \beta, \delta)$ 表示 α, β, δ 的权重系数:

$$\omega_j = \frac{f(X_j(t))}{f(X_\alpha(t)) + f(X_\beta(t)) + f(X_\delta(t))} \quad (21)$$

其中 $f(X_j(t))$ 表示第 j 只狼在 t 时刻的适应度值, 在本文中 f 为规划的路径长度。

4.2 滚动时域优化

基于 DNN 的自适应优化效果在很大程度上取决于样本的质量和数量。对于无人机在军事航空方面的应用: 在样本数量方面, 获取足够数量的真实飞行样本需要付出较高的代价; 在样本质量方面, 难以保证无人机飞行的路径每一步都是最优的。本文通过仿真生成训练样本的方式解决以上难题, 算法流程如图 2 所示。首先, 在区域 $S = \{(x, y, z) | 0 < x < 5000 \text{ m}, 0 < y < 5000 \text{ m}, 0 < z < 1500 \text{ m}\}$ 内随机产生 20 个大小、形状各不相同的障碍物, 随机选择不同的位置作为无人机路径规划的初始位

置和目标点。然后, 使用 IFDS 来规划避障航路, 在规划的每一步中, 均采用 GWO 寻找基于当前相对位置、速度及航向的 IFDS 的最佳参数, 通过寻找合适的参数使剩余路径规划成功且长度最短。之后, 更新 IFDS 的参数并前进一步, 再继续基于当前状态调用 GWO 优化和更新 IFDS 参数。该策略也可以看作是一种特殊的滚动时域控制, 时域长度是从当前位置到路径规划结束。

5 IFDS 系数自适应优化

虽然采用智能优化算法可使规划路径全局最优, 但该方法优化产生的系数是始终不变的, 无法根据环境的变化做出相应的调整, 且计算量较大, 因此该方法仅适用于静态已知的环境。滚动时域优化可用于动态环境下的局部优化, 但通常情况下该算法耗时较长, 难以保证路径规划的实时性。针对以上问题, 本文引入 DNN 基于当前环境实时自适应调整 IFDS 参数。以 ψ, d_{\min} 和 ϕ 作为 DNN 的输入, 其中 ψ 表示无人机当前航向, d_{\min} 表示无人机与障碍物的最近距离, ϕ 表示无人机指向目标点的矢量和无人机到最近障碍物的矢量之间的夹角; IFDS 的排斥系数 ρ 、切向系数 σ 、方向系数 θ 作为网络输出端的特征提取。通过经验数据和不断尝试将隐藏层神经元数目设为 6, 隐藏层设为 3 层, 并选择 Sigmoid 函数作为激活函数, 最大迭代次数设为 5000。采用 DNN 和带冲量的梯度下降算法, 以均方差为损失函数, 通过离线训练的方式以消除训练时间对实时路径规划的影响。为测试训练所得网络的泛化性能, 随机选取 20% 的样本作为测试集, 经测试均方根误差为 0.00241, 说明训练所得网络具有较强的泛化能力。该方法的总体框架如图 3 所示。

6 仿真实验

为验证本文提出的基于 DNN 和 IFDS 的实时路径规划方法的高效性, 在 Matlab 2018b 中进行了仿真验证。仿真参数如下: 采样周期 ΔT 设为 0.5 s; 无人机速度 $v = 20 \text{ m/s}$; 最大转弯速率 $\dot{\psi}_{\max} = \pi/6 \text{ rad/s}$; 最大爬升速率 $\dot{\gamma}_{\max} = \pi/6 \text{ rad/s}$; 最大爬升角 $\gamma_{\max} = \pi/6$; 控制器增益设为 $k_\psi = 0.1, k_\gamma = 0.1$ 。

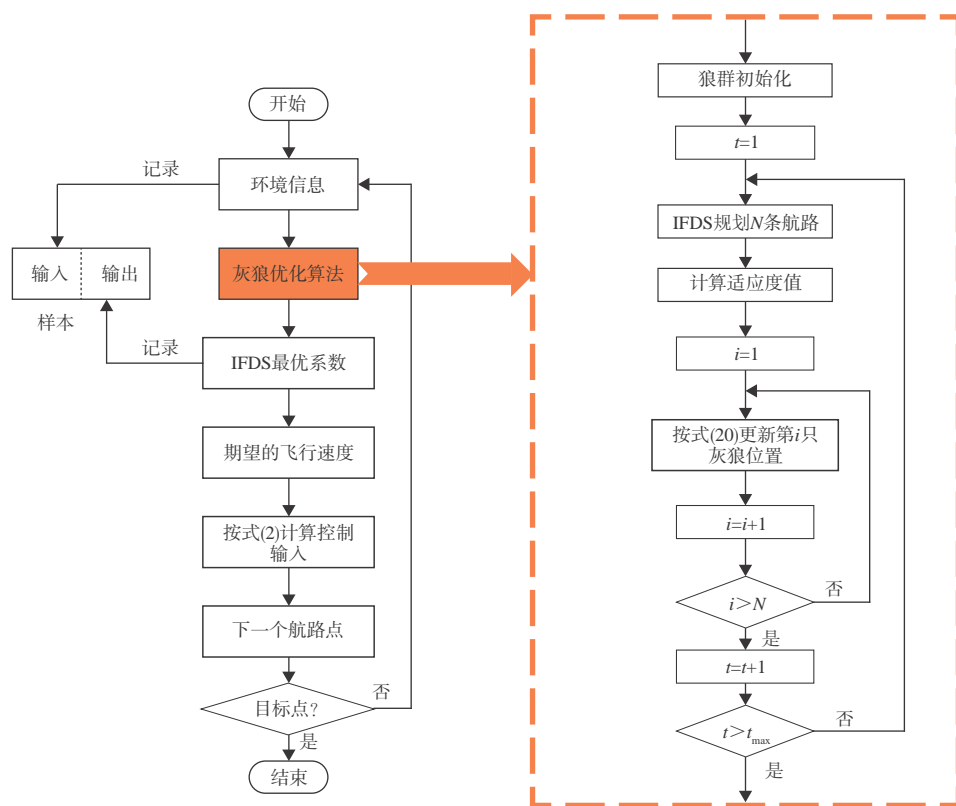


图2 仿真样本生成框架

Fig. 2 The framework of simulation sample generation

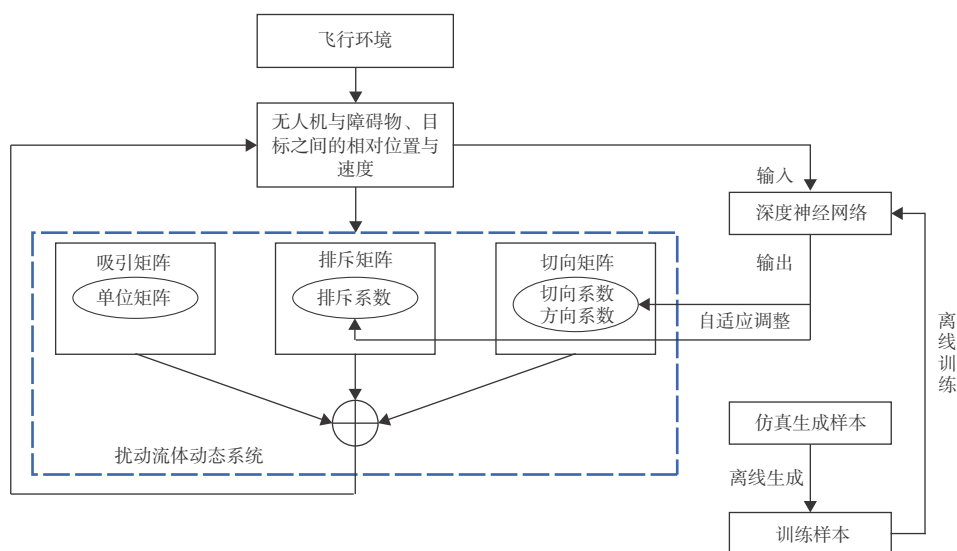


图3 整体系统架构

Fig. 3 The structure of the overall system

6.1 躲避静态障碍物

为证明该方法的鲁棒性,随机选取六个不同位置作为无人机航路规划的起始点和目标点。如图4所示,路径1中,无人机初始位置为(0,0,400) m,

目的地为(5000,5000,500) m,初始航向角为 $\pi/2$,初始爬升角为0;路径2中,无人机初始位置为(0,1000,200) m,目标点为(5000,25000,300) m,初始航向角和初始爬升角都设为0;路径3中,无人机初

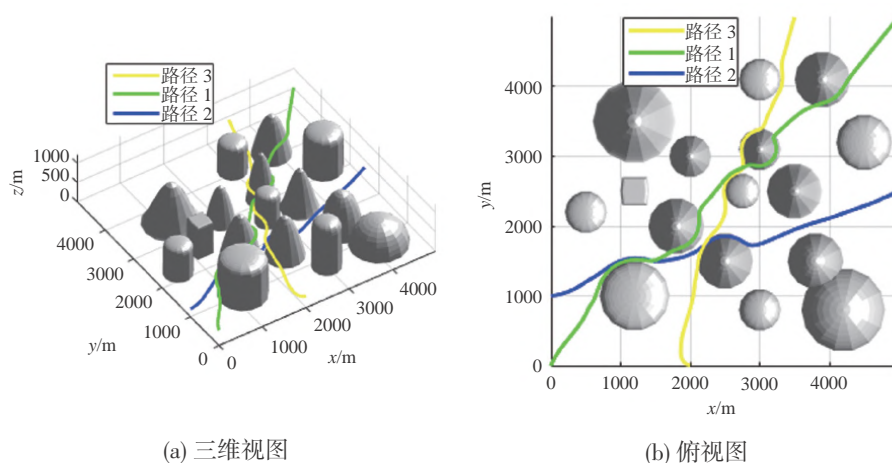


图4 本文方法路径规划结果

Fig. 4 The paths planned by the proposed method

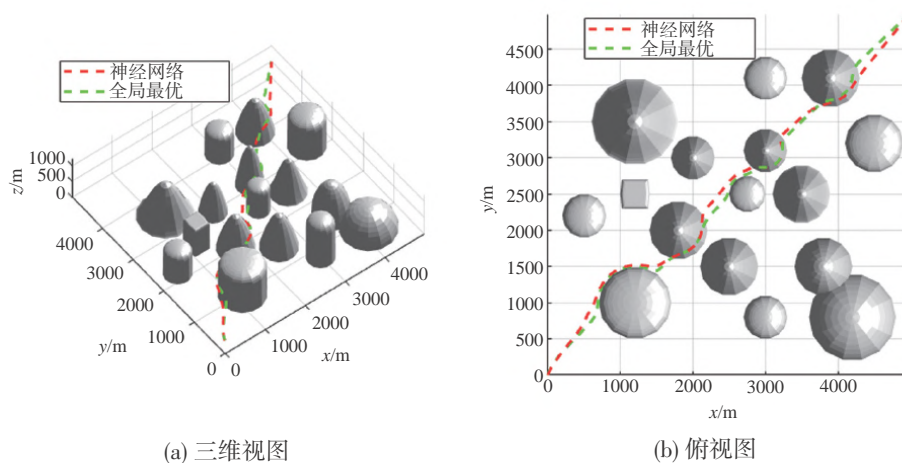


图5 本文方法与全局最优路径对比

Fig. 5 The proposed method is compared with the global optimal path

始位置为(2000,0,300) m,目标点为(3500,5000,400) m,初始航向角为 π ,初始爬升角为0。仿真结果表明,针对不同的飞行环境,本文提出的方法所规划的航路均可安全到达目标点。该方法的优点是可以根据周围环境实时自适应的调整参数,具有较强的鲁棒性,而经典方法根据经验手动调整参数可能会因参数不合适而导致路径规划失败。

为了进一步分析本文方法所规划的路径性能指标,以路径1为案例,将本方法规划的路径与GWO优化的全局最优路径进行比较,如图5所示。全局最优路径长度为7590 m,本文方法规划的路径长度为7660 m,可见其规划效果接近于全局最优解。

6.2 躲避动态障碍物

假设无人机从(0,0,400) m处出发,向终点(5000,5000,500) m处飞行,初始航向角为 $\pi/2$,爬升角为0。在任务空间中,存在两个运动威胁:圆柱形威胁半径200 m,初始位置为(200,1800,0) m,运动方程为 $v_x=9+0.01t$, $v_y=20\cos(0.03\pi \cdot t)-0.03t$, $v_z=0$;椭球形威胁半径为200 m,初始位置为(800,3500,500) m,运动方程为 $v_x=8+0.02t$, $v_y=-8+0.03t$, $v_z=0$ 。关于移动威胁的运动信息可用扩展卡尔曼滤波(EKF)在线估计得到^[16]。动态威胁轨迹及无人机航路规划效果如图6所示,无人机与动态威胁表面之间的距离如图7所示,无人机与动态威胁表面的最短距离均大于0,这表明无人机能够成功地避开

动态威胁到达目标点。经统计,该方法的单步规划平均耗时为0.0131 s,远远小于采样周期,而传统的滚动时域优化方法平均耗时为0.4532 s,说明本文

所提出的方法计算开销小,实时性强,能够完成复杂动态环境下的路径规划任务。

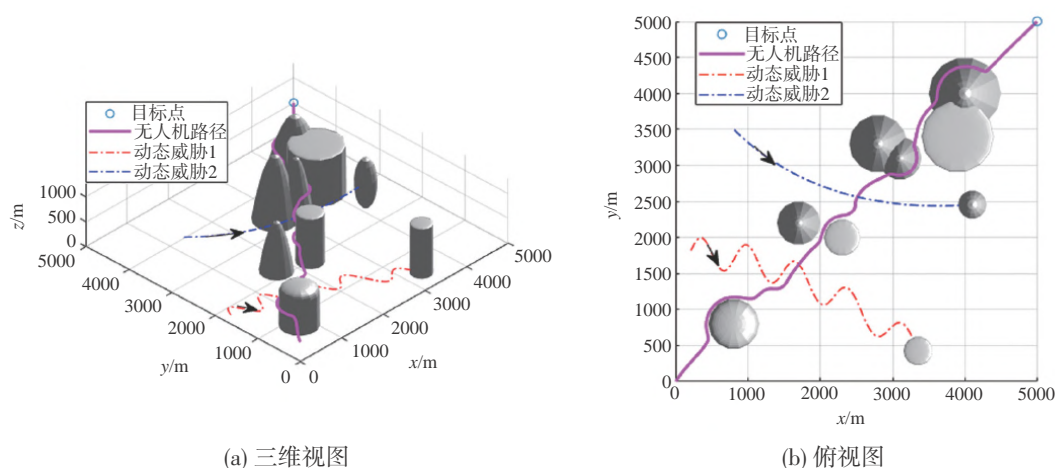


图6 无人机躲避动态障碍物

Fig. 6 UAV avoids dynamic obstacles

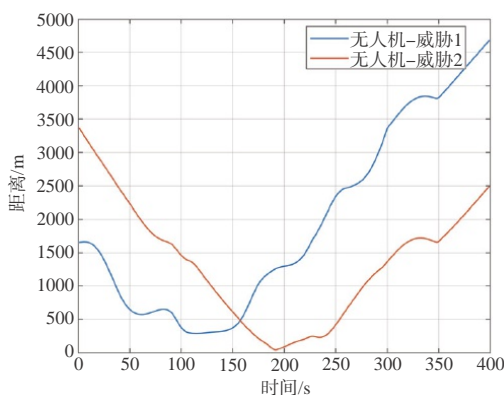


图7 无人机与动态威胁表面的距离

Fig. 7 The distance between the UAV and the dynamic threat surface

7 结论

本文针对三维复杂动态环境下无人机的路径规划问题,首次将DNN强大的自适应学习能力和IFDS高效的避障效率有效地结合起来,以满足各种任务的要求。经仿真验证结果表明,该方法具有较高的鲁棒性,较强的实时性,同时规划的航路具有较好的性能指标。主要结论如下:

(1)基于GWO和滚动时域优化来生成仿真样本,有效地解决了DNN训练样本质量不高和数量

不足的难题。

(2)引入离线训练好的DNN来根据当前时刻无人机所面对的环境信息自适应调整IFDS系数,解决了难以选取合适系数的问题,提高了避障效率。

(3)本文提出的方法在保证路径质量的前提下,同时适用于静态环境和动态环境。有效解决了智能优化算法只适用于静态环境,而动态环境下的滚动时域优化计算开销较大的问题。

参考文献

- [1] 吴健发,王宏伦,刘一恒,等. 无人机避障航路规划方法研究综述[J]. 无人系统技术, 2020, 3(1):1-10.
- [2] Wu J, Wang H, Li N, et al. Distributed trajectory optimization for multiple solar-powered UAVs target tracking in urban environment by adaptive grasshopper optimization algorithm[J]. Aerospace Science and Technology, 2017, 70(11):497-510.
- [3] Yang K, Keat Gan S, Sukkarieh S. A Gaussian process-based RRT planner for the exploration of an unknown and cluttered environment with a UAV[J]. Advanced Robotics, 2013, 27(6): 431-443.
- [4] Ruchti J, Senkbeil R, Carroll J, et al. Unmanned aerial system collision avoidance using artificial potential fields[J]. Journal of Aerospace Information Systems, 2014, 11(3):140-144.
- [5] Ahmed F, Deb K. Multi-objective optimal path planning using elitist non-dominated sorting genetic algorithms [J]. Soft

- Computing, 2013, 17(7):1283-1299.
- [6] Roberge V, Tarbouchi M, Labonte G. Comparison of parallel genetic algorithm and particle swarm optimization for real-time UAV path planning [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2013, 9(1):132-141.
- [7] Yao P, Wang H, Su Z. UAV feasible path planning based on disturbed fluid and trajectory propagation [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2015, 28(4):1163-1177.
- [8] Yao P, Wang H, Su Z. Real-time path planning of unmanned aerial vehicle for target tracking and obstacle avoidance in complex dynamic environment [J]. Aerospace science and Technology, 2015, 47(12):269-279.
- [9] Wu J, Wang H, Li N, et al. Path planning for solar-powered UAV in urban environment [J]. Neurocomputing, 2018, 275(1):2055-2065.
- [10] 姚鹏, 王宏伦. 基于改进流体扰动算法与灰狼优化的无人机三维航路规划 [J]. 控制与决策, 2016(4):701-708.
- [11] 王宏伦, 吴健发, 姚鹏. 基于扰动流体动态系统的无人机三维航路规划: 方法与应用 [J]. 无人系统技术, 2018, 1(1): 72-82.
- [12] Yao P, Wang H, Ji H. Multi-UAVs tracking target in urban environment by model predictive control and Improved Grey Wolf Optimizer [J]. Aerospace science and Technology, 2016, 55(8):131-143.
- [13] Wu J, Wang H, Li N, et al. Formation obstacle avoidance: A fluid-based solution [J]. IEEE Systems Journal, 2020, 14(1): 1479-1490.
- [14] Ghatee M, Mohades A. Motion planning in order to optimize the length and clearance applying a Hopfield neural network [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3):4688-4695.
- [15] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69:46-61.
- [16] Wang Y, Yao P, Lun Y, et al. Cooperative standoff tracking of target in non-wide area using multi-UAVs with optical cameras [J]. Optics express, 2019, 27(18):25688-25707.

作者简介:



王延祥(1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为无人机路径规划、空中加油视觉引导技术等。



王宏伦(1970-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为无人机自主控制与智能决策、复杂环境航路规划、高抗扰精准飞行控制等。本文通信作者。



吴健发(1993-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为无人机自主决策与任务规划、多智能体协同路径规划等。



伦岳斌(1996-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为非线性系统控制、无人机路径规划。

[引用格式] 张洵颖, 赵晓冬, 裴茹霞, 等. 无人车地面目标识别及其优化技术研究[J]. 无人系统技术, 2020, 3(6):59-67.

无人车地面目标识别及其优化技术研究

张洵颖¹, 赵晓冬¹, 裴茹霞², 张丽娜²

(1. 西北工业大学无人系统技术研究院, 西安 710072; 2. 西安格儒电子科技有限公司, 西安 710077)

摘 要: 针对智能目标识别算法在无人车嵌入式硬件上的应用需求, 研究基于卷积神经网络的地面目标识别算法及其硬件适应性优化技术, 提出了基于双正则项的自适应网络裁剪优化算法及面向FPGA的神经网络INT8量化优化算法。针对裁剪及量化后的YOLO V3算法, 完成了基于Xilinx公司的UltraScale+MPSoC系列的XCZU7EV器件验证平台的智能算法程序部署, 并利用无人车的可见光数据集和红外数据集进行了仿真验证。结果表明, YOLO V3算法在两类优化算法有效结合并保持网络精度的前提下, 在无人车嵌入式硬件平台上可获得4.5倍的加速比, 能够满足无人车地面目标识别的精度与实时性要求。所提出的优化算法思想为神经网络在嵌入式硬件平台上的部署提供了新的技术思路。

关键词: 无人车; CNN目标识别; 硬件资源评估; 网络优化; INT8量化; FPGA加速

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-5915(2020)06-59-09

Research on Ground Target Recognition and Optimization Technology of Unmanned Vehicle

ZHANG Xunying¹, ZHAO Xiaodong¹, PEI Ruxia², ZHANG Lina²

(1. Northwestern Polytechnical University, Unmanned System Research Institute, Xi'an 710072, China;

2. Crootech Electronic Technology Co., Ltd., Xi'an 710077, China)

Abstract: Aiming at the application requirements of intelligent target recognition algorithm in unmanned vehicle, the ground target recognition algorithm based on CNN (Convolutional Neural Networks) and its optimization technology are studied. An adaptive network pruning optimization algorithm based on double regularization terms, and an INT8 quantization optimization algorithm for FPGA are proposed. Aiming at the pruned and INT8 quantified YOLO V3 algorithm, the intelligent algorithm program deployment of XCZU7EV device verification platform based on Xilinx's Ultrascale + MPSoC series is completed, and the simulation verification is carried out by using the visible light data set and infrared data set of unmanned vehicle. The experimental results show that with the effective combination of the two kinds of optimization algorithms proposed in this paper, YOLO V3 algorithm can achieve 4.5 times acceleration ratio on the FPGA platform while maintaining the network accuracy, which can meet the accuracy and real-time requirements of ground target recognition of unmanned vehicle. The optimization algorithm proposed in this paper provides a new technical idea for the deployment of neural network on embedded hardware platform.

Key words: Unmanned Vehicle; CNN Target Recognition; Hardware Resource Evaluation; Network Optimization; INT8 Quantification; FPGA Acceleration

1 引言

在现代战争当中,无人车通过搭载各类型传感器,可以实现战场信息的实时监测。无人车上较为常见的传感器类型包括可见光传感器和红外传感器,通过可见光数据集和红外数据集分析,可以实现地面目标种类和位置的识别。机器视觉技术的发展,为无人车高精度自动识别地面目标提供了新的技术实现途径。机器视觉技术通过将视觉模块引入机器,可以使得机器获得丰富的外界信息,从而大大提升机器与外界环境之间的交互能力。通过将无人车技术与机器视觉技术结合,可以显著提升无人车的自主目标识别水平。

研究机器视觉技术在无人车上的应用,不仅具有重要的理论意义,也同时具有极为广泛的军事应用价值。目前已经应用于军事化的无人车,普遍缺乏智能因素的支持。若能有效解决智能算法在无人车上的技术创新及应用问题,将使得无人车可以更好地适应复杂环境下的多类别地面目标智能识别需求,从而提升无人车的军事化智能程度。

随着人工智能技术的和大数据的发展,基于深度学习的目标识别方法取得了瞩目成绩。基于卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的目标识别算法,其识别准确率已经超越人眼水平。目前主流的基于CNN的识别算法,大致分为两大类,基于区域建议的方法和基于回归的方法。前者错误率低,识别速度较慢;后者直接产生目标的类别概率和坐标,更加符合实时性要求,同时准确率也可以满足需求。

基于区域建议的识别算法包括区域建议型卷积神经网络(Region-CNN, R-CNN)^[1],以及在此基础上不断改进得到的Fast R-CNN^[2]和Faster R-CNN^[3]。R-CNN系列算法的发展,体现了深度学习自主识别算法从开创到实现端对端之间映射的发展过程。随着算法不断发展,又相继出现了区域建议型全卷积神经网络(Region-based Fully Convolution Network, R-FCN)^[4]及其改进算法。基于回归的方法包括只看一次(You Only Look Once, YOLO)^[5]系列算法及单点多盒探测(Single Shot MultiBox Detector, SSD)^[6]系列算法,以及在此基础上不断改进得到的YOLO9000^[7]、去卷积单点探测

(Deconvolutional Single Shot Detector, DSSD)^[8]、YOLO V2、YOLO V3^[9]和YOLO V4等算法。相比SSD系列算法,YOLO系列算法从检测速度与精度两方面获得了均衡的识别结果。

智能算法复杂度的高低,直接决定了智能算法对于硬件资源需求的大小。典型的神经网络结构在相应参数结构下的计算数量统计情况如表1所示。其中,乘积累加(Multiply Accumulate, MAC)运算数目和权值大小是极为重要的两项参数,可直接反映硬件资源的需求量。MAC数目合计越大,代表所需的硬件乘累加操作越多;权值大小合计越大,代表所需存储空间越大。

表1 典型CNN的参数及MAC计算数量统计
Table 1 Statistics of parameters and MAC calculation quantity of typical CNNs

名称	LeNet-5	AlexNet	VGG-16	GoogleNet	ResNet-50
输入尺寸/像素	28 × 28	227×227	224×224	224 × 224	224 × 224
层数	2	5	16	21	49
卷积层 权值数量	2.6 k	2.3 M	14.7 M	6 M	23.5 M
MAC	283 k	666 k	15.3 G	1.43 G	3.86 G
层数	2	3	3	1	1
全相连层 权值数量	58 k	58.6 M	124 M	1 M	2 M
MAC	58 k	58.6 M	124 M	1 M	2 M
权值	60 k	61 M	138 M	7 M	25.5 M
MAC数目	341 k	724 M	15.5 G	1.43 G	3.9 G

从表1可以看出,神经网络对于硬件资源的较高需求与嵌入式硬件资源特点存在显著矛盾。为了解决这一矛盾,不断改进的神经网络算法^[10-14]及基于神经网络的压缩算法^[15-17]应运而生。网络压缩算法通过各种数学模型、基于优化思想,在精度损失较小的情况下减少网络参数,从而降低算法对于硬件的资源需求量,最终协助完成智能算法在嵌入式平台的部署。经典的研究成果主要包括神经网络裁剪、神经网络量化、核的稀疏化、低秩分解、轻量化网络设计、低位量化等。核的稀疏化是指在训练过程当中对权重更新进行诱导,采用更加紧致的存储方式,其在硬件上的执行效率不高;低秩分解是指将卷积核视为张量,并对张量进行分解从而消除冗余信息,其对全连接层效果较为明显,对于卷积层效果不佳;轻量化网络设计通常采用不同卷积方式,减少模型参数;低位量化使得网络精度损

失较为明显,无法在提高推理速度的同时保持精度。最适于硬件实现的方法主要包括神经网络裁剪和神经网络量化。

本文首先分析评估了目前基于CNN的各类识别算法对于硬件资源的需求量,具体包括基于区域建议的方法和基于回归的方法,指出YOLO V3算法在精度和速度两方面更加适用于高精度识别要求时的硬件加速。其次,对YOLO V3算法的网络结构进行了具体分析,提出了双正则项自适应裁剪优化算法和面向FPGA的神经网络INT8量化优化算法。最后,基于Xilinx公司UltraScale+MPSoC系列的XCZU7EV器件验证平台,以及无人车拍摄的真实可见光数据集和红外数据集,实现了识别及优化算法的仿真验证,并对两类数据集的精度损失情况和硬件加速比情况进行了总结评价。

2 CNN识别算法硬件资源需求评估

针对目前主流的基于CNN的识别算法,进行硬件资源计算量的统计,具体统计情况如表2所示。

表2 基于CNN的识别算法资源计算量统计
Table 2 Resource calculation statistics of recognition algorithms based on CNN

CNN算法	输入分辨率	MAC计算量 合计/G	权值大小合 计/M
Faster R-CNN	224 × 224	25.72	87.53
(VGG16)	448 × 448	31.59	87.53
R-FCN	224 × 224	10.46	46.05
(ResNet101)	448 × 448	41.85	46.05
YOLO	448 × 448	20.28	271.7
SSD	300 × 300	31.37	26.28
(VGG16)	512 × 512	90.21	27.19
DSSD	513 × 513	207.97	254.98
YOLO V3	416 × 416	65.43	61.63
	608 × 608	139.76	61.63

从表2可以看出,针对不同的识别算法网络结构,硬件资源需求各不相同。从实际识别性能角度讲,YOLO V3算法从精度和速度两方面均衡的角度取得了较为理想的效果。目前在实际应用中更多采用YOLO V3系列的Tiny网络,资源计算量约为完整算法的1/13,识别性能较差,无法适应高精度识别要求时的多目标分类场合应用。所以如何将

YOLO V3这类识别效果较为理想的复杂网络算法应用至嵌入式平台领域,是亟待解决的难题。

3 YOLO V3网络结构分析

YOLO V3网络共计107层,在特征提取时采用了Darknet53的网络结构,同时借鉴残差网络的思想建立层间的连接。YOLO V3网络独有的组合式卷积形式如图1所示。

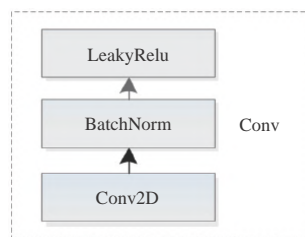


图1 YOLO V3网络的组合式卷积形式

Fig. 1 Combined convolution form of YOLO V3 network

其中,Conv2D层、BatchNorm层及LeakyRelu层,可视为统一的卷积处理层,一起构成YOLO V3网络独有的最小组件。

当网络输入图像的大小分别为 416×416 和 608×608 时,所需的硬件详细资源统计量如表3所示。表3中所列举出的详细的资源统计量,代表了YOLO V3网络对于硬件资源的需求,可作为硬件设计的参考。

表3 YOLO V3网络硬件资源及其在两种输入分辨率下的资源大小一览

Table 3 Hardware resource statistics of YOLO V3 network

资源名称	分辨率	相应大小
Macc	416 × 416	65.43G
	608 × 608	139.76G
Activation	416 × 416	170.29M
	608 × 608	363.76M
BiasAdd	416 × 416	266.18K
	608 × 608	568.58K
Param	416 × 416	61.63M
	608 × 608	61.63M
Mul	416 × 416	38.29M
	608 × 608	81.79M
Add	416 × 416	52.83M
	608 × 608	112.84M
Div	416 × 416	38.29M
	608 × 608	81.79M

YOLO V3 网络的三层输出特征图参数如表4所示,在输出特征层的基础上,结合上采样获得最终并置层,并进行多目标的分类与位置回归。其中,输出层1用于检测较为大型的目标,输出层2用于检测较为中型的目标,输出层3用于检测较为小型的目标。

表4 YOLO V3网络三层输出特征图参数

Table 4 Parameters of three layer output characteristic diagram for YOLO V3 network

节点	输入尺寸/像素	输出尺寸/像素	卷积核/像素
输出层1	$1 \times 13 \times 13/1024$	$1 \times 13 \times 13/255$	$1 \times 1 \times 1024/255$
输出层2	$1 \times 26 \times 26/512$	$1 \times 26 \times 26/255$	$1 \times 1 \times 512/255$
输出层3	$1 \times 52 \times 52/256$	$1 \times 52 \times 52/255$	$1 \times 1 \times 256/255$

YOLO V3 网络的边界框预测示意图如图2所示,当预测边界时,假设 c_x 和 c_y 是相对于特征图预先划分方格左上角的距离,并且每个单元格的长度是1,即 $c_x = 1, c_y = 1$ 。边框预测计算过程如公式(1)所示,计算结果为边界框坐标值 b_x, b_y, b_w 和 b_h ,即边界框相对于特征图的位置和大小。

$$\begin{aligned} b_x &= \sigma(t_x) + c_x & b_y &= \sigma(t_y) + c_y \\ b_w &= p_w e^{t_w} & b_h &= p_h e^{t_h} \end{aligned} \quad (1)$$

$$\sigma(t_x) = \frac{1}{1 + e^{-t_x}} \quad \sigma(t_y) = \frac{1}{1 + e^{-t_y}}$$

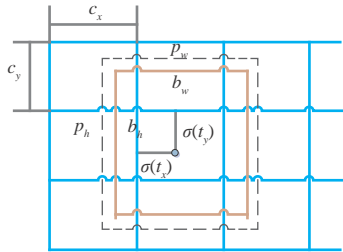


图2 边界框预测示意图

Fig. 2 Bounding box prediction sketch map

为了加速学习过程,同时简化参数的数据处理过程,在网络学习过程中,真正的学习目标是 t_x, t_y, t_w 和 t_h 。其中, p_w 和 p_h 代表预设的 anchor box 映射到特征图中的宽和高,即手动设置的 anchor 宽和高。 t_x 和 t_y 代表预测的坐标偏移值, t_w 和 t_h 代表尺度缩放,分别经过 sigmoid 函数,输出 0~1 之间的偏移量,与 c_x 和 c_y 相加后得到边界框中心点的位置 b_x 和 b_y 。 t_w 和 t_h 分别与 p_w 和 p_h 作用后得到边界框的宽 b_w 和

高 b_h 。Sigmoid 函数 $\sigma(t_x)$ 和 $\sigma(t_y)$ 分别将变量 t_x 和 t_y 映射到 $[0, 1]$ 区间内,从而确保目标中心处于预测网格单元中,防止偏移。

4 神经网络双正则项自适应裁剪

神经网络裁剪过程如图3所示,通过剪枝、剪神经元的方式,借助最优计算,可以在对网络裁剪的同时,保持网络模型的精度。

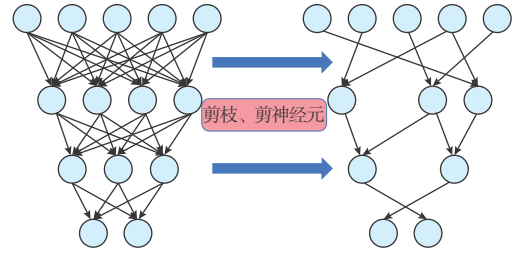


图3 网络结构裁剪前后的对比示意图

Fig. 3 Comparison of network structure before and after pruning

较为基础的裁剪方法是裁剪滤波器。裁剪滤波器是一种先裁剪后重新训练的方法,通过阈值设定裁剪掉每层当中较低权值的连接,从而有效降低模型复杂度。

$$w'_{ij} = \begin{cases} w_{ij}, & w_{ij} \geq \omega \\ 0, & w_{ij} < \omega \end{cases} \quad (2)$$

裁剪滤波器的表示方式如公式(2)所示,其中 ω 代表阈值, i 和 j 代表卷积核的维度。对每层中滤波器权重绝对值大于经验阈值 ω 的权重项进行保留。

裁剪滤波器实现较为容易,但是裁剪后的网络性能相对较差,经验阈值较难设定。为了使得裁剪过程与训练过程协同计算,本文提出一种自适应的网络裁剪算法,通过将注意力模块^[18]与 BatchNorm 层缩放因子组合,以正则化方式实现自适应的最优裁剪。

注意力模块由全局池化层、全连接层和激活函数组成。将注意力模块的输出称为注意力缩放因子,注意力模块变换过程如公式(3)所示。

$$F(X_{(n, w, H, C)}) = \text{sig} \left(\text{FC}_2 \left(\text{ReLU} \left(\text{GAP} \left(X_{(n, w, H, C)} \right) \right) \right) \right) \quad (3)$$

其中, $X_{(n, w, H, C)}$ 代表输入, GAP 代表全局池化层, FC_2

代表全连接层, $ReLU$ 和 sig 代表激活函数。自适应裁剪算法的具体策略如下所述:

(1) 通过公式(3)计算注意力缩放因子, 获得能够衡量通道重要性的参数, 缩放因子越小, 代表对应通道越不重要;

(2) 将注意力缩放因子与 BatchNorm 层缩放因子同时作为优化约束策略, 在 L1 正则框架下, 将两类缩放因子同时归入目标函数, 并进行稀疏化训练。目标函数如公式(4)所示, 第一项代表网络代价函数, 第二项代表注意力缩放因子正则项, 第三项代表 BN 层缩放因子正则项, α 和 β 分别代表两项正则项在优化过程中的系数;

$$L = \sum_{(x,y)} l(f(x, W), y) + \alpha \sum \left| \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N F(X_{(n, w, h, c)}) \right| + \beta \sum_{\gamma \in \Gamma} |\gamma| \quad (4)$$

(3) 进行训练与裁剪的协同计算, 并反复迭代从而获得最优的裁剪后网络。裁剪与训练协同计算流程如图4所示, 通过微调, 可以较快收敛到最优网络; 通过反复迭代, 可获得更高的压缩比。

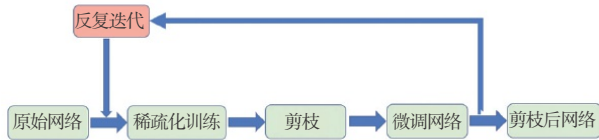


图4 裁剪与训练协同计算流程图

Fig. 4 Collaborative computing flow chart of pruning and training

网络裁剪的核心目的是在保持网络精度的前提下, 对网络进行压缩。本文所提出的神经网络自适应裁剪算法, 可以显著保持裁剪后的网络精度, 适用于 ARM 或 FPGA 等各类嵌入式平台部署前的网络裁剪。

5 面向FPGA的神经网络INT8量化

目前最为高效的基于FPGA的神经网络量化方式是 INT8 量化。INT8 量化是指将训练时使用的 32bit 计算模式, 用较少的 8bit 模式进行存储和推理计算。相比 Fp32 浮点型运算, INT8 量化方式可以减少 4 倍的位宽。INT8 量化算法分为不饱和映射和饱和映射两种方式, 不饱和映射是指将权重数据

量化到 $[-127, 127]$ 范围中, 这种方式将导致精度的较大损失。饱和映射是指通过各类算法计算, 获得最优阈值 $|T|$, 并将 $\pm|T|$ 映射到 ± 127 范围中。超过阈值 $\pm|T|$ 的部分, 将被直接映射到 ± 127 。饱和映射示意图如图5所示。

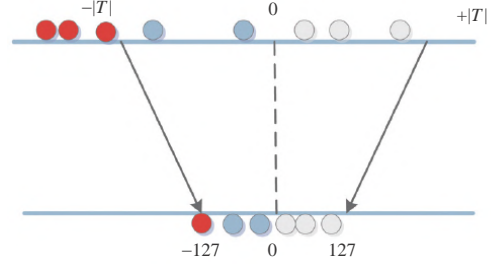


图5 饱和映射示意图

Fig. 5 Schematic diagram of saturation mapping

这两种基于映射的量化算法, 都不能获得最优的 INT8 量化结果, 原因在于统一的、最优的阈值 $|T|$ 很难通过优化算法进行选择, 因此精度容易出现较大损失。本文提出一种面向FPGA的神经网络INT8量化方法, 其主要思想是将原始 32bit 权值模型量化为与其差值最小的 2 的幂次方形式或 0, 并通过不断迭代训练的方式, 逐步全局收敛到最优量化结果。其权重量化范围的具体选择策略如下:

(1) 通过公式(5)计算量化过程参数, 其中, s 代表具有最大绝对值的权值, m 代表量化位宽上限, b 代表量化位宽, P_{ij} 代表量化后的 2 的幂次方形式或 0, W_{ij} 为卷积核, i 和 j 代表卷积核的维度;

$$m = \text{floor} \left(\log_2 \left(\max \left(\text{abs} \left(W_{ij} \right) \right) \right) \right) \quad (5)$$

$$n = m + 1 - 2^{(b-1)/2} \quad P_{ij} = \{\pm 2^m, \dots, \pm 2^n, 0\}$$

(2) 非 0 元素处于 $[-2^m, -2^n]$ 或 $[2^n, 2^m]$ 间, 绝对值低于 2^n 的权重将被置为 0。量化位宽 b 为设定值, 仅需设定超参数 m , 则 n 值可通过计算获得。在 m 值的确定过程中, 利用量化算法中常用的经验公式, 首先计算权重当中绝对值最大的数, 在对数计算之后进行向下取整操作, 从而确定 m 的取值;

(3) 在训练过程中, 采用两组相同权重同步训练、每组组内逐步细分分组训练的方式。首先, 将两组相同权值同步分为相同的两部分, 并在各组内根据经验阈值设定不同的量化步长及训练参数, 基于公式(5)同时对两组细分后的一部分做量化;

(4) 在每轮量化完成后,对比两组量化后的参数,将量化后不一致的权重部分重新视为未量化部分,进行新一轮的迭代求解过程,从而获得局部更优的量化结果,在此基础上,进行反向训练更新;

(5) 在各组内参数反向更新时,只更新未做量化的部分;反复迭代步骤3和步骤4,直到各组内所有参数全部量化完成。量化后的所有权值,可直接在FPGA上进行移位计算,大大加速了神经网络在FPGA上的执行效率,可以获得较高的加速比。

本文提出的神经网络INT8量化算法,可以显著保持量化后的网络精度。全精度浮点运算直接替换为移位操作的方式更加适用于FPGA平台上的量化加速。

6 仿真验证

为了验证本文提出并应用的神经网络压缩算法在硬件平台上的加速能力,硬件仿真验证平台采用Xilinx公司UltraScale+MPSoC系列的XCZU7EV器件来实现基于CNN的无人车地面目标识别加速器硬件研制及程序部署。在该硬件实现中,控制程序运行在XCZU7EV片内集成的Cortex-A53上,计算加速逻辑利用FPGA实现,验证平台参考结构与实物图分别如图6~7所示。

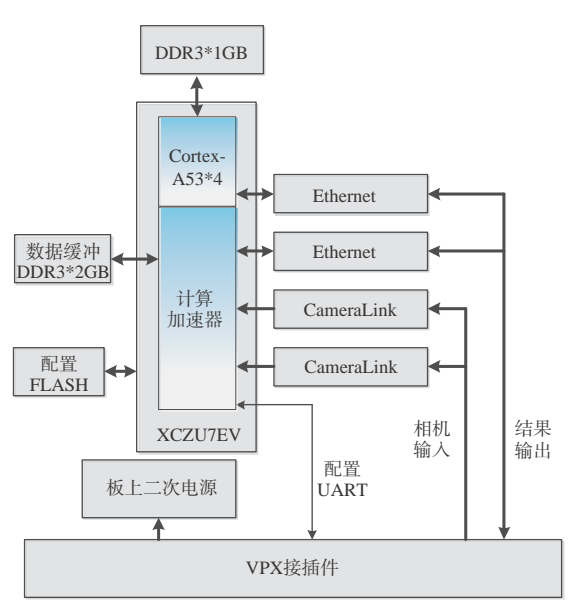


图6 验证平台参考结构图

Fig. 6 Reference structure diagram of verification platform

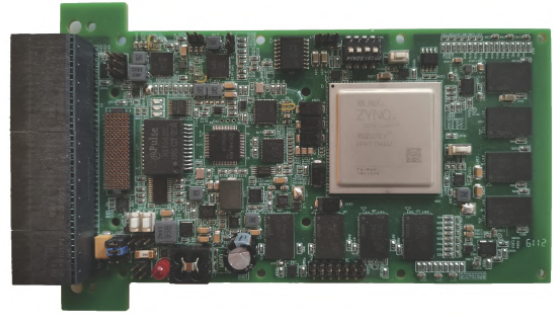


图7 智能算法硬件加速器

Fig. 7 Intelligent algorithm hardware accelerator

在基于无人车拍摄的真实可见光数据集和红红外数据集训练的基础上,对本文所提出的神经网络优化算法进行验证。其中,可见光数据集包括训练集7200张,测试集800张;红外数据集包括训练集3250张,测试集350张。数据集集中的所有图像,均进行了目标位置及种类标注。可见光数据集和红外数据集,各自共计5个种类,分别包括坦克、汽车、越野车、装甲车和卡车。

首先,利用初始权重计算其对应的mAP值。然后,利用裁剪及量化优化算法进行算法优化,并针对算法优化后的权重,重新计算新的mAP值。在算法优化过程中,经过10次裁剪与量化仿真测试,选取最优的仿真结果进行具体参数的设置及应用,网络裁剪及量化前后的精度仿真验证结果如表5所示。表5中的结果均是多次程序执行后所选取的最优结果,图像输入分辨率为416×416。

表5 YOLO V3算法裁剪量化前后精度及速度对比
Table 5 Accuracy and Speed Comparison of YOLO V3 before and after Pruning and Quantification

数据集	裁剪及量化方式	精度 mAP	精度变化 幅度/%	帧频/s
可见光 数据集	未裁剪+未INT8量化	0.9117	-	1
	未裁剪+INT8量化	0.9156	+0.428	4
	未裁剪+标准INT8量化	0.9131	+0.154	4
	权重减少20%+INT8量化	0.9208	+0.998	9
	权重减少40%+INT8量化	0.9235	+1.29	12
红外 数据集	权重减少60%+INT8量化	0.9301	+2.02	15
	未裁剪+未INT8量化	0.9841	-	1
	未裁剪+INT8量化	0.9890	+0.50	4
	未裁剪+标准INT8量化	0.9865	+0.244	4
	权重减少20%+INT8量化	0.9847	+0.06	9
	权重减少40%+INT8量化	0.9806	-0.36	12
	权重减少60%+INT8量化	0.9545	-3.01	15

从表5中的验证结果可以看出,针对可见光和红外数据集,未裁剪和未INT8量化时的帧频数为1,在不同的裁剪系数和INT8量化组合形式下,帧频数的提升倍数有所不同。此外,随着裁剪力度的不同,裁剪及量化后精度的变化情况均有所不同,且不同的数据集,表现出了不同的变化情况。网络裁剪会直接改变网络的结构,自适应裁剪算法针对不同的卷积层,根据最优原则自适应地进行网络裁剪。有些卷积层的通道数目变小,有些卷积层的通道数目则保持不变。

针对可见光数据集,裁剪力度为20%、40%和60%时,精度变化分别为+0.998%、+1.29%和+2.02%;针对红外数据集,裁剪力度为20%、40%和60%时,精度变化分别为+0.06%、-0.36%和-3.01%。在裁剪力度为20%、40%和60%时,帧速率可达9、12和15帧/s。

基于可见光数据集的典型场景目标识别结果如图8~9所示。其中,图8为裁剪及量化前的识别结果,图9是裁剪60%及INT8量化后的识别结果。



图8 裁剪及量化前的可见光目标识别结果

Fig. 8 Target recognition results of visible light image before pruning and quantification

基于红外数据集的典型场景目标识别结果如图10~11所示。其中,图10为裁剪及量化前的识别结果,图11是裁剪60%及INT8量化后的识别结果。

经过裁剪的网络,某一类的AP值变化情况,与mAP值的变化情况不一定呈现一致状态。由图可以看出,尽管在裁剪60%的前提下,mAP下降了3.01%,但是truck类别的AP值上升,所以相比未裁剪和量化前的目标识别结果,裁剪后多识别出了truck类目标。mAP值的下降,说明其中多数类别的AP值呈下降趋势。



图9 裁剪60%及INT8量化后的可见光目标识别结果

Fig. 9 Target recognition results of visible light image after pruning with 60% ratio and INT8 quantification



图10 裁剪及量化前的红外目标识别结果

Fig. 10 Target recognition results of infrared image before pruning and quantification

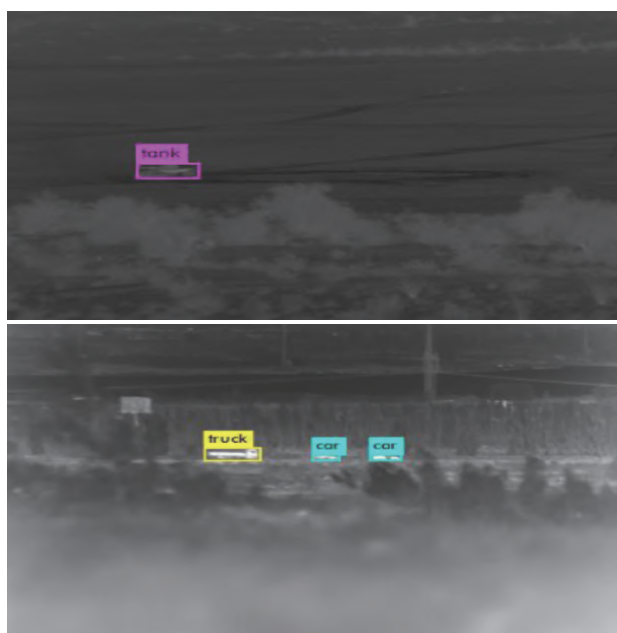


图11 裁剪60%及INT8量化后的红外目标识别结果

Fig. 11 Target recognition results of infrared image after pruning with 60% ratio and INT8 quantification

7 结 论

针对 416×416 分辨率的输入图像,采用基于 Xilinx 公司 UltraScale+MPSoc 系列的 XCZU7EV 器件验证平台,利用本文提出的裁剪及量化算法优化后的 YOLO V3 网络进行实时推理,在保证精度的情况下,网络实时推理速率可达到 15 帧/s。与原始 YOLO V3 网络在基于 GPU 的嵌入式 Jetson TX2 平台上执行的 3.3 帧/s 结果相比,经过裁剪及量化,推理速率获得了 4.5 倍的加速比,能够满足无人车地面目标识别的精度要求与实时性要求。

本文提出了针对 CNN 的压缩优化算法,并完成了硬件加速器平台的开发及验证。本文所提出并应用的神经网络裁剪及量化算法技术,可以实现神经网络压缩及硬件平台嵌入式应用。基于所提出的裁剪及量化算法,结合嵌入式硬件平台部署应用,有助于实现自主可控的神经网络加速器研制。此外,本文提出的网络压缩优化思想,可扩展并应用于各类智能硬件平台,从而方便地实现算法扩展及复用,仿真验证分析结果表明:

(1) 基于 CNN 的目标识别算法,其硬件资源计算需求量均可通过计算获得。针对某一具体算法,在嵌入式硬件部署前,可以通过资源计算分析,合理进行资源配置,从而选择更优、更适合的嵌入式硬件平台。

(2) 本文所提出和采用的神经网络自适应裁剪算法、面向 FPGA 的神经网络 INT8 量化算法,在网络精度损失较小的前提下,相比原始网络在 Jetson TX2 平台上执行的 3.3 帧/s 结果,获得了 4.5 倍的推理速度提升。本文的优化算法思想,对针对不同硬件平台的神经网络优化技术应用,提供了新的技术思路。

本文的下一步研究方向,是基于 FPGA 平台的进一步程序优化及硬件优化^[18-21],并探索更为先进的针对 CNN 的算法级优化技术,更好地实现深度学习目标识别算法的应用部署,为无人车地面目标识别提供进一步的技术解决方案。

参 考 文 献

[1] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic

segmentation [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, USA, 2014:580-587.

[2] Girshick R. Fast R-CNN [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, Santiago, Chile, 2015:1440-1448.

[3] Ren S Q, He K M, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137-1149.

[4] Dai J F, Li Y, He K M, et al. R-FCN: Object detection via region-based fully convolutional networks [C]. 30th Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS), Barcelona, Spain. 2016, vol 29.

[5] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington D.C, USA, 2016:779-788.

[6] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector [C]. European Conference on Computer Vision (ECCV), Berlin, Germany, 2016:21-37.

[7] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: Better, Faster, Stronger [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, USA, 2017:6517-6525.

[8] Fu C Y, Liu W, Ranga A, et al. DSSD: Deconvolutional single shot detector [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington D.C, USA, 2017.

[9] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An incremental improvement [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington D.C, USA, 2018.

[10] 易靖国, 程江华, 库锡树. 视觉手势识别综述 [J]. 计算机科学, 2016, 43(s1):103-108.

[11] 赵文清, 严海, 邵绪强. 改进的非极大值抑制算法的目标检测 [J]. 中国图像图形学报, 2018, 23(11):1676-1685.

[12] 王健, 朱恩成, 黄四牛, 等. 基于深度学习的动态手势识别方法 [J]. 计算机仿真, 2018, 35(2):366-370.

[13] 操小文, 薄华. 基于卷积神经网络的手势识别研究 [J]. 微机型与应用, 2016, 35(9):55-57.

[14] 刘鑫鹏, 栾悉道, 谢毓湘, 等. 迁移学习研究和算法综述 [J]. 长沙大学学报, 2018, 32(5):28-31.

[15] 励益韬, 孙未未. 基于循环神经网络的轨迹压缩算法 [J]. 计算机科学, 2020, 10:102-107.

[16] Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4):1289-1306.

[17] 汪泉杰. 卷积神经网络压缩技术的研究与实现 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.

[18] Zhang J, Li J. PQ-CNN: Accelerating product quantized convolutional neural network on FPGA [C]. 2018 IEEE 26th Annual International Symposium on Field-Programmable Custom Computing Machines (FCCM), Boulder, CO, USA,

2018:207.

- [19] Kim H, Choi K. Low power FPGA-SoC design techniques for CNN-based object detection accelerator [C]. 2019 IEEE 10th Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON), New York, NY, USA, 2019:1130-1134.
- [20] Li S, Wen W, Wang Y, et al. An FPGA design framework for CNN sparsification and acceleration [C]. 2017 IEEE 25th Annual International Symposium on Field-Programmable Custom Computing Machines (FCCM), Napa, CA, USA, 2017:28.
- [21] Geng T, Wang T, Sanaullah A, et al. A Framework for acceleration of CNN training on deeply-pipelined fpga clusters with work and weight load balancing [C]. 2018 28th International Conference on Field Programmable Logic and Applications (FPL), Dublin, Germany, 2018:394.

作者简介:



张洵颖(1981-),男,博士,研究员,主要研究方向为高可靠系统芯片、星上遥感信息实时处理技术、高性能容错计算。



赵晓冬(1986-),女,博士,助理研究员,主要研究方向为嵌入式机器视觉、信息实时处理技术、高性能并行计算。本文通讯作者。



裴茹霞(1983-),女,硕士,高级工程师,主要研究方向为高可靠系统芯片、高性能容错计算。



张丽娜(1985-),女,硕士,高级工程师,主要研究方向为高可靠系统芯片、高性能容错计算。

[引用格式] 狄春雷, 于利, 潘思, 等. 基于局部相对定位的空地子母机器人自主收放引导系统与技术研究[J]. 无人系统技术, 2020, 3(6): 68-78.

基于局部相对定位的空地子母机器人自主 收放引导系统与技术研究

狄春雷^{1,2}, 于利^{1,2}, 潘思^{1,2,3}, 谷丰^{1,2}, 何玉庆^{1,2}

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室, 沈阳 110016;
2. 中国科学院机器人与智能制造创新研究院, 沈阳 110169; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 空地子母机器人能够实现地面移动机器人长续航能力和飞行机器人高空侦察能力的互补, 在灾害救援、公共安全、军事侦察等诸多领域都有广阔的应用前景。飞行机器人在地面移动机器人上的自主释放与回收是实现子母机器人系统的核心问题。针对母体机器人上起降空间狭小、动态运动等问题, 采用相对高精度定位和信息融合的方法设计了一套局部定位引导系统, 为飞行机器人的自主起降提供了精准的相对定位信息; 并对无人机在移动机器人平台上进行自主起降的控制方法进行了研究, 实现了飞行机器人在狭小的地面移动机器人上的自主释放和回收, 并在实际的机器人系统上开展了测试, 验证了系统的有效性与可行性。该方法与系统为空地协同子母机器人的应用奠定了关键的技术基础, 同时也为其他的高精度相对定位应用提供了技术借鉴。

关键词: 空地协同机器人; 子母机器人系统; 自主释放与回收; 相对定位; 起降引导; 降落控制

中图分类号: TP24 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-5915(2020)06-68-11

Research on Autonomous Take-Off and Landing Guidance System of Air-Ground Marsupial Robot Based on Local Relative Positioning

DI Chunlei^{1,2}, YU Li^{1,2}, PAN Si^{1,2,3}, GU Feng^{1,2}, HE Yuqing^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;
2. Institutes for Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110169, China;
3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Better adaptability to the environments and task can be achieved by combining the Unmanned Ground Vehicles (UGV) and Unmanned Aerial Vehicles (UAV) to compose marsupial robot system. However, autonomous take-off and landing is a key technology of the marsupial robot system. Focusing on the problems of the marsupial robotic system, such as narrow take-off and landing space, dynamic motion and so on, a set of local positioning guidance system is designed by using the method of relatively high-precision positioning and information fusion. It provides accurate relative positioning information for the autonomous take-off and landing of the UAV. The control method of autonomous take-off and landing of UAV on the mobile robot platform is studied. The autonomous release and recovery of flying robot on the narrow ground mobile robot are realized. The test is carried out on the actual robot system to verify the effectiveness and feasibility of the system. Besides, the proposed technology and system can support the application of air-ground marsupial robot system and also can be used as reference for other accurate relative positioning application.

Key words: Air-ground Cooperative Robots; Marsupial Robot System; Autonomous Take-off and Landing; Relative Positioning; Accurate Guidance; Control of Landing

收稿日期: 2020-09-18; 修回日期: 2020-10-30

基金项目: 装备发展部共用技术项目(41412040202); 中国科学院轻型动力创新研究院(Innovation Academy for Light-duty Gas Turbine, Chinese Academy of Sciences)项目(CXYJJ20-QN-06); 中国科学院青年创新促进会项目(2020001774)

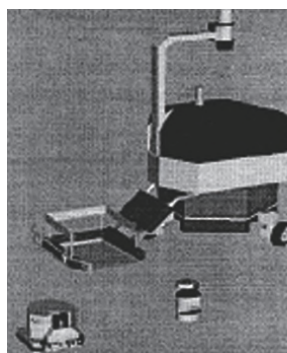
1 引言

目前,随着技术的发展,机器人系统在各个领域已经逐步得到了广泛的应用,但是随着对机器人系统需求的深入,未来机器人的应用环境朝着多元化和复杂化发展的趋势明显,即机器人的工作使命更加多元化,工作环境更加复杂化。在这样的背景下,对机器人系统的性能和自主行为能力的要求也随之大大增加。

但是,在当前的技术水平下,无论是空中机器人、地面机器人、还是水面/水下机器人,都具有明显的能力(包括行为能力和面对复杂环境和使命时的智能性)局限性,难以独立承担某些复杂的任务使命。尽管利用多个同类型的机器人相互协调、合作组成一个有机整体能够有效提升单平台的任务执行效率,但仍然难以应对更加复杂的战术使命,如区域陆、海、空全面监控使命。而如果能将具有不同运动特性和功能的多种异类无人平台组成有机整体,并通过协调与合作,实现优势互补与增强,无疑可大大提升整体的工作效能。因此,子母机器人系统应运而生,通过不同空间机器人的信息融合和行为协调可以显著提升子母机器人系统的能力。

子母机器人的显著性能已经在很多场合获得了一定程度的应用和认可。如美国橡树岭国家实验室(Oak Ridge National Laboratories)和萨凡纳河研究中心(Savannah River Technology Center)联合提出的用于地面信息采集的地面-地面子母机器人(Mobile Automated Characterization System, MACS)^[1],如图1(a);澳大利亚昆士兰大学研制的用于小型传感装置自动铺设的地面-空中子母机器人系统^[2],如图1(b);以及由美国海军信息中心研制的空中-地面子母机器人系统^[3]等。在子母机器人系统中,母机器人通常具有较强的运载能力和较好的续航能力,能够将子机器人运往指定的作业地点,并提供所需的一些设备;子机器人通常具有良好的机动能力,用于执行具体的作业任务。因此,子母机器人系统具备单一机器人所不具备的优势,能够更好地适应复杂任务的应用需求。例如,北京理工大学研究人员设计了一种水陆两栖用的子母机器人系统^[4],如图1(c),水陆两栖母机器人能够搭载若干仿生微型子机器人,到达水底的目标区域

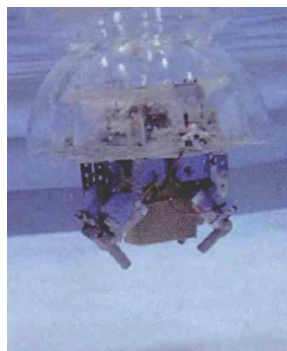
附近之后,释放的子机器人会进入水下狭小空间进行探测任务。



(a) 地面-地面子母机器人



(b) 地面-空中子母机器人



(c) 水陆两栖子母机器人

图1 各类子母机器人系统

Fig. 1 Different kinds of marsupial robotic systems

空地子母机器人主要由地面母体机器人和以小型无人机为典型代表的子机器人构成。每次执行作业任务时,母机器人需要将子机器人释放,完成任务后,还需要将子机器人进行回收。因此,子机器人的自主释放和回收是空地子母机器人的核心功能,也是构成子母机器人系统的重要技术特征。但是母机器人平台狭小和动态的降落空间给无人机的起降带来了巨大的挑战。如何实现无人机对地面机器人的精准定位和引导,是子母机器人的核心问题。

目前常用的普通全球定位系统(Global Positioning System, GPS),准确度一般在10 m左右,无法满足无人机在狭小母平台上自主降落的定位精度需求。GPS的定位误差主要来源于信号传播过程中的电离层延迟和多路径反射信号的干扰,通过载波相位差分技术,可以将定位精度提高到厘米级。但是,GPS信号十分微弱,容易受到遮挡和其它电磁信号的干扰,无法满足无人机在自主降落过

程中对安全性和可靠性的需求^[5]。

近些年来,计算机视觉导航技术在无人机的自主起降中得到了大量的研究和应用。基于图像的特征投影关系,通过在着陆平台上设计一个视觉标记,将无人机上相机获得的图像转换为二值图像,然后提取标记中的特征,基于针孔相机模型,可以估计出无人机相对于着陆平台的位姿(位置和方向)。新加坡国立大学学者^[6]采用一种基于视觉和激光的定位算法,实现无人机对移动平台的跟踪和着陆。在无人机上安装了一个下视的单目摄像机,根据获取的移动平台上的标记进行位姿估计。为了实现无人机预估高度的鲁棒性和精确性,采用激光测距仪来确定无人机的精确高度和着陆过程中的下降速度。墨西哥信息技术与系统研究中心的研究人员^[7]基于对颜色的跟踪,获得无人机的位姿估计,并用来修正GPS给出的位置,从而提高位置着陆的性能。该跟踪算法是基于颜色检测,通过查表的方式来确定一个给定的像素是否属于7个颜色标签中的一部分。

标准的立体视觉系统的检测距离受限于基线的长度,检测距离通常只有几十米。为了克服这一问题,国防科技大学研究人员^[8]采用两个独立的相机来组建立体视觉系统,并使用一流的AdaBoost图像处理算法来处理不同光线环境下的目标检测和跟踪问题。他们采用了一架翼展2.9 m、长约2.3 m的固定翼无人机,在一个长200 m、宽10 m的跑道上进行了多次起飞降落试验。结果表明,检测距离能提高到600 m左右。

前面的几种视觉导航方法都需要良好的光照条件,为了实现全天候的视觉导航,国防科技大学的科研人员研究了红外视觉导航方法^[9]。在图像处理程序中,他们首先采用最大类间方差算法和区域生长算法来确定图像中的候选红外灯区域,然后应用高斯负拉普拉斯算子(Negative Laplacian Of Gaussian, NLOG)来检测和跟踪图像中红外灯的中心。根据红外灯的中心图像坐标和空间坐标之间的对应关系来获得相机的空间位置和姿态。最后,根据摄像机和无人机之间的安装关系计算出无人机空间位置。大量的实际飞行和静态精度实验证明了该方法的有效性和准确性。

超宽带(Ultra Wide Band, UWB)是一种新的无

线通信技术,具备高精度测距和定位能力,近年来在无人机导航方面得到了广泛的关注。韩国的学者^[10]研究了UWB定位网络体系的设计方法,对定位网络中UWB节点的几何结构进行了优化,并通过仿真对定位性能进行了分析,从而在无人机着陆过程中提供更高的定位精度。德国的学者^[11]将UWB定位系统用于无人机的室内定位,使用惯性测量装置(Inertial Measurement Unit, IMU)和光流传感器组成的里程计来提供速度和姿态信息。该系统能够同时给多架无人机提供高精度定位信息,从而利用多架无人机实现自动化物流仓库的货物盘点。意大利的科研人员^[12]使用UWB定位技术来搭建车载移动定位系统,通过在地面移动车辆上安装4个UWB节点,可以实现随时随地对无人机进行高精度地追踪和控制。他们使用L-M定位算法进行了数值仿真,研究了车上UWB节点的位置分布以及无人机与地面车辆之间的相对速度大小对UWB定位精度的影响。

在国内方面,中国海洋大学学者对现有的几种经典的UWB定位算法进行了分析^[13],然后将几种算法的结果进行加权平均,对比了不同算法的定位效果。宁波大学学者^[14]使用三电平量化检测方法来提高到达时间(Time of Arrival, TOA)估计的准确性,并提出了改进变尺度法的初始坐标修正算法,不仅降低了Taylor级数定位算法对于初始坐标的要求,而且具有比传统最速下降法更高的定位精度和更快的优化收敛速度。北京信息科技大学学者^[15]分析了基于到达时差(Time Difference of Arrival, TDOA)的无线定位技术,推导了三维空间的Chan算法,并采用卡尔曼滤波技术进行了优化,提升了定位的准确性。国防科学技术大学学者^[16]研究了UWB组网中基站的最优配置模型,实现了基于差分GPS的系统基站标定,完成了UWB定位系统的机载和地面部分的设计,利用无人机平台完成了定位系统的飞行起降验证试验。

虽然UWB技术可以显著提高局部定位精度,但其成本较高,而且对参考点的空间分布有特殊的要求,对于狭小母平台上的起降引导应用具有一定的局限性。但是UWB技术可以构建出子平台与母平台相对状态的空间,从而实现无人机释放和回收的高效引导。

本文借鉴了上述思想,使用多旋翼无人机和地面移动机器人,构建了能够进行空地协同作业任务的子母机器人系统,对于无人机在移动机器人平台上的释放与回收系统与技术开展了研究,提出了一套子母机器人精确起降引导系统。全文内容组织如下:第1部分,对子母机器人的研究现状进行了介绍;第2部分,详细介绍了引导系统的设计与实现,并介绍了引导算法;第3部分,对无人机在移动机器人平台上进行自主起降的控制方法进行了研究;第4部分,对实验结果进行了分析;第5部分,对全文内容进行了总结。

2 无人机释放回收引导系统

2.1 引导系统总体设计

无人机自主收放引导系统基于动态差分GPS构建子机器人(无人机)与母机器人(地面无人车)的相对定位系统,结合IMU等传感器进行定位信息融合,为无人机在狭小移动机器人平台上的起飞和降落提供准确的引导信息,如图2所示。该引导系统主要由无人机机载端、无人车车载端、地面操控系统及电磁铁降落辅助系统四大部分组成。无人机机载端包括机载位置解算模块、定位信息采集板和无线数传模块,主要用于接收移动机器人发送的位置引导信息,经过融合处理后发送给飞控系统,引导无人机在移动机器人平台上进行自主降落。无人车车载端主要包括车载位置解算模块、姿态速度传感器、定位信息采集卡和无线数传模块,主要用于给无人机发送位置引导信息。车载端还具有机械固定装置,用于无人机降落停机后的紧固锁定控制。地面操控系统主要为机载端和车载端提供必要的远程操控功能,并对其运行状态进行实时地监控。电磁铁辅助降落系统主要用于在狭小动平台上起降过程中根据控制指令将无人机与降落平台吸附在一起,保证无人机在起降过程中不会侧翻或滑落。

2.2 引导定位方法

2.2.1 相对定位信息测量及实现

无人机起降引导信息是建立在局部坐标系下的相对定位信息,是通过GPS板卡获取无人机与地面平台间的相对位置信息 (x, y, z) ,通过IMU姿态传感器将相对位置换算到以地面平台降落点为原

点的北东地(North East Down, NED)坐标系,如图3所示,然后根据动平台的航向信息生成一条起降航线,保证无人机每次降落时从地面平台后方进场。

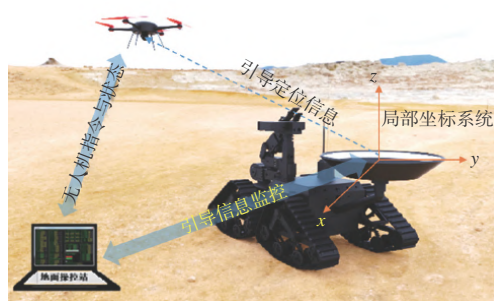


图2 无人机起降的引导系统原理

Fig. 2 Principle of guidance system for UAV autonomous take-off and landing



图3 动平台自主起降引导系统车载-机载端实物图

Fig. 3 Diagram of autonomous take-off and landing guidance system in UAV and UGV

2.2.2 坐标系转换

无人机自主起降引导的主要功能是采集地面和无人机的位置、速度、航向、姿态等信息,并解算无人机相对地面机器人的位置,同时通过无线数传模块发送给无人机,实现无人机相对地面机器人的定位,用于无人机对地面移动机器人的跟踪和降落回收。

无人机在地面移动机器人平台上进行降落回收时,需要以地面移动机器人为参考,飞行到降落平台的中心位置,然后进行降落。因此,需要将车载局部坐标系转换到无人机导航坐标系——北东地NED坐标系^[17],如图4所示。无人机根据引导系统提供的位置信息从当前位置P2飞行跟踪并且降落到地面移动机器人平台上的P1点。设图4中的 T_1^{NED} 、 T_2^{NED} 和 T_3^{NED} 为NED导航坐标系下的三个矢量。 T_1^{NED} 在车载局部坐标系——东北天(East North Up, ENU)坐标系下的表示为 T_1^{ENU} 。 T_3^{NED} 在该

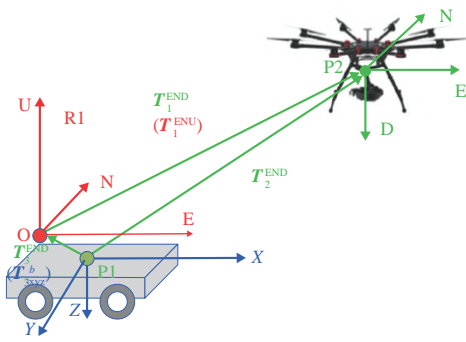


图4 车载局部坐标系与机载导航坐标系变换示意图

Fig. 4 Relationship between coordinate system in UAV and UGV

坐标系下的表示为 $T_{3xyz}^b = [x^b, y^b, z^b]$, 其中坐标 $[x^b, y^b, z^b]$ 为降落点在车载局部坐标系下的坐标, 可以通过实际测量得到。需要先将矢量 T_{3xyz}^b 转换到 NED 坐标系下。对于任意矢量 u , 在机体坐标系下表示为 u^b , 在 NED 坐标系下表示为 u^n , 则矢量 u^b 到 u^n 的转换可以用方向余弦阵来实现,

$$u^n = Ru^b \quad (1)$$

上式 R 中即为方向余弦阵 (Direction Cosine Matrix, DCM), 也称为姿态矩阵或滚转矩阵, 用欧拉角的形式可以写成,

$$R = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta \cos\psi & \sin\phi \sin\theta \cos\psi - \cos\phi \sin\psi & \cos\phi \sin\theta \cos\psi + \sin\phi \sin\psi \\ \cos\theta \sin\psi & \sin\phi \sin\theta \sin\psi + \cos\phi \cos\psi & \cos\phi \sin\theta \sin\psi - \sin\phi \cos\psi \\ -\sin\theta & \sin\phi \cos\theta & \cos\phi \cos\theta \end{pmatrix}$$

知矢量 T_{3xyz}^b 到 NED 坐标系下的转换公式为,

$$T_3^{NED} = RT_{3xyz}^b \quad (2)$$

$T_2^{ENU} = [x^e, y^n, z^u]$ 为引导系统输出的 ENU 坐标系数据, 将其转换到 NED 坐标系下的转换公式为,

$$T_2^{NED} = R_1 T_2^{ENU} \quad (3)$$

其中, R_1 的表达式为,

$$R_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

因此, 可以得到无人机在 NED 导航坐标系下的表达式为,

$$T_1^{NED} = T_2^{NED} + T_3^{NED} \quad (4)$$

解算流程如图 5 所示。

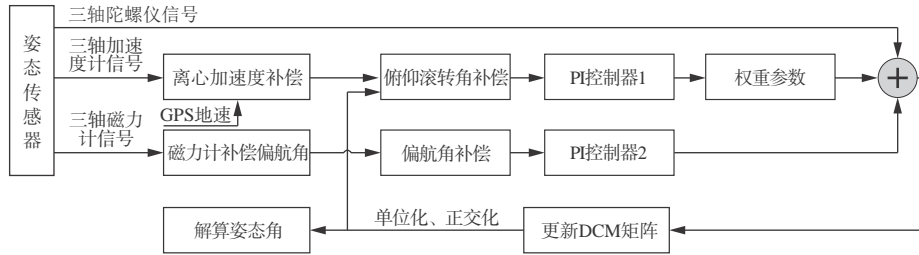


图5 DCM姿态解算过程框图

Fig. 5 Diagram of DCM attitude resolving

2.2.3 局部起降引导航迹生成方法

无人机局部引导信息是经过相对位置信息获取、坐标系转换得到的原点与地面平台目标降落点固连的 NED 坐标系, 也是跟着地面平台移动的局部直角坐标系。所以本文利用地面平台的航向信息生成一条倒“L”形航迹, 引导无人降落到地面狭小平台上, 如图 6 所示。

航迹是由航点连线组成, 局部起降引导航迹的航点的设定速度、设定高度 h_1, h_2, h_3, h_4 由地面站

设定输入, 为了保证引导航线始终与平台机体坐标系 X 轴保持重合, 航点的 (x, y) 坐标值是根据地面平台航向角极坐标公式计算而得, 这样就可以保证无人机从地面平台后方入场, 公式如下:

$$\begin{cases} x_i = i \times d \times \sin(1.5\pi - \psi) \\ y_i = i \times d \times \cos(1.5\pi - \psi) \end{cases} \quad (i = 0, 1, 2, 3) \quad (5)$$

公式中 d 是两个航点间距, 本文选取等间距, 即: $d_1 = d_2 = d_3 = d_4 = d$ 。至此, 无人机就可以根据生成的局部引导起降航迹进行飞行控制, 最终降落到地

面平台的目标降落点上。

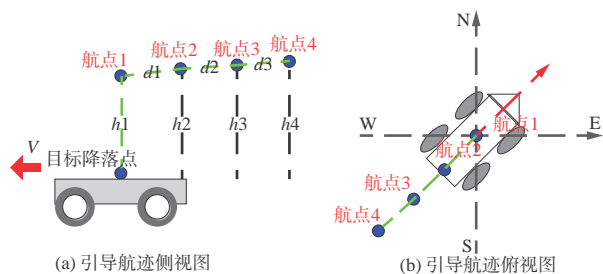


图6 局部起降引导航迹侧视图及俯视图

Fig. 6 Side and top view of local take-off and landing guidance track

2.3 地面操控系统

地面操控系统基于Qt进行开发,根据降落回收系统的功能需求进行了总体设计,可以划分为通信控制与数据传输、数据显示和数据处理模块。系统的软件架构如图7所示。图8为地面操控系统状态显示及配置界面,可以显示机载端和车载端的系统运行状态、姿态传感器数据、定位板卡原始数据、定位解算星数、最终换算的引导降落数据、无人机距离目标降落点距离和车载端与机载端电池电量等关键信息。

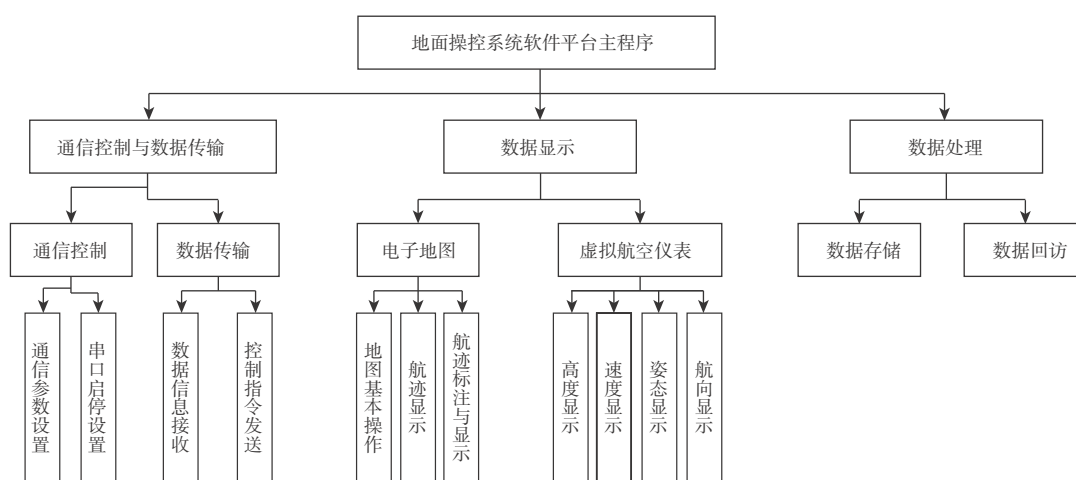


图7 地面操控系统系统软件架构图

Fig. 7 Framework of Ground Control Station(GCS)

地面操控系统系统状态显示及配置界面如图8所示,该界面不仅显示和监控动平台自主起降引导系统的各传感器实时数据及引导数据、运行状态、健康状况,还具备引导系统的初始配置及起降引导航迹设置功能。

图9是根据2.2.3节所述方法在地面站上配置生成的倒“L”形引导航迹。动平台自主起降引导系统将此实时的倒“L”引导航迹发送给飞控作为自主起降引导控制。该图更直观的体现了本文所述的引导信息是与地面母平台固连的、跟母平台移动的NED局部直角坐标系下的引导信息。

2.4 电磁铁降落辅助系统

电磁铁降落辅助系统是辅助无人机完成在狭小动平台上的自主起降任务。降落平台上铺设一层铁皮,用于电磁铁降落辅助装置的吸附与释放。本文中选取的电磁铁的吸附重量为80 kg,无人机

在起降过程中,根据无人机飞行状态开启和关闭电磁铁,实物图及工作原理图如图10所示。

3 无人机起降控制方法

基于引导系统提供的精确位置信息,无人机通过自主控制实现在地面平台上的自主降落。同时为保证在地面平台上的稳定停留,基于电磁铁设计了可控电子鱼叉系统,实现了回收后无人机与地面平台的固连。

设无人机期望推力为 $thrust_{sp}$,垂向速度及垂向位置分别为 vel_z 和 pos_z ,垂向速度期望为 vel_{z_sp} ,设定的起飞速度及悬停高度为 vel_{z_tf} 和 pos_{z_tf} 。无人机起飞控制流程如图11所示,首先检测垂向速度,如果垂向速度小于设定的起飞速度的一半,则累加推力期望,当达到设定速度的一半时,为了保证推力期望连续,给定初始的积分项,并

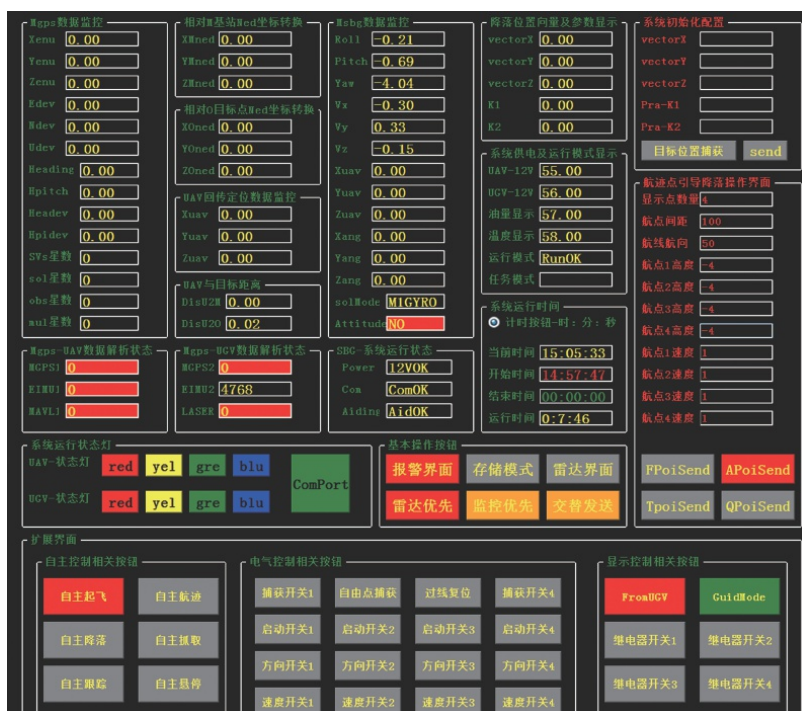


图8 地面操作系统状态显示及配置界面

Fig. 8 The display interface of GCS

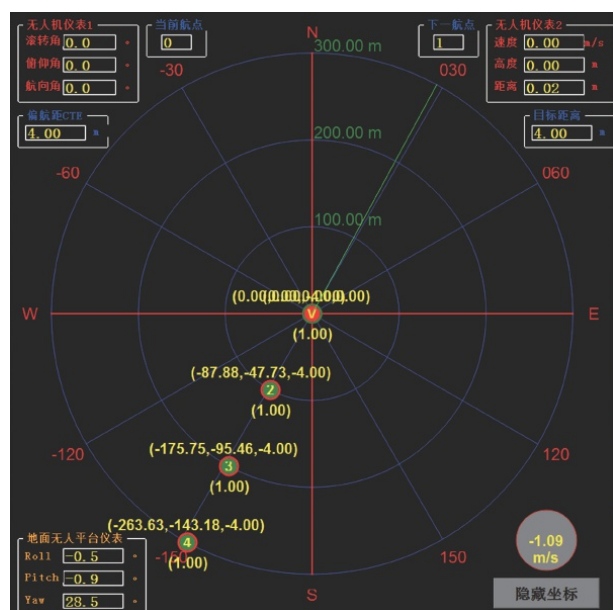


图9 地面站局部起降引导航迹生成及数据监控界面

Fig. 9 Local take-off and landing guidance track generation and data monitoring interface of GCS

设定垂向期望速度为设定的起飞速度。飞机接近设定的悬停高度时,由位置环计算得到的期望速度不断减小,当此速度小于设定的起飞速度时,则实际期望速度为位置环解算的期望速度。

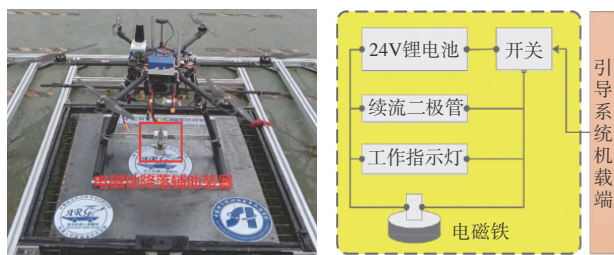


图10 电磁铁辅助降落系统实物及工作原理图

Fig. 10 Electromagnet assisted landing system and working principle diagram

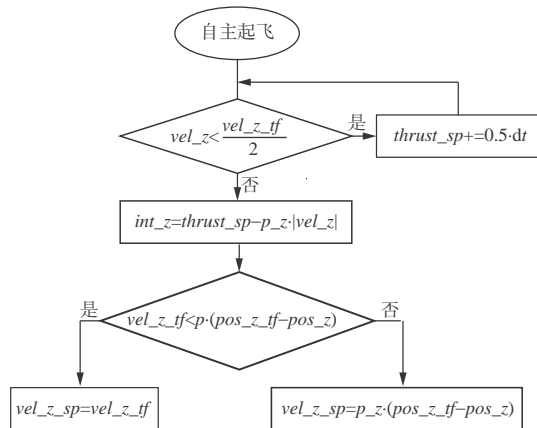


图11 无人机起飞控制流程图

Fig. 11 Control diagram of UAV take-off

执行自主降落任务时,无人机定位信息由导引系统提供,其位置坐标轴为北-东-地,坐标原点为地面移动机器人平台上的起降点。在无人机跟踪移动平台飞行及降落过程中,水平方向采用速度前馈+PID控制方式实现无人机对移动平台的动态跟踪。当无人机到达移动平台上方,无人机与移动平台的位置差和速度差均小于设定值时,进入降落模式。降落模式中,无人机实时跟踪移动平台水平位置,同时给定垂向速度期望并检测无人机垂向速度,当垂向速度小于设定值时,认为无人机接触到了移动平台,关闭无人机动力,启动电磁铁吸附固定于移动平台上,完成无人机子机器人的降落回收。无人机降落回收控制流程如图12所示。

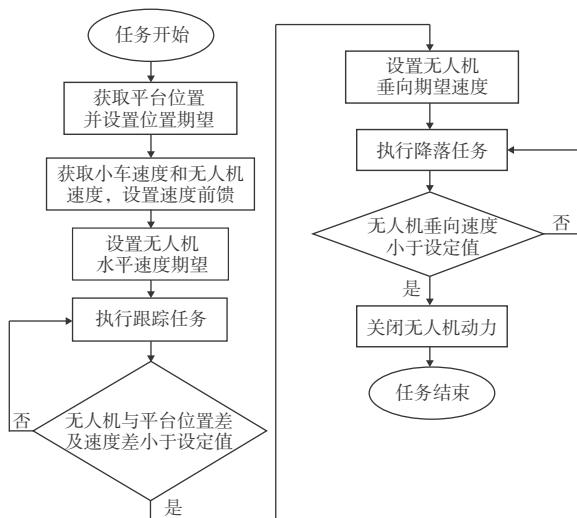


图12 无人机降落回收控制流程图

Fig. 12 Control diagram of UAV landing

4 实验验证

4.1 实验平台搭建

空地协同子母机器人系统如图13所示,子机器人为多旋翼无人机,母机器人为小型六轮式地面移动机器人。由于子机器人任务要求的限制,无人机起降平台的尺寸仅仅为1 m×1 m。无人机自主起降引导系统集成于该起降平台上,引导无人机实现在该狭小平台上的自主起降。

无人机硬件平台主要分为多旋翼机体及飞行控制系统两部分。机体为定制的六旋翼飞行器,如图14所示,主要参数见表1。

飞行控制系统主要由导航计算机和飞行控制

计算机组成,如图15所示。导航模块主要用于采集机体状态传感器的感知数据,经滤波融合后得到机体状态信息。飞行控制计算机接收导航计算机发送的机体状态信息,并接收地面操控系统的控制指令,根据任务需求确定无人机的飞行状态并生成舵机控制指令,实现无人机的稳定飞行及完成作业任务。



图13 空地协同子母机器人系统

Fig. 13 Air-ground cooperative vehicles



图14 多旋翼无人机

Fig. 14 Multi-rotor UAV platform

4.2 无人机自主起降实验

为了验证所设计的引导系统和自主起降控制方法,我们在室外进行了无人机与地面移动机器人平台的释放与回收实验。实验过程可以划分为四个阶段:(1)无人机从地面移动机器人平台上释放,

起飞到设定的高度;(2)无人机按照任务规划的路径进行自主飞行;(3)无人机对地面移动机器人平台进行跟踪,逐渐飞行到降落平台的正上方;(4)无人机进行自主降落,停机后启动电磁铁装置将其吸附固定在地面移动机器人平台上,完成回收。

表1 多旋翼机体参数

Table 1 Main physical parameters of the multi-rotor UAV

项目	技术参数	项目	技术参数
自重	4.2 kg	螺旋桨	T-MOTOR 14×4.8 L
起飞质量	6.0~10.5 kg	动力电池	LiPo 6S 16000 mAh
轴距	900 mm	最大功率	4 kW
电机	T-MOTOR MN4014-9	悬停功率	1.5 kW (起飞重量9.5 kg)
电调	T-MOTOR AIR 40A	悬停时间	15 min (起飞质量9.5 kg)

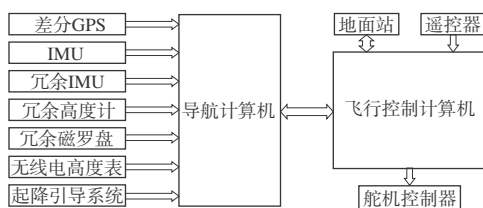


图15 飞行控制系统结构图

Fig. 15 Diagram of UAV control system

实验过程如图16所示,无人机首先从起降平台上自主起飞,在空中悬停并进行自主飞行,然后根据任务需要跟踪地面母机器人进行飞行,完成任务后再降落到地面机器人上。

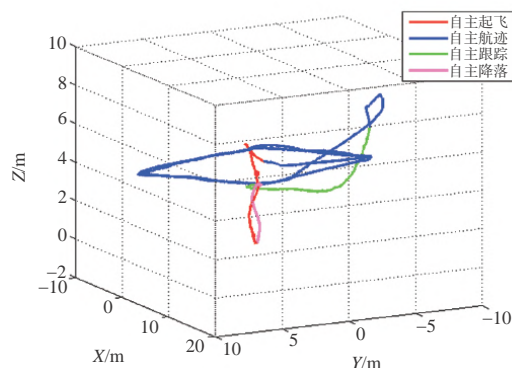


图16 实验任务流程

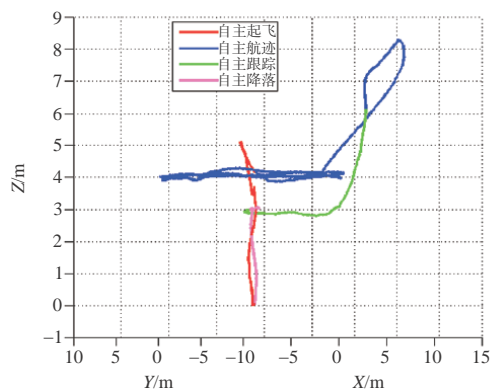
Fig. 16 The process of the experiment

无人机的三维飞行轨迹如图17所示,图中红色曲线是无人机在地面机器人平台上自主起飞的轨迹,蓝色曲线是无人机在空中自主飞行的轨迹,绿色曲线是无人机跟踪地面平台运动的轨迹,粉色曲线是无人机自主降落到起降平台上的轨迹。从图中可以明显的看出,无人机可以顺利的完成上述设

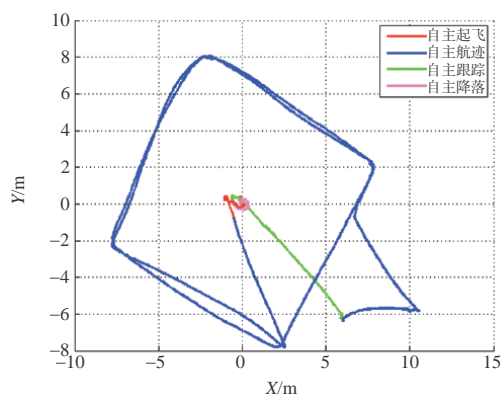
定的实验过程,稳定的从狭小的起降平台上起飞,完成任务后,能够根据引导系统的定位信息,精确的降落在母体机器人的起降平台上。



(a) 地面平台上起降的三维飞行轨迹



(b) yz平面内的起飞和降落轨迹



(c) xy平面内的起飞和降落轨迹

图17 无人机在地面无人车上的起降轨迹

Fig. 17 Take-off and landing trajectory of the UAV on the UGV

无人机降落误差曲线如图18所示,图中红色,蓝色和粉色曲线分别表示x方向,y方向和z方向的

引导定位误差,其中 x 和 y 方向的精度是引导精度的重要衡量指标,从图中可以看出 x 和 y 方向的误差明显的控制在10 cm以内,因此能够满足在1 m×1 m狭小平台上的起降要求,

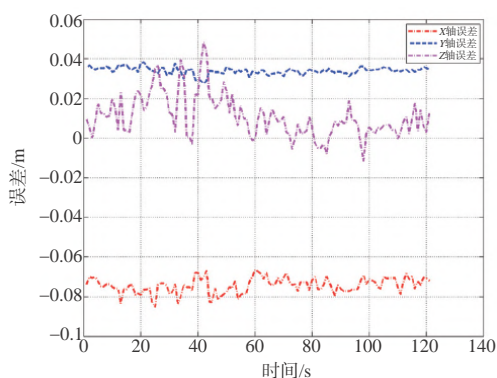


图18 无人机的降落误差

Fig. 18 Error of the landing position

在降落回收过程中,无人机沿 X 方向及 Y 方向的控制令均为0,无人机的实际响应位置如图19和图20所示, X 、 Y 方向上的降落误差分别为7.4 cm和3.4 cm。

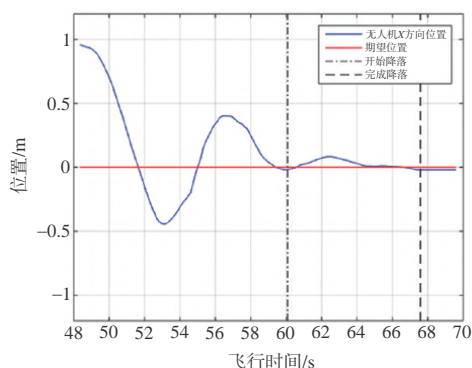


图19 降落过程中无人机沿 X 方向的位置变化

Fig. 19 Landing trajectory in X direction

5 结论

本文针对空地子母机器人中飞行机器人在动态地面机器人上的精确回收问题,提出了一套高精度降落引导系统,并基于该引导系统研究了无人机的自主起降控制方法,实现了无人机在狭小地面移动平台上的自主起降。最后开发了多旋翼无人机系统和降落引导系统,在实际平台上验证了所提出方法的可行性与有效性,通过实际验证,无人机的降落误差能够达到厘米级的精度,满足在狭小动态

平台上的起降要求。在后续的工作中,将开展在母体平台移动的情况下实现无人机的自主起降,以提升系统的动态应用性能。

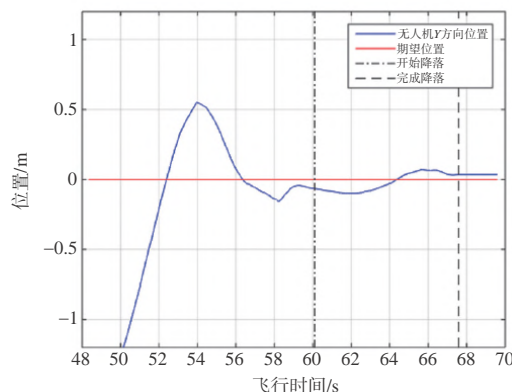


图20 降落过程中无人机沿 Y 方向的位置变化

Fig. 20 Landing trajectory in Y direction

参考文献

- [1] Anderson M O, McKay M D, Richardson B S. Multi-robot automated indoor floor characterization team [C], 1996 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Minneapolis, MN, USA, USA, vol.2, 1996, 1750-1753.
- [2] Corke P, Hrabarz S, Peterson R, et al. Autonomous deployment and repair of a sensor network using an unmanned aerial vehicle [C], IEEE International Conference on Robotics and Automation, Barcelona, Spain, Apr 18-22, 2004, 3602-3608.
- [3] Mullens K, Pacis E, Stancliff S, et al. Automated UAV mission system [EB/OL]. 2003 [2019]. [http://www. public. navy. mil/ spawar/Pacific/Robotics/Documents/Publications/2003/usis03aums.pdf](http://www.public.navy.mil/spawar/Pacific/Robotics/Documents/Publications/2003/usis03aums.pdf).
- [4] Lindemuth M, Murphy R, Steimle E, et al. Sea robot-assisted inspection [J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2011, 18(2):96-107.
- [5] 王亮. 基于多传感器信息融合的无人机着陆引导研究[D]. 西安:西北工业大学, 2015.
- [6] Wenzel K E, Masselli A, Zell A. Automatic take off, tracking and landing of a miniature UAV on a moving carrier vehicle [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2011, 61 (1-4) : 221-238.
- [7] Garcia O, Flores D, Santos O, et al. Autonomous take-off and landing on a colored platform [C]. International Conference on Unmanned Aircraft Systems, Orlando, USA, 2017.
- [8] Kong W, Zhou D, Zhang Y, et al. A ground-based optical system for autonomous landing of a fixed wing UAV [C]. IEEE International Conference on Intelligent Robots & Systems, Orlando, Florida, USA, 2014.

- [9] Gui Y, Guo P, Zhang H, et al. Airborne vision-based navigation method for UAV accuracy landing using infrared lamps [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2013, 72 (2):197-218.
- [10] Kim E, Choi D. A UWB positioning network enabling unmanned aircraft systems auto land [J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 58: 418-426.
- [11] Tiemann J, Wietfeld C. Scalable and precise multi-UAV indoor navigation using TDOA-based UWB localization [C]. International Conference on Indoor Positioning & Indoor Navigation, Sapporo, Japan, 2017.
- [12] Lazzari F, Buffi A, Nepa P, et al. Numerical investigation of an UWB localization technique for Unmanned Aerial Vehicles in outdoor scenarios [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17 (9): 2896-2903.
- [13] 于梅. 超宽带无线定位算法的研究与仿真[D]. 青岛:中国海洋大学, 2012.
- [14] 郭建广. 超宽带无线定位技术研究[D]. 宁波:宁波大学, 2015.
- [15] 李招华, 汪毓铎, 邵青. 基于Chan的TDOA三维定位算法[J]. 现代电子技术, 2014(011):36-40.
- [16] 李宏亮. 基于UWB无线测距的舰载无人直升机起降引导技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2015.
- [17] Zhang H, He Y, Li D, et al. Marine UAV-USV marsupial

platform: System and recovery technic verification [J]. Applied Sciences-Basel, 2020, 10(5):1583.

作者简介:



狄春雷(1989-), 男, 硕士, 助理研究员, 主要研究方向为无人机系统研发及局部导航定位。



于利(1991-), 男, 硕士, 助理研究员, 主要研究方向为直升机设计及无人机控制。



潘思(1994-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为无人机导航与定位。



谷丰(1982-), 男, 博士, 副研究员, 主要研究方向为移动机器人系统、多机器人协作。



何玉庆(1980-), 男, 博士, 研究员, 主要研究方向为移动机器人系统、机器人控制方法。

[引用格式] 白俊强, 昌敏, 汪辉, 等. 飞机导航系统中多套惯导融合方案仿真分析研究[J]. 无人系统技术, 2020, 3(6):79-91.

飞机导航系统中多套惯导融合方案仿真分析研究

白俊强^{1,2}, 昌敏¹, 汪辉³, 郭彬², 刘成茂²

(1. 西北工业大学无人系统技术研究院, 西安 710072; 2. 西安索格亚航空科技有限公司, 西安 710065;

3. 西北工业大学航空学院, 西安 710072)

摘要: 针对民航飞机飞行过程中提高导航精度和可靠性的问题, 提出了一种多套惯导融合方案, 研究了三套惯导平行安装冗余配置条件下最优导航解的求解方法。根据已有导航结果与每次飞行过程结束时刻和起始时刻飞机位置点已知的特点, 通过前一次导航误差计算三套惯导的加权系数融合一个较好的位置并能够对惯导故障进行诊断。结果表明, 在IRS无故障时, 三套惯导根据历史信息加权融合后, 最佳混合位置误差在400 m之内; 在IRS有故障时, 最佳混合位置误差在500 m之内。惯导融合方案能够大幅提高基于一套惯导的位置更新误差, 为民机导航提供更加准确的导航信息和依据。

关键词: 惯性导航系统; 多惯导融合; 航空导航技术; 导航精度; 导航可靠性; 惯导故障诊断

中图分类号: V249.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-5915(2020)06-79-13

Simulation Study and Analysis on the Multi-Inertial Navigation Fusion Scheme in Aircraft Navigation System

BAI Junqiang^{1,2}, CHANG Min¹, WANG Hui³, GUO Bin², LIU Chengmao²

(1. Unmanned System Research Institute, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. Xi'an Sogea Aviation Technology Co., Ltd., Xi'an 710065, China;

3. School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Aiming at the problem of low navigation accuracy in the flight of civil aviation aircraft, a multi-inertial navigation fusion scheme is proposed and the optimal navigation solution under the condition of three inertial navigation parallel installation redundant configuration is studied. According to the existing navigation results and the known characteristics of aircraft position points at the end and beginning of each flight process, the weighted coefficients of the three sets of INS are calculated through the previous navigation error to fuse a better position. The results show that when IRS is fault-free, the optimal mixing position error is within 400 m after the weighted fusion of the three inertial navigation sets according to the historical information. In the case of IRS failure, the optimal mixed position error is within 500 m. The multi-inertial navigation fusion scheme provides a high accuracy position update method, which leads to a reliable navigation system.

Key words: Inertial Navigation System; Multi-inertial Navigation Fusion; Air Navigation Technology; Navigation Accuracy; Navigation Reliability; Inertial Navigation System Error Detection

1 引言

对于民航飞机导航系统领域,多传感器耦合导航已成为主流导航方法。通过多传感器之间的信息融合,如何有效利用和处理来自多套传感器系统

的数据,克服单一传感器导航模式的不足,达成提高导航精度、增强导航系统的可靠性的目的,是多传感器系统需要首要关注的问题之一^[1-3]。

不同客机上配备的导航系统形式与数量各有不同,其中最为常用的是惯性导航系统(Inertial

Navigation System, INS)。INS是基于惯性元件(陀螺和加速度计)测量飞行器相对惯性空间的线运动和角运动参数进行载体运动信息计算的导航技术,已成为现代军用飞机、民航飞机航电系统的重要组成部分。以惯性器件为中心的导航系统是机上不可或缺的装置,是支持飞机安全飞行、引导和进近,顺利实施飞行任务的重要保证。惯性在军民两方面都有极大的需求,世界各大国历来重视发展惯性技术,惯性技术已成为国防现代化中的一项关键技术^[4]。捷联惯导系统(Strapdown Inertial Navigation System, SINS)以其体积小、成本低、可靠性高等诸多优点,已在大部分场合取代了平台式惯导系统^[5],在军民航空领域均得到了广泛应用。然而由于机载SINS直接固连在飞机机体上,飞机所处的恶劣动力学环境往往会导致系统内部参数发生变化^[6]。随着SINS工作时间增加,系统的导航精度将逐渐下降^[7],需要对单独的SINS进行改进。毕小龙等^[8]提出了两个惯导系统的融合方案,单个惯导系统以对方输出的经纬度信息作为测量信息进行卡尔曼滤波,但对具体的融合算法并没有明显改进。谢建东等^[5]对无人直升机导航系统进行了分析、设计和仿真,利用全球定位系统(Global Positioning System, GPS)导航和SINS组成SINS/GPS组合导航系统,SINS/GPS组合导航系统可提供高精度的导航信息。李俊杰等^[6]对GPS和INS中关键算法进行了研究。赵俊波等^[7]对计程仪/INS组合方法进行了总结。Qin等^[8]通过改善GPS环路,提高了INS/GPS系统精度,但GPS抗干扰能力差,该方法对GPS仪器精度要求较高,难以应用。为保证导航系统的可靠性与冗余度,本文提出由三套INS融合的配套方案,旨在提高导航精度与可靠性。仿真结果显示,本文提出的方案误差远小于单独一套惯导独自进行位置更新的误差,是开展多惯性系统信息融合的一种新思路。

2 多套惯导融合方案

2.1 多套惯性参考系统的构成

惯性参考系统主要由惯性器件模块、初始对准模块、捷联解算模块及三套惯导数据融合模块四部分组成,如图1所示。

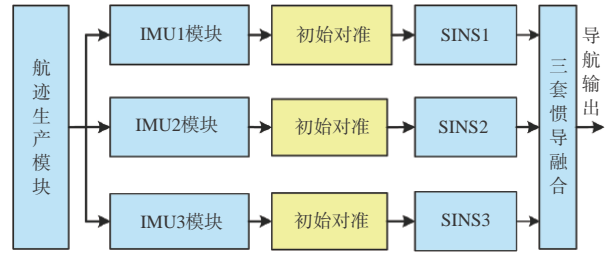


图1 多套惯性参考系统的构成

Fig. 1 The composition of inertial reference system simulation module

2.2 SINS力学编排

SINS主要由姿态矩阵解算和导航解算这两部分组成,以指方位惯导系统力学编排为例,对核心内容的姿态微分方程、比力微分方程以及位置微分方程作简要介绍。

(1) 姿态微分方程

载体 b 相对于参考坐标系 n 的姿态可以用多种数学形式来描述,常用方法有四种,即:欧拉角法、四元数法、等效旋转矢量法和方向余弦法。为表述方便此处给出基于方向余弦矩阵的姿态微分方程:

$$\dot{\mathbf{C}}_b^n = \mathbf{C}_b^n \boldsymbol{\Omega}_{nb}^b \quad (1)$$

其中 $\boldsymbol{\Omega}_{nb}^b$ 表示 $\boldsymbol{\omega}_{nb}^b$ 的叉乘反对称矩阵,则

$$\boldsymbol{\omega}_{nb}^b = \boldsymbol{\omega}_{ib}^b - \mathbf{C}_b^n \boldsymbol{\omega}_{in}^n \quad (2)$$

其中 $\boldsymbol{\omega}_{in}^n$ 为指令角速度:

$$\boldsymbol{\omega}_{in}^n = \boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n \quad (3)$$

$$\boldsymbol{\omega}_{ie}^n = \mathbf{C}_e^n \boldsymbol{\omega}_{ie}^e = \begin{bmatrix} 0, \omega_{ie} \cos L, \omega_{ie} \sin L \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

$$\boldsymbol{\omega}_{en}^n = \begin{bmatrix} \rho_E \\ \rho_N \\ \rho_U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{v_N}{R_{Mh}} \\ \frac{v_E}{R_{Nh}} \\ \frac{v_E}{R_{Nh}} \tan L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\dot{L} \\ \dot{\lambda} \cos L \\ \dot{\lambda} \sin L \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中, v_E 和 v_N 分别为载体在导航系内的东向速度和北向速度。

(2) 比力方程

载体在导航系内的比力方程为:

$$\dot{\mathbf{v}} = \mathbf{f}^n - (\boldsymbol{\omega}_{en}^n + 2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n) \times \mathbf{v}^n + \mathbf{g}^n \quad (6)$$

其中

$$\mathbf{f}^n = \mathbf{C}_b^n \mathbf{f}^b \quad (7)$$

$$\mathbf{g}^n = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -g \end{bmatrix}^T \quad (8)$$

(3)位置方程

若地理坐标系与导航坐标系重合,则位置方向余弦矩阵 C_e^n 的微分方程为:

$$\dot{C}_e^n = C_e^n \Omega_{en}^n \quad (9)$$

另外纬度 L 、经度 λ 和高度 h 的微分方程还可表示为:

$$\dot{L} = \frac{v_N}{R_{Mh}} \quad (10)$$

$$\dot{\lambda} = \frac{v_E}{R_{Nh} \cos L} \quad (11)$$

$$\dot{h} = v_U \quad (12)$$

上述导航方程的流程框图如图2所示。

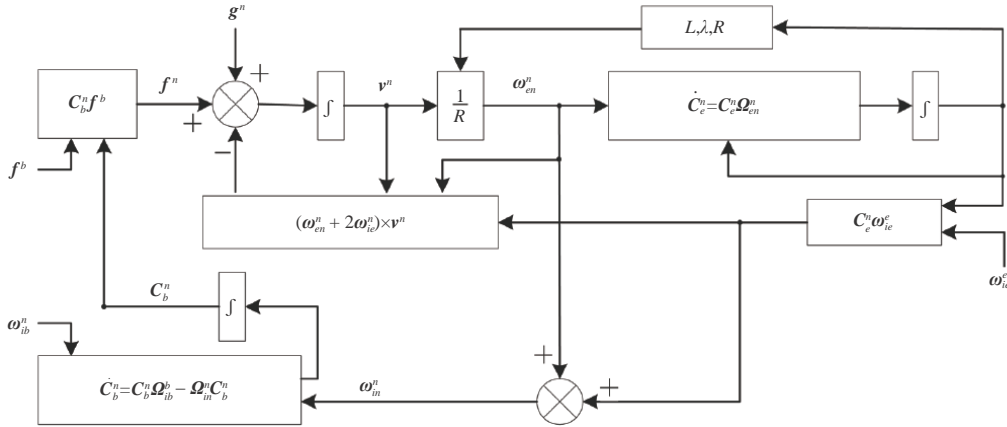


图2 指方位捷联惯导导航方程流程图

Fig. 2 The flow chart of Strapdown Inertial Navigation System

2.3 基于导航结果的三套惯导最优导航解构造

在三套惯导平行安装的冗余配置方案中,三套惯导经独立解算可以得到各自的导航结果。如果不考虑导航初始误差和惯性器件的各种误差,理论上三套惯导的导航结果是相同的,三套惯导的配置只是为系统提供更高的可靠性。而在实际工程中,三套惯导由于惯性器件随机误差和导航初始误差的影响,输出的数据是不完全相同的,由此导致导航结果也不完全相同,这样会造成三套惯导输出三种不同的导航结果。而我们更希望通过对三套惯导导航数据的处理得到某种最优准则意义下最优的导航解。这样的话,三套惯导的配置可以提高整个系统的导航精度。基于此,主要研究三套惯导平行安装冗余配置条件下最优导航解的求解方法。

构造最优导航解将最优估计计算提升到导航结果层面上,而不必考虑各惯导的原始测量信号,这种方案操作简单,其优化方案的算法结构如图3所示。

在导航结果层面上做最优估计,一般只需要得到优化的位置解算结果。由于惯导系统的高度解算结果精度较低,因此这种优化处理只在纬度和经

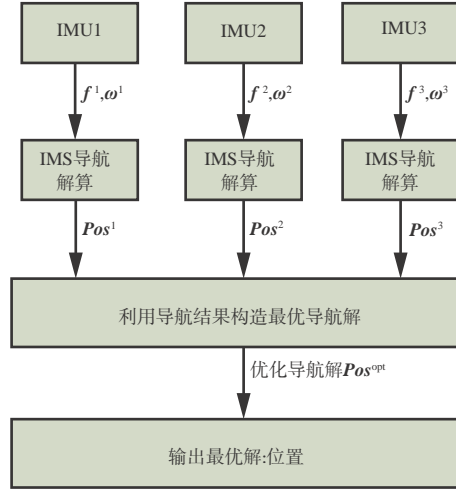


图3 基于导航结果的最优融合算法结构

Fig. 3 Optimal fusion algorithm structure based on the navigation results

度结果上进行。因此,这种处理方法相当于将三套惯导视为位置测量传感器,在真实位置未知的情况下对位置测量的结果做最优处理。

以纬度输出为例,设 k 时刻飞机的真实位置为 $L(k)$,各惯组惯导解算得到的纬度输出分别为 $\tilde{L}_1(k)$ 、 $\tilde{L}_2(k)$ 、 $\tilde{L}_3(k)$ ($k=1, 2, \dots, K$),其中 k 为某一取

定时间。记导航解算误差分别为 $\delta L_1(k)$ 、 $\delta L_2(k)$ 、 $\delta L_3(k)$ 。考虑各惯组的导航误差,真实位置和解算位置有以下关系成立。

$$\begin{cases} \tilde{L}_1(k) = L(k) + \delta L_1(k) \\ \tilde{L}_2(k) = L(k) + \delta L_2(k) \\ \tilde{L}_3(k) = L(k) + \delta L_3(k) \end{cases} \quad (13)$$

整理成向量和矩阵形式有

$$\tilde{\mathbf{L}} = \mathbf{H}\mathbf{L} + \delta\mathbf{L} \quad (14)$$

其中, $\tilde{\mathbf{L}} = [\tilde{L}_1 \ \tilde{L}_2 \ \tilde{L}_3]^T$, $\mathbf{H} = [1 \ 1 \ 1]^T$, $\delta\mathbf{L} = [\delta L_1 \ \delta L_2 \ \delta L_3]$ 。

因此,三套惯组的解算结果在这里等价于对位置的三次有误差量测,在量测误差不可知的情况下,利用最小二乘方法可以得到真实位置的估计结果。

$$\hat{\mathbf{L}} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \tilde{\mathbf{L}} \quad (15)$$

整理可得

$$\hat{L} = \frac{1}{3}(\tilde{L}_1 + \tilde{L}_2 + \tilde{L}_3) \quad (16)$$

在量测噪声的方差可知或者可近似求取的情况下,可以采用加权最小二乘估计的方法求取真实位置的优化估计结果。设 k 时刻三套惯导的纬度解算误差的方差分别为 $\sigma^2 L_1(k)$ 、 $\sigma^2 L_2(k)$ 、 $\sigma^2 L_3(k)$,则利用马尔可夫加权最小二乘估计的方法可以得到

$$\hat{L}(k) = (\mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1}(k) \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1}(k) \tilde{\mathbf{L}}(k) \quad (17)$$

其中, $\mathbf{R}(k)$ 为 k 时刻的量测噪声方差阵,有

$$\mathbf{R}(k) = \begin{bmatrix} \sigma^2 L_1(k) & 0 & 0 \\ 0 & \sigma^2 L_2(k) & 0 \\ 0 & 0 & \sigma^2 L_3(k) \end{bmatrix} \quad (18)$$

将 \mathbf{H} 和 $\mathbf{R}(k)$ 带入式可得纬度的马尔可夫估计具体表达式为

$$\hat{L}(k) = \left(\frac{1}{\sigma^2 L_1(k)} + \frac{1}{\sigma^2 L_2(k)} + \frac{1}{\sigma^2 L_3(k)} \right)^{-1} \left(\frac{\tilde{L}_1(k)}{\sigma^2 L_1(k)} + \frac{\tilde{L}_2(k)}{\sigma^2 L_2(k)} + \frac{\tilde{L}_3(k)}{\sigma^2 L_3(k)} \right) \quad (19)$$

同理,经度的马尔可夫估计结果可以表示为

$$\hat{\lambda}(k) = \left(\frac{1}{\sigma^2 \lambda_1(k)} + \frac{1}{\sigma^2 \lambda_2(k)} + \frac{1}{\sigma^2 \lambda_3(k)} \right)^{-1} \left(\frac{\tilde{\lambda}_1(k)}{\sigma^2 \lambda_1(k)} + \frac{\tilde{\lambda}_2(k)}{\sigma^2 \lambda_2(k)} + \frac{\tilde{\lambda}_3(k)}{\sigma^2 \lambda_3(k)} \right) \quad (20)$$

因此,要想通过马尔可夫最小二乘估计的方法

得到当上式中 $L(k)$ 和 $\lambda(k)$ 的最优估计结果,就必须知道 k 时刻导航误差 $\delta L_i(k)$ 、 $\sigma \lambda_i(k)$ ($i = 1, 2, 3$)的方差统计特性。从产生机理分析,位置误差主要是由初始对准误差、陀螺和加速度计随机常值零偏以及随机游走引起,并且这些因素都是随机产生的。其中,加速度计和陀螺的随机常值零偏在逐次启动时随机产生,而后保持常值,成为影响初始对准精度的主要因素,进而影响到导航位置精度。总的来说,惯导的导航位置误差是随时间累积的,大致是时间 t 的三次函数。因此 $\delta L_i(k)$ ($i = 1, 2, 3$)的方差是时变的,且时间越长,方差会越大。

影响位置误差的因素较多,相互间又有很大的相关性,因此,要想通过理论推导的方法得到位置误差的统计特性是较为困难的。而如果想通过统计的方法近似求取 $\sigma^2 L_i(k)$,就需要大量的测试实验,对每一时刻的导航位置误差做方差分析,这种方法同样不太现实。

基于上述分析,下面给出一种对位置误差方差特性建模的方法,通过多次导航测试试验求取位置误差方差的统计模型。

位置误差的发散特性可以用时间的三次函数近似,以纬度误差为例,其均方根特性 $\sigma L(k)$ 可以描述为:

$$\sigma L(t) = a_3 t^3 + a_2 t^2 + a_1 t + a_0 \quad (21)$$

导航开始时真实纬度精确已知,因此 $a_0 = 0$ 。这样上式可以简化为

$$\sigma L(t) = a_3 t^3 + a_2 t^2 + a_1 t \quad (22)$$

因此只要求解出系数 a_1 、 a_2 、 a_3 ,就可以解算任意时刻的导航位置误差的方差特性。现在给定一套惯导IMU,在静止条件下做 N 次静态导航实验,为得到更好的统计结果,这里 $N > 10$,次数越多结果可信度越高。记导航初始时刻 $t_0 = 0$,在不同的时刻 $t_1, t_2, t_3, \dots, t_k$,记录 N 次导航解算的位置误差,仍以纬度为例,得到

$$\begin{bmatrix} \delta L_1(t_1) & \delta L_1(t_2) & \cdots & \delta L_1(t_k) \\ \delta L_2(t_1) & \delta L_2(t_2) & \cdots & \delta L_2(t_k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \delta L_N(t_1) & \delta L_N(t_2) & \cdots & \delta L_N(t_k) \end{bmatrix} \quad (23)$$

取 N 次导航解算的同一时刻 $\sigma L(t_i)$ 导航误差,计算误差均方根特性,得到

$$\sigma L(t_i) = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N \delta^2 L_j(t_i)} \quad (i=1, 2, \dots, k) \quad (24)$$

这样可以得到 $\sigma L(t_1), \sigma L(t_2), \dots, \sigma L(t_k)$

代入误差均方根模型,并考虑模型不准确性,整理可得

$$\begin{bmatrix} \sigma L(t_1) \\ \sigma L(t_2) \\ \vdots \\ \sigma L(t_k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_1 & t_1^2 & t_1^3 \\ t_2 & t_2^2 & t_2^3 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ t_k & t_k^2 & t_k^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v(t_1) \\ v(t_2) \\ \vdots \\ v(t_k) \end{bmatrix} \quad (25)$$

将上式记为

$$Z = H\alpha + V \quad (26)$$

至此,利用最小二乘的方法可以求解出系数 a_1, a_2, a_3 ,具体为

$$\alpha = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} = (H^T H)^{-1} H^T Z \quad (27)$$

在三套惯导平行安装方案中,分别对三套惯导做上述数据处理,可以得到三套惯导导航位置误差方差特性的解析求解公式。这样,利用三套惯导的导航结果构造最优导航解就可以采用马尔可夫得到最优估计的方法,得到比一般最小二乘更加优化的导航结果。

2.4 基于历史信息的最佳混合位置求解

2.3节介绍的对位置误差方差特性建模的方法,通过多次导航测试试验求取位置误差方差的统计模型具有较强的可操作性,但是同样需要多次导航测试试验。如果通过飞行测试试验求取位置误差的方差的统计模型,则需要耗费大量的人力、物力,对于民航客机来说并不实用。如果在实验室通过实验室静态试验建立位置误差的统计模型,虽有一定的参考价值,但是惯导系统的误差与飞行轨迹和飞行参数有很大的关系,这样建立的统计模型不能还原真实的系统误差特性。此处在此2.3节的基础上利用每次飞行过程结束时刻和起始时刻飞机位置点已知的特点,通过前一次导航误差计算三套惯导的加权系数融合一个较好的位置。

由式(19)和式(20)可知三套惯导加权系数与三套惯导各自的误差方差密切相关,若对三套惯导的位置误差的方差进行归一化处理,则式(19)和(20)可变形为:

$$L_e(k) = K_{1j} L_{e1}(k) + K_{2j} L_{e2}(k) + K_{3j} L_{e3}(k) \quad (28)$$

$$\lambda_e(k) = K_{1j} \lambda_{e1}(k) + K_{2j} \lambda_{e2}(k) + K_{3j} \lambda_{e3}(k) \quad (29)$$

其中 $L_{ei}, \lambda_{ei} (i=1, 2, 3)$ 分别为三套惯导的实时经纬度解算结果, $K_{ij} (i=1, 2, 3)$ 为第 i 套惯导的权系数, j 表示第 j 次飞行加权系数,可通过下式求解。

$$K_{1j} = \frac{4}{5} K_{1,j-1} + \frac{1}{5} \frac{\sigma L \lambda_2 + \sigma L \lambda_3}{2(\sigma L \lambda_1 + \sigma L \lambda_2 + \sigma L \lambda_3)} \quad (30)$$

$$K_{2j} = \frac{4}{5} K_{2,j-1} + \frac{1}{5} \frac{\sigma L \lambda_1 + \sigma L \lambda_3}{2(\sigma L \lambda_1 + \sigma L \lambda_2 + \sigma L \lambda_3)} \quad (31)$$

$$K_{3j} = 1 - K_{1j} - K_{2j} \quad (32)$$

$$\sigma L \lambda_i = (\sigma L_i^2 + \sigma \lambda_i^2 \cos^2 \Delta L)^{\frac{1}{2}} \quad (i=1, 2, 3) \quad (33)$$

其中, $\Delta L = \frac{1}{2} (L_t + L_s)$, $\sigma L_i, \sigma \lambda_i$ 表示第 i 套惯导上次飞行结束时惯导输出的和本次起飞前对准起始点经纬度。

L_t : 上次飞行的终点;

L_s : 上次飞行的起点;

若为第一次飞行,则 $K_{i0} (i=1, 2, 3)$ 取 0.333。

2.5 三套惯导可用性检查及优先级实现

三套惯导平行安装的冗余配置方案中,各惯导的导航精度是有一定差异的,即便是器件参数相同的惯导,由于初始对准误差、逐次启动误差以及实时量测噪声不同的影响,各自的导航精度也会不同。在实际的导航控制过程中,往往需要从三套惯导中选取导航精度最高的一套惯导作为参考标准,这时就会涉及到导航精度排序的问题,对三套惯导的实时导航精度按照一定的评价标准进行排序,从而得到三套惯导导航精度的量化评价结果。同时三套惯导导航精度的量化评价结果也是判断三套惯导是否正常工作的条件。

2.5.1 导航精度排序方法

导航精度排序,简单的讲就是选择一个合理的导航误差范数,然后分别计算三套惯导的这一误差范数数值,按照范数数值从小到大排序的结果就是三套惯导导航精度的排序结果。通常条件下,导航误差范数一般选取导航的位置误差范数,特别是水平位置误差范数。后文的讨论都是以水平位置误差范数作为排序的参考标准,即

$$\delta Pos_i(k) = \sqrt{\delta^2 L_i(k) + \delta^2 \lambda_i(k)} \quad i=1, 2, 3 \quad (34)$$

对三套惯导的导航精度进行实时排序,可以有两种方法:自主式排序方法和辅助式排序方法。其中,自主式排序方法是指不利用任何外部参考信

息,而只通过三套惯导自身数据和导航结果进行排序,辅助式排序方法是指在其他导航设备辅助的情况下,对三套惯导的导航精度进行排序。

从理论上讲,要想对三套惯导的导航精度进行实时的精度排序,就必须知道飞机实时的精确导航位置信息,如果这一实时导航位置信息中没有误差或者误差量级与惯导误差相比可以忽略,那么用惯导导航位置相对于这一精确已知位置的偏离程度就可以对惯导精度进行排序。因此,这种排序方法需要引入其他导航信息,但排序方法简单易行。通常条件下,GPS是飞机上的常用导航信息,且导航精度不随时间发散,定位精度保持在十米至几十米的水平上,可以用来对惯导的长期发散误差进行排序。如果要对几十米以下的定位误差进行排序,就需要更加精确的位置信息,这时可以考虑利用惯导和GPS组合导航的位置信息作为评价标准。对于导航级以上的惯导设备,在与GPS组合导航的情况下定位精度可以提高到米级水平,完全可以作为精度排序的评价标准。

在自主式排序方法中,没有位置信息的绝对参考标准,而只通过三套惯导自身的导航结果对三套惯导的导航精度排序,得到的只能是一个相对排序结果。这种情况下的精度排序更类似于一种故障检测方法或者说是一个表决机制。简单的讲,就是从三套惯导的导航结果中按照一定的优化准则提取出一组优化的导航结果作为位置参考基准,以三套惯导导航结果偏离这一参考基准的程度大小作为量化评价指标对三套惯导的导航精度进行排序。

2.5.2 自主式排序方案

自主式排序方案中没有精确的位置参考,只能利用三套惯导自身的导航结果设计评价指标,完成对三套惯导的精度排序。因此,这种自主式排序方案从原理上限制了它只能得到一个相对的排序结果,而不能得到绝对排序结果。自主式排序的过程如图4所示。

从图中可以看出,自主排序方法的关键就在参考位置的构造方法上。自主式排序方法中的参考位置直接以三套惯导的导航位置结果进行构造。这时,可以将三套惯导等价为位置测量装置,参考位置的构造就可以等价为对真实位置的最优估计,同时构造出的参考位置可以表示为三套惯导导航

位置结果的加权平均形式。至此可见,参考位置的构造方法与2.3节和2.4节介绍优化导航解的构造方法完全相同。考虑到实际的可操作性,自主式排序方法的参考位置可以直接采用2.4节介绍的优化导航解的导航位置结果,具体设计过程详见2.4节。

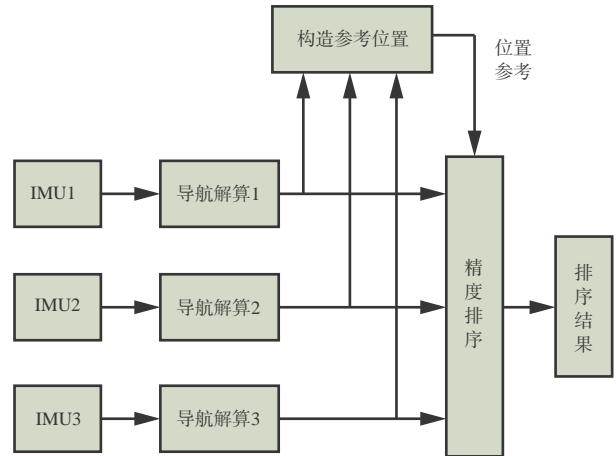


图4 自主式排序方案流程

Fig. 4 Autonomous sorting scheme process

设 t_k 时刻三套惯导融合得到的混合的水平位置为 $L_c(k)$ 和 $\lambda_c(k)$,三套惯导的导航水平位置结果为 $L_{ci}, \lambda_{ci} (i=1, 2, 3)$ 。参照式(34),分别计算三套惯导的误差范数:

$$\delta Pos_i(k) = \sqrt{(L_{ci}(k) - L_c(k))^2 + (\lambda_{ci}(k) - \lambda_c(k))^2} \quad (35)$$

得到 $\delta Pos_1, \delta Pos_2$ 和 δPos_3 ,然后对这三个误差范数排序,就可以得到三套惯导的精度排序结果。

2.5.3 可用性检查

在2.5.2节三套惯导精度排序的基础上可以实现三套惯导的可用性检查,当某一套惯导出现故障时及时给出报警并将其隔离。具体处理算法在于通过设置误差范数的上限 δP_{TD} ,当误差范数超过门限时认为存在故障。

对于航空标准惯导,当惯导同其他导航传感器断开后的定位误差满足表1所示的精度,可以参照表1设置误差范数的上限。

表1 RNP和RNA规定的组合断开后纯惯导的定位误差特性

Table 1 The positioning error of inertial navigation after the combination specified by RNP and RNA is disconnected

组合断开后持续时间 T/h	IRS95% 位置误差 (NM)
0.0~0.5	$8 \times T$
0.5~1.5	4

3 导航性能分析

3.1 解算算法与载体机动误差分析

3.1.1 解算算法误差

SINS的捷联惯导算法设计的任务主要有两个方面,一方面是要选择合适的算法,另一方面是要设计算法的更新频率和惯性器件的采样频率,而且在算法的设计中要充分考虑载体的动态性能和环境。捷联惯导算法设计的要求是,在选定惯性器件的条件下对所选的算法进行轨迹设计,算法引起的导航参数误差要小于惯性器件误差引起的导航参数误差的5%,否则应当重新进行算法设计。

在捷联惯性解算算法中,对圆锥运动和划桨运动造成的不可交换误差的补偿精度成为评价算法精度的标尺。对2.2节所述的SINS力学编排,对应的圆锥误差和划桨误差补偿算法如下:

$$\begin{aligned}\Phi_m &= \Delta\theta_m + \left(\sum_{i=1}^{k-1} k_i \Delta\theta_{m,i} \right) \times \Delta\theta_{m,n} \quad (36) \\ \Delta v_{sculm} &= \left(\sum_{i=1}^{k-1} k_i \Delta\theta_{m,i} \right) \times \Delta v_{m,n} + \left(\sum_{i=1}^{k-1} k_i \Delta v_{m,i} \right) \times \Delta\theta_{m,n} \quad (37)\end{aligned}$$

上述补偿算法可根据惯性器件的采样频率、计算资源性能、导航精度要求等综合选择不同的计算子样数,其中圆锥算法漂移是制约导航算法精度的最主要因素,因此表2给出了在10 ms解算周期下,锥角为1°的不同锥运动频率、不同子样数下的算法漂移,据此可以选择合适的更新子样数。

表2 圆锥算法漂移比较
Table 2 Cone algorithm drift comparison

锥频/Hz	单子样 $I/(^{\circ})/h$	优化双子样 $I/(^{\circ})/h$	优化三子样 $I/(^{\circ})/h$	优化四子样 $I/(^{\circ})/h$
2	1.0390	2.0510×10^{-4}	1.5232×10^{-8}	5.94×10^{-13}
4	8.3122	6.5631×10^{-3}	1.9497×10^{-6}	3.04×10^{-10}
8	66.4979	0.2100	2.4956×10^{-4}	1.55×10^{-7}
15	438.34	4.8670	2.0333×10^{-2}	4.46×10^{-5}
30	3506.7	155.7450	2.6026	2.28×10^{-2}
50	16234.8	2002.8942	92.9701	2.2682

3.1.2 机动对解算算法误差的影响

当前的捷联姿态更新算法是基于等效旋转矢量的多子样优化算法,其理论基础是Bortz方程^[13]。

基于泰勒级数展开的多子样算法推导,将Bortz方程经过二阶近似简化后的等效旋转矢量方程作泰勒级数展开,建立等效旋转矢量与多项式角增量之间的线性对应关系,从而求得误差补偿系数^[14-15]。实际上,Bortz微分方程是一个异常复杂的非线性三维向量方程,其中包含三角函数运算,在一般角运动情况下无法精确求解,即不存在初等解。传统等效旋转矢量多子样算法都是在Bortz方程作近似的基础上进行简化推导的,它们忽略了Bortz方程中三阶及其以上项的影响,并将二阶项中的等效旋转矢量近似为角增量^[16-17],从而才能够简化为线性微分方程。原则上,针对近似线性化后的Bortz微分方程的求解,只有在等效旋转矢量取值比较小的情况下才能成立,越接近于0其近似精度越高,即在低动态下效果较佳。

对于飞行速度马赫数3以上的高超声速飞行器,或者旋转角速率高达400°/s的高动态系统,传统的姿态求解算法误差较大无法满足需求。针对大动态下的导航解算算法可以参阅文献[16-21],对更高精度的等效旋转矢量高阶误差补偿算法有详尽的论述。针对民航客机等中低动态的载体,基于等效旋转矢量的多子样优化算法可以满足导航精度的要求,此处不再赘述机动对解算算法精度的影响。

3.2 惯性器件与载体机动误差分析

3.2.1 惯性器件误差分析

惯性器件性能是制约导航误差的最主要因素,表3列出了匀速条件下位置误差近似关系式。

表中 $\dot{\Lambda} = \omega_{ie} + v_E / (R_e \cos L)$, ω_{ie} 是地球自转角速度、 v_E 是载体东向速度、 R_e 是地球半径、 L 是载体所在位置的纬度值。

总体而言,惯性器件误差造成的导航误差可以归纳为三类:一类是舒拉震荡误差,包含加速度计零位误差、初始姿态误差和初始速度误差;二类是24 h震荡误差,包含东向陀螺漂移、天向陀螺漂移纬度误差、北向陀螺漂移纬度误差、初始航向误差和初始纬度误差;三类是经度线性漂移误差,北向陀螺漂移经度误差、天向陀螺经度误差。

粗略估算,30 μg 的加速度计零偏引起0~380 m的经纬度舒拉震荡误差,0.001°/h的东向陀螺漂移引起±425 m的经纬度地球周期震荡误差,0.001°/h

表3 惯性器件误差引起的导航位置误差
Table 3 Navigation position error caused by inertial device error

误差源	位置误差	
	中时间	短时间
初始东向平台误差 φ_{E0}	$R_c(1 - \cos \omega_s t) \varphi_{E0}$	$g \varphi_{E0} \frac{t^2}{2}$
初始方位平台误差 φ_{U0}	$\dot{\Lambda} \cos LR_c \left(t - \frac{\sin \omega_s t}{\omega_s} \right) \varphi_{U0}$	$\dot{\Lambda} \cos LR_c \varphi_{U0} \frac{t^3}{6}$
初始速度误差 δv_{N0}	$\frac{\sin \omega_s t}{\omega_s} \delta v_{N0}$	$t \delta v_{N0}$
初始位置误差 δx_{N0}	δx_{N0}	δx_{N0}
东向陀螺漂移 ε_E	$R_c \left(t - \frac{\sin \omega_s t}{\omega_s} \right) \varepsilon_E$	$g \varepsilon_E \frac{t^3}{6}$
天向陀螺漂移 ε_U	$\dot{\Lambda} \cos LR_c \left(\frac{t^2}{2} - \left(1 - \frac{\cos \omega_s t}{\omega_s^2} \right) \right) \varepsilon_U$	$\dot{\Lambda} \cos LR_c \varepsilon_U \frac{t^4}{24}$
北向加表零偏 ∇_N	$\left(1 - \frac{\cos \omega_s t}{\omega_s^2} \right) \nabla_N$	$\nabla_N \frac{t^2}{2}$

的天向陀螺漂移引起0~750 m的纬度地球周期震荡误差,0.001°/h的北向和天向陀螺漂移24 h内引起2 km的经度线性增长误差。

3.2.2 机动对惯性器件误差的影响分析

通过3.2.1节分析可知惯性器件的性能是影响导航性能的主要误差因素,上述分析中基于载体是静态或匀速状态,对于载体机动状态,惯性器件的动态性能亦影响导航误差。

惯性器件的动态误差主要影响因素包括陀螺和加速度计的刻度系数误差、安装误差、陀螺和加速度计的时间不同步误差、尺寸效应误差、刻度系数非线性误差、陀螺的非等弹性误差等。

对于中等精度惯性级的导航系统,制约导航性能的主要载体动态误差是惯性器件的安装误差和刻度系数误差。下面主要分析载体机动条件下,惯性器件刻度误差和安装误差对导航性能的影响。

假设载体处于平飞状态,以30°/s的角速度做180°的横滚机动,假设存在陀螺和加速度的刻度系数误差,则机动前后导航速度误差变化率的变化值为:

$$\Delta \dot{V}_E = g \pi \delta k_{gzy} + 2 \nabla_x^b \quad (38)$$

$$\Delta \dot{V}_N = -2g \delta k_{gzy} - 2g \delta k_{ayz} \quad (39)$$

$$\sum \dot{V}_U = 2g \delta k_{azz} \quad (40)$$

上式中, $\Delta \dot{V}_E$ 、 $\Delta \dot{V}_N$ 表示机动前后东向、北向速度误差变化率的差值, $\sum \dot{V}_U$ 表示机动前后天向速度误差变化率的和值, k_{gzy} 是陀螺的安装误差, δk_{ayz} 是加速度计的安装误差, δk_{azz} 是加速度计刻度系数误差。同理,其他轴的安装误差和刻度系数误差与机动的关系也可以推导出。

粗略估计,20 min内,1角秒的陀螺安装误差将引起60 m的位置误差,2角秒的加速度计安装误差将引起5 m的位置误差,50 ppm的加速度计刻度系数误差将引起12 m的位置误差。

3.3 多惯导融合性能分析

由(19~20)两式可知,三套惯导融合算法基于马尔可夫最优估计,理论上融合所得的位置误差是最优位置。假设三套惯导的性能一致,则融合的位置误差是单套惯导误差的 $\sqrt{3}/3 \approx 0.5574$ 。

为验证最优性能,假设三套惯导的性能相当,均为1 nm/h的惯导,则进行50次蒙特卡洛仿真的结果如图5所示,融合的位置误差的方差为0.5678 nm/h,与理论预测值一致。

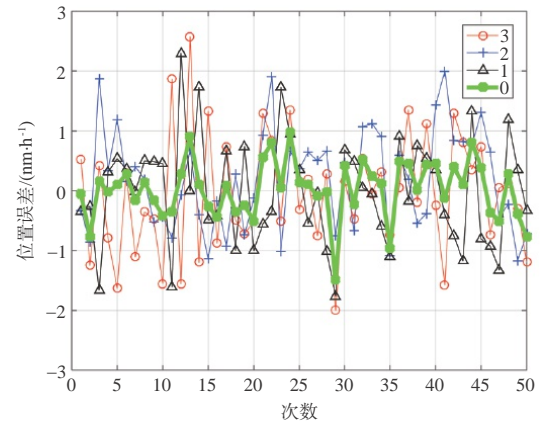


图5 三套惯导性能一致时蒙特卡洛仿真

Fig. 5 Monte Carlo simulation when the performance of three sets of inertial navigation is consistent

实际情况中,三套惯导的性能往往不一致,有可能性能相差加大,为验证最优性能,假设三套惯导的分别为1 nm/h、1.2 nm/h、2.4 nm/h的惯导,则进行50次蒙特卡洛仿真的结果如图6所示,融合的位置误差的方差为0.8708 nm/h,仍比单套惯导中精度最高的性能好。

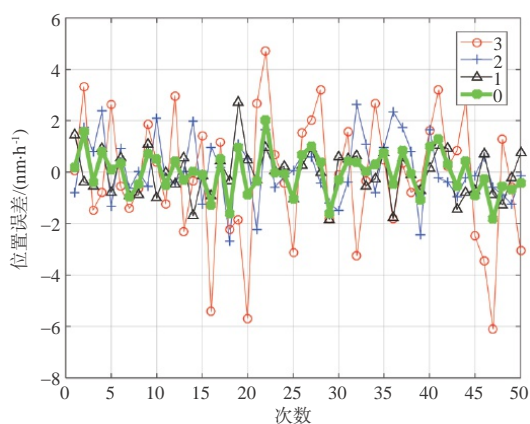


图6 三套惯导性能不一致时蒙特卡洛仿真

Fig. 6 Monte Carlo simulation when the performance of three sets of inertial navigation is inconsistent

4 性能仿真分析

4.1 仿真轨迹设置

仿真轨迹通过航路点设置规划相关飞行路径,其中航路点信息包括航路点编号、经度、纬度、高度、应飞速度和默认转弯方式,仿真中航路点设置见表4。从航路点设置可见,整个飞行过程包括滑跑、加速、起飞、爬升、平飞、转弯、下降、减速一系列机动作,具体参数见图7~9。

表4 仿真航路点信息设置

Table 4 Simulation waypoint information setting

编号	经度/(°)	纬度/(°)	高度/m	速度/(m·s ⁻¹)	转弯方式
1	108.90	34.20	1000	0	压点转弯
2	109.28	34.52	1000	220	压点转弯
3	109.95	34.95	10000	220	压点转弯
4	109.95	36.25	10000	220	切线转弯
5	110.88	36.25	10000	220	切线转弯
6	110.69	35.35	10000	220	压点转弯
7	111.23	35.35	10000	160	压点转弯
8	110.85	35.03	10000	160	压点转弯
9	110.25	34.40	1000	0	压点转弯

4.2 捷联算法误差仿真分析

本节不考虑初始对准误差和惯性器件误差,仅考查因捷联惯导算法引起的导航参数误差。将 n 系下的捷联惯导姿态更新、速度更新和位置更新周期均设计为20 ms,惯性器件(陀螺和加速度计)的采样周期设计为10 ms,采用二子样圆锥和划桨补偿算法。飞行轨迹如4.1节所述,则捷联惯导算法

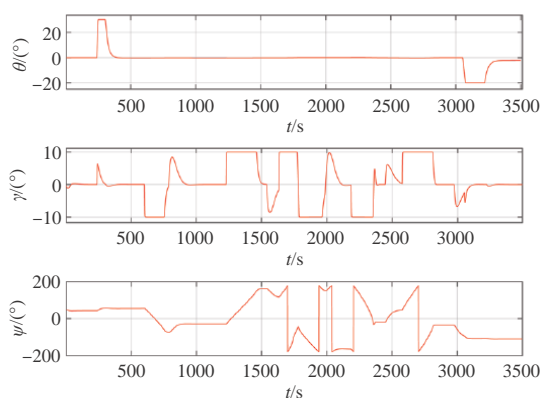


图7 仿真轨迹中的姿态信息

Fig. 7 Attitude information in simulation trajectory

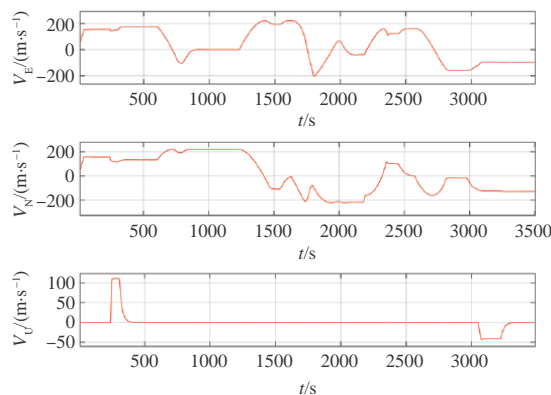


图8 仿真轨迹中的速度信息

Fig. 8 Speed information in the simulation trajectory

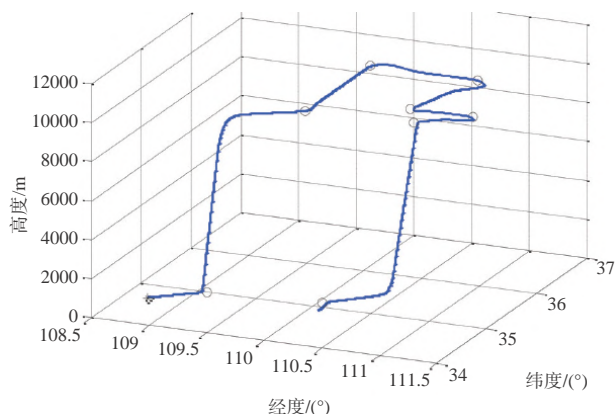


图9 仿真的三维轨迹

Fig. 9 Simulated 3D trajectory

误差如图10所示。

由仿真结果可以看出,载体中低速机动时带来的导航误差几乎可以忽略,采用2子样10 ms采样周期的更新算法,姿态误差在0.3角秒量级,水平速度误差在 2×10^{-3} m/s量级,水平位置误差在4 m内,

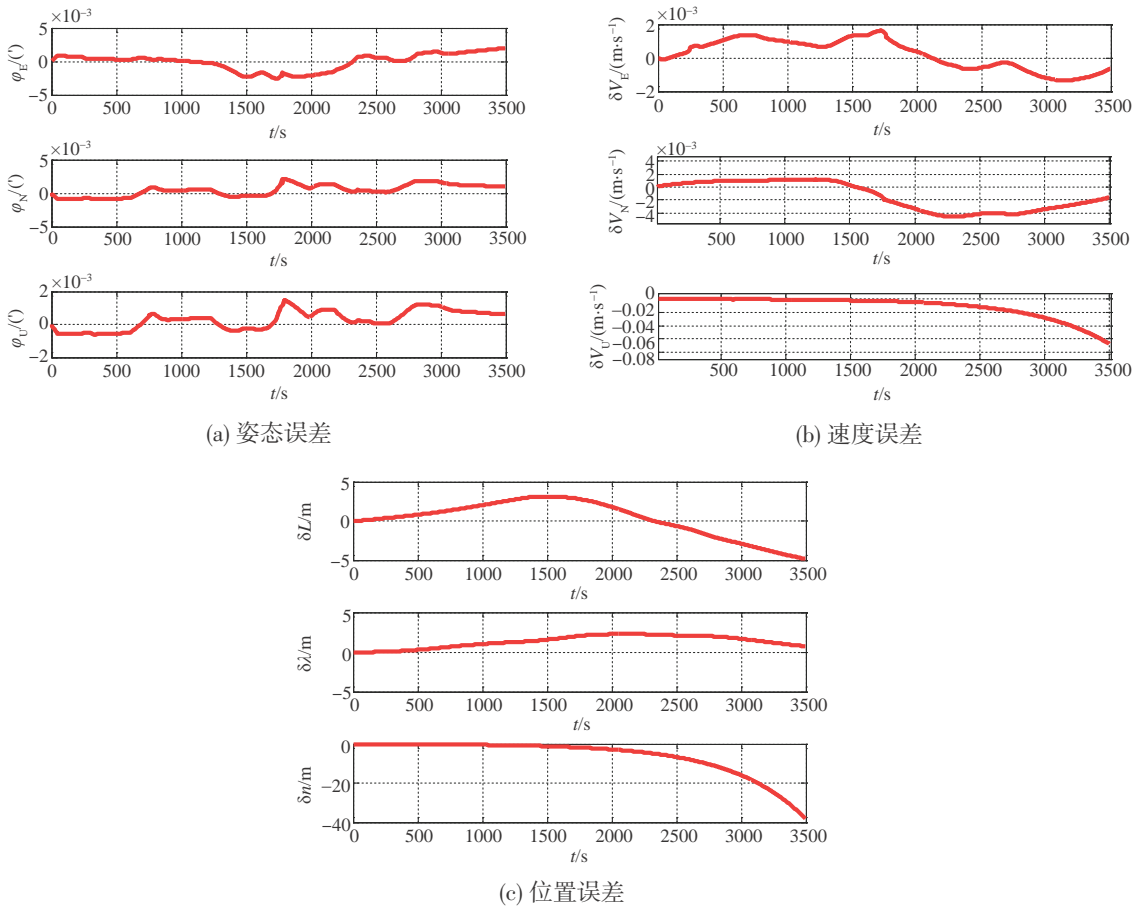


图10 捷联惯导导航误差仿真结果(仅由算法引起的误差)

Fig. 10 Strapdown Inertial Navigation System simulation error result (error caused only by algorithm)

符合算法误差在惯性器件误差5%的要求之内。

4.3 惯性器件误差仿真分析

采用4.1节的飞行轨迹,本节不考虑初始对准误差但考虑惯性器件误差,主要考查惯性器件误差存在时的导航参数误差。飞行轨迹、惯导更新周期及采样周期与4.2节相同,惯性器件的误差参数如下所述:

- 陀螺常值漂移: $[0.01 \ 0.01 \ 0.01]^T (^\circ/h)$;
- 陀螺刻度系数误差: $[40 \ 50 \ 60]^T (\text{ppm})$;
- 陀螺随机游走: $[0.002 \ 0.002 \ 0.002]^T (^\circ/\sqrt{h})$;
- 加计常值偏置: $[50 \ 50 \ 50]^T (\mu g)$;
- 加计刻度系数误差: $[50 \ 50 \ 50]^T (\text{ppm})$;
- 加计量测白噪声标准差: $[8 \ 8 \ 8]^T (\mu g \cdot \sqrt{s})$ 。

由于高度通道是发散的,当加入惯性器件误差时,发散更加严重,这时需要增加高度阻尼,这样才能保证高度通道的收敛。则惯性器件导致的导航参数误差如图11所示。

由图10和图11所示的仿真结果知,由于高度阻尼的影响,图11中高度通道的速度和位置比图10中无高度阻尼的结果要好的多,则高度通道的比较结果无意义。比较水平方向可知,不含惯性器件误差条件下姿态、水平速度和位置误差均比包含器件误差条件下姿态、水平速度和位置误差的5%还小,即算法引起的导航参数误差比惯性器件误差引起的导航参数误差的5%还小。因此,在大型民航客机所选惯性器件精度的条件下,所设计的捷联惯导算法能满足导航性能的要求。

4.4 三套惯导混合位置仿真分析

4.4.1 仿真轨迹及参数设置

(1) 仿真轨迹

轨迹同4.1节。

(2) 参数设置

三套惯组的惯性器件误差参数分别为:

IRS1:

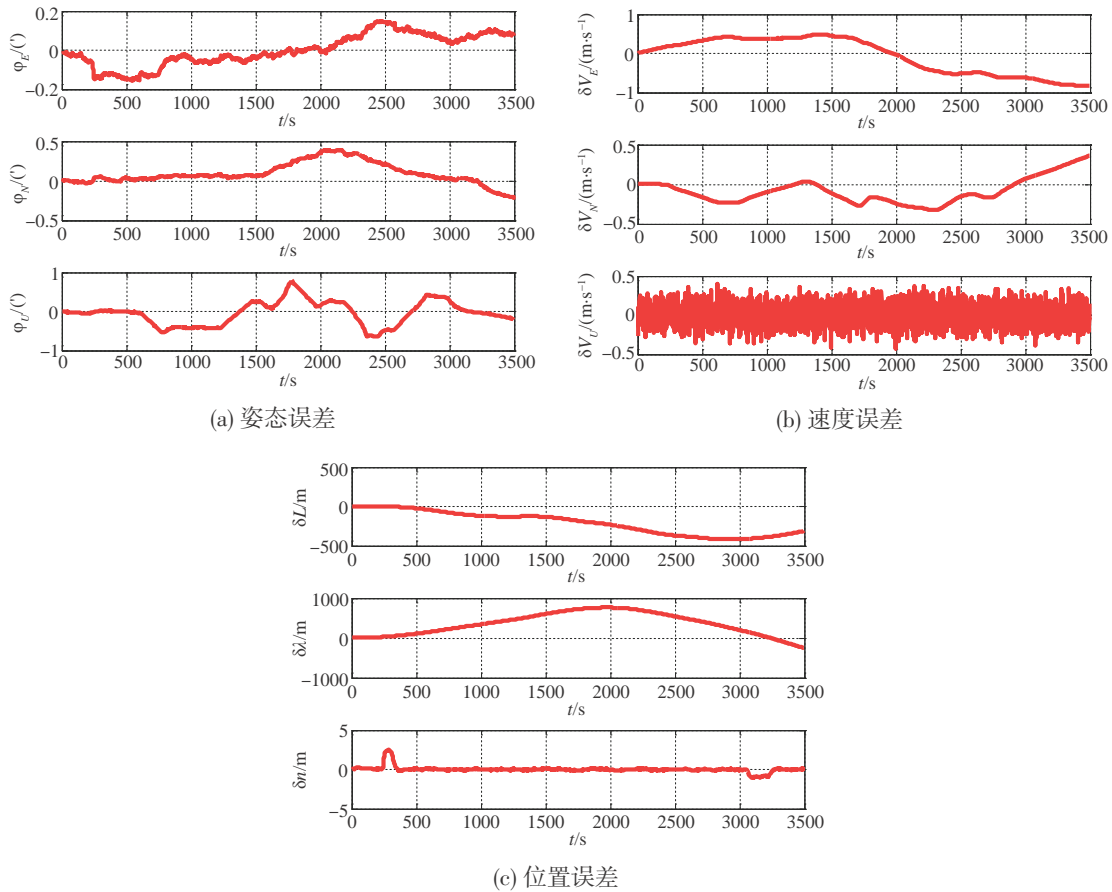


图11 捷联惯导仿真结果(含惯性器件误差)

Fig. 11 Strapdown Inertial Navigation System simulation results (including inertial device errors)

陀螺常值漂移为 $[0.01 \ 0.01 \ 0.01](^{\circ}/h)$,
 陀螺随机游走系数 $[0.002 \ 0.002 \ 0.002](^{\circ}/\sqrt{h})$;
 加计常值偏置为 $[50 \ 50 \ 50](\mu g)$,
 加计常值游走系数 $[8 \ 8 \ 8](\mu g \cdot \sqrt{s})$ 。
 IRS1初始对准误差设为 $[-0.17' \ 0.17' \ 2.76']$
 IRS2:
 陀螺常值漂移为 $[-0.01 \ 0.009 \ -0.012](^{\circ}/h)$,
 陀螺随机游走系数 $[0.002 \ 0.002 \ 0.002](^{\circ}/\sqrt{h})$;
 加计常值偏置为 $[48 \ -52 \ 50](\mu g)$,
 加计常值随机游走系数 $[8 \ 8 \ 8](\mu g \cdot \sqrt{s})$
 IRS2初始对准误差设为 $[0.18' \ 0.17' \ -2.76']$
 IRS3:
 陀螺常值漂移为 $[0.009 \ -0.013 \ 0.01](^{\circ}/h)$,
 陀螺随机游走系数 $[0.002 \ 0.002 \ 0.002](^{\circ}/\sqrt{h})$;
 加计常值偏置为 $[-47 \ 51 \ -50](\mu g)$,
 加计常值随机游走系数 $[8 \ 8 \ 8](\mu g \cdot \sqrt{s})$ 。
 IRS3初始对准误差设为 $[-0.18' \ -0.16' \ 2.48']$ 。

4.4.2 仿真结果

(1) IRS无故障

根据三套惯导融合算法进行仿真,仿真总时间3500 s,惯导采样周期为10 ms,更新周期20 ms,三套惯导经过位置融合后的位置误差结果如图12,仿真中高度通道引入了气压高度阻尼。

从图12看出,三套惯导根据历史信息加权融合后,最佳混合位置误差 δL 和 $\delta \lambda$ 分别在400 m和300 m之内,远小于单独一套惯导独自进行位置更新的误差。

(2) IRS有故障

第一套IRS1陀螺常值漂移为 $[0.01 \ 0.01 \ 1](^{\circ}/h)$,其余仿真轨迹及参数设置如4.4.1节所述,根据三套惯导融合算法进行仿真,仿真总时间3500 s,惯导采样周期为10 ms,更新周期20 ms,仿真中高度通道引入了气压高度阻尼。三套惯导经过位置融合后的位置误差结果如图13,三套IRS融合有效性标志

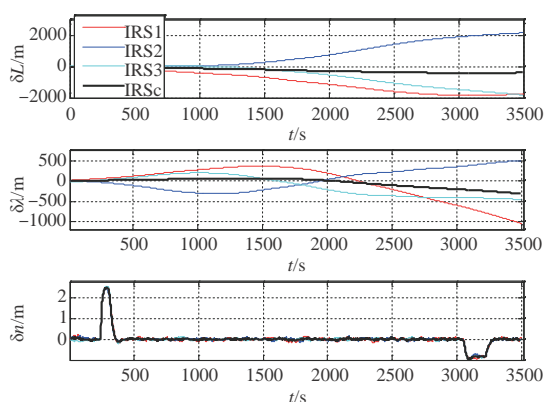


图12 三套IRS融合的位置误差

Fig. 12 Position error of three sets of IRS fusion

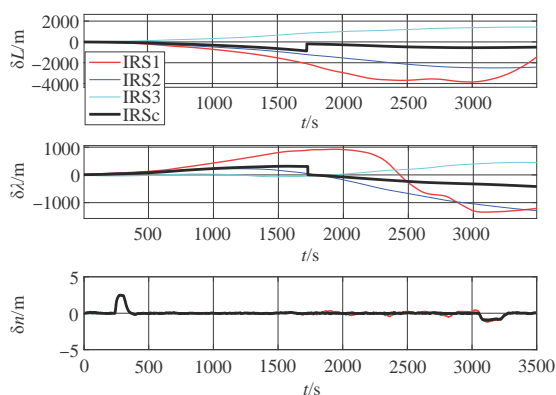


图13 有故障时三套IRS融合的位置误差

Fig. 13 Position error of three sets of IRS fusion when there is a failure

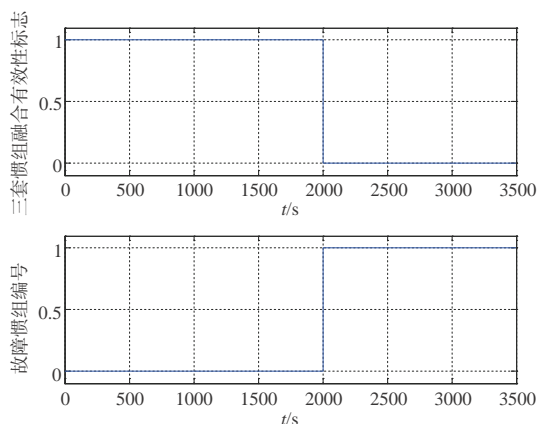


图14 三套IRS融合有效性标志和故障惯组编号

Fig. 14 Three sets of IRS fusion validity flags and failure habit numbers

和故障惯组编号如图14所示。

从图14易看出,1800 s之前三套惯组进行数据融合,1800 s检测出IRS1的故障后对其隔离,IRS2

与IRS3两套惯组根据历史信息加权融合。从图13看出,对IRS1故障隔离后,最佳混合位置误差 δL 和 $\delta \lambda$ 分别在400 m和500 m之内,远小于单独一套惯导独自进行位置更新的误差。

5 结 论

本文针对民航飞机飞行过程中导航精度低的问题,提出了一套多套惯导融合解决方案,继而研究了三套惯导平行安装冗余配置条件下最优导航解的求解方法。得到如下的结论:

(1)在IRS无故障时,三套惯导可以根据历史信息加权融合后,得出最佳混合位置误差在400 m之内;

(2)在IRS有故障时,最佳混合位置误差在500 m之内,均远小于单独一套惯导独自进行位置更新的误差。

如上的结果可为民航客机导航提供更加精确的理论依据。

参 考 文 献

- [1] 梅玲玉,马磊,张涛. 基于INS/GPS/磁力计的全组合导航[J]. 传感器与微系统, 2019, 38(3):33-35.
- [2] 毕小龙,向敏. 多惯性导航系统信息融合方法研究. 舰船科学技术, 2019, 41(9):125-127.
- [3] Xiong Y, Zhang Y, Guo X, et al. Seamless global positioning system/inertial navigation system navigation method based on square-root cubature Kalman filter and random forest regression[J]. Review of Scientific Instruments, 2019, 90(1):015101.
- [4] 范秋丽. 惯性技术在航空领域的发展与应用[J]. 飞航导弹, 2017(10):1-6.
- [5] 宫经宽. 航空机载惯性导航系统[M]. 北京:航空工业出版社, 2010.
- [6] 戴邵武,陈强强,聂子健,等. 捷联惯导系统在线标定综述[J]. 导航定位与授时, 2018, 5(1):12-16.
- [7] 戴邵武,聂子健,戴洪德,等. 基于观测量匹配的SINS空中自标定[J]. 仪表技术, 2019(1):9-13.
- [8] 毕小龙,向敏. 多惯性导航系统信息融合方法研究[J]. 舰船科学技术, 2019, 41(17):125-127.
- [9] 谢建东. 无人直升机GPS/INS组合导航系统的设计与仿真[D]. 南京:南京航空航天大学, 2005.
- [10] 李俊杰. GNSS和INS导航系统中关键技术的算法研究[D]. 成都:电子科技大学, 2016.
- [11] 赵俊波,葛锡云,冯雪磊,等. 水下SINS/DVL组合导航技术综述[J]. 鱼雷技术, 2018(1):2-9.
- [12] Qin H, Yue S, Cong L, et al. A state-constrained tracking

- approach for Kalman filter-based ultra-tightly coupled GPS/INS integration[J]. GPS Solutions, 2019, 23(2):55-57.
- [13] Bortz J E. A new mathematical formulation for strapdown inertial navigation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1971, 7(1):61-66.
- [14] Miller R. A new strapdown attitude algorithm[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1983, 6(4): 287-291.
- [15] Savage P G. Strapdown inertial navigation integration algorithm design part 1: Attitude algorithms[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1998, 21(1):19-28.
- [16] Wang M, Wu W, He X, et al. Higher-order rotation vector attitude updating algorithm[J]. Journal of Navigation, 2019, 72(3):721-740.
- [17] 严恭敏, 杨小康, 翁浚, 等. 一种求解姿态不可交换误差补偿系数的通用方法[J]. 宇航学报, 2017, 38(7):723-727.
- [18] 黄磊, 刘建业, 曾庆化. 基于高阶补偿模型的新圆锥算法[J]. 中国惯性技术学报, 2013, 21(1):37-41.
- [19] Wang M, Wu W, Wang J, et al. High-order attitude compensation in coning and rotation coexisting environment[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2015, 51(2):1178-1190.
- [20] Wu Y X. RodFilter: Attitude reconstruction from inertial measurement by functional iteration[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(5):2131-2142.
- [21] Wu Y, Cai Q, Truong T K. Fast RodFilter for attitude

reconstruction from inertial measurements [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 55(1):419-428.

作者简介:



白俊强(1971-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为飞行器先进设计理论与技术。本文通讯作者。



昌敏(1986-), 男, 博士, 副研究员, 主要研究方向为多域无人系统设计理论与技术。



汪辉(1988-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为飞行器系统能源管理。



郭彬(1972-), 男, 本科, 工程师, 主要研究方向为导航、航电系统设计和飞机人机交互设计。



刘成茂(1985-), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为航空软件开发和适航管理。

[引用格式] 郭行, 符文星, 闫杰. 浅析美军马赛克战作战概念及启示[J]. 无人系统技术, 2020, 3(6):92-106.

浅析美军马赛克战作战概念及启示

郭行¹, 符文星², 闫杰¹

(1. 西北工业大学无人系统发展战略研究中心, 西安 710072; 2. 西北工业大学无人系统技术研究院, 西安 710072)

摘要: 随着世界军事科技的迅速发展和美国竞争对手实力的不断提升, 美军提出了马赛克战的新型作战概念, 旨在形成大国战略竞争及对称作战中的军事优势。通过紧密结合马赛克战项目的规划和进展状况, 深刻分析了马赛克战概念提出的世界战略科技发展、中美大国竞争等深层次背景, 以及武器研发成本高、高科技装备依赖性强等直接因素。接着深入剖析了马赛克战作战概念的低成本、灵活自主、分布式和抗抵消等特点, 全面探讨了马赛克战作战概念的战时杀伤“效果网”、非战时武器更新升级和研发成本优势等非线性叠加的作战效能。进一步总结提炼出马赛克战作战概念的群体智能、分布式人机协同、弹性灵活网络及通信、体系作战效能评估与试验等核心关键技术, 并明晰了马赛克战作战概念与进攻性蜂群 (OFFSET)、体系综合技术和试验 (SoSITE)、任务优化动态适应网络 (DyNAMO)、适应跨域杀伤网 (ACK)、分解/重构 (Decomp/Recomp) 等项目之间的技术研发支撑关系。最后, 充分结合我军作战能力现状和未来发展需求, 归纳总结了马赛克战对我军发展方向的启示, 指出我军应认真学习并深刻领悟马赛克战与未来发展方向的结合点, 做好与强敌长期持续性、全域联合对抗的思想准备, 从武器装备研制、体系作战理论研发、作战指控体制机制等方面, 迅速引领我军作战模式向着未来先进模式转变。

关键词: 马赛克战; 大国战略竞争; 决策中心战; 体系作战; 智能无人系统; 智能自主

中图分类号: E712 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-5915(2020)06-92-15

Analysis and Inspiration of the U.S. Force's Concept of Mosaic Warfare

GUO Hang¹, FU Wenxing², YAN Jie¹

(1. Research Center for Unmanned System Strategy Development, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. Unmanned System Research Institute, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: With the rapid development of the worldwide military science and technology, and the continuous improvement of its competitors' strength, the U.S. military put forward a new concept of Mosaic Warfare, aiming to form the military advantage in the strategic competition among great powers and symmetric operations. By closely combining with the planning and progress of the mosaic war project, the deep-seated background including the worldwide strategic technology development, competition between China and the United States, and the direct factors such as high cost of weapon research and development (R&D), high dependency on high-tech equipment, are deeply analyzed. Then, the characteristics of Mosaic Warfare are summarized as low cost, flexibility and autonomy, distribution and anti-cancellation. The nonlinear superposition of the combat effectiveness of Mosaic Warfare including the kill "Effect Net" at war and the advantage on weapon upgrading and R&D cost during peacetime, is profoundly explored. Next, the core key technologies of Mosaic Warfare, are concluded and refined as swarm intelligence, distributed human-machine cooperation, flexible network and communication, combat effectiveness evaluation and test for system of systems and so forth. Meanwhile, the detailed relationship between the core key technologies and the supporting projects of Mosaic Warfare, including OFFSET, SoSITE, DyNAMO, ACK and Decomp/Recomp, is clearly expounded. Consequently, based on the current situation of our army's combat capability and future development requirement, the enlightenment of mosaic war on the

收稿日期: 2020-09-09; 修回日期: 2020-10-20

基金项目: 国家自然科学基金 (62003264)

development direction of our army is summarized. It pointed out that our army should carefully study and deeply understand the combination point between Mosaic Warfare and the future development direction, make ideological preparations for a long-term, sustained and all-round joint confrontation with a strong enemy. From the aspects of weapon equipment development, system operation research and war-oriented implementation as well as combat command and control mechanism, our military operation mode is transferred to the future advanced mode.

Key words: Mosaic Warfare; Strategic Competition among Great Powers; Decision-making Center Warfare; System Battle; Intelligent Unmanned System; Intelligence and Autonomy

1 引言

近年来,人工智能、大数据、云计算等一系列前沿热点科技发展迅猛,强烈推动世界军事发展,未来战争向着深度信息化、智能化、无人化方向发展,相关的无人作战概念也大量涌现^[1-2]。随着美国主要竞争对手实力的不断提升,美军逐渐意识到其世界领先的军事科技地位正逐渐失去原有的威慑力,因而研发新型作战概念来获得未来大国战略竞争中的军事优势成为其军事战略的重要内容。

2017年7月,美国国防预先研究计划局(DARPA)下属的战略技术办公室(STO)首次提出了马赛克战的作战概念,对该作战概念作出了初步构想,强调马赛克战的动态灵活、低成本及抗抵消特点^[3-4];2019年3月,DARPA发布《马赛克战跨部门公告》,更加明晰马赛克战动态、协同、高度自主的体系作战特点^[5-7];2019年9月,DARPA进一步发布研究报告《马赛克战:恢复美国的军事竞争力》,标志着马赛克战成为美军重建军事体系和作战方式的最新成果^[8]。

作为新型作战概念,马赛克战以灵活多变、可持续、抗抵消的思路,强调体系作战的灵活、综合运用,实现战场适应性、作战成本、抗抵消、持久作战、装备升级等多方面作战效能的非线性叠加,最终达到体系制胜的效果。智能无人系统是马赛克战运行的重要组成模块,马赛克战的整体作战效能与智能无人系统的智能自主程度密切相关。马赛克战通过人工智能技术、弹性网络及通信技术、体系综合试验与评估技术等推动以“分布式决策为中心”的体系作战样式发展,代表了当今世界作战概念的先进水平。

马赛克战对于我军作战概念研发和作战模式创新具有显著的启示作用,尤其在各方面效果的非线性叠加来产生效果网方面有体现。在未来的大

国竞争模式下,实力相近的对称战争情形将更加频繁的出现。但从我军的军事发展战略角度来讲,我们必须充分认识到自身与世界领先水平的差距,持续提升武器装备的性能并更加注重体系作战的研发,迅速引领我军作战模式向着未来先进模式转变。

2 马赛克战概念提出背景

2.1 世界军事科技迅速发展的冲击

当今世界,军事科技正加速向信息化和智能化方向复合发展,呈现出全方位、深层次发展的态势和多点突破、深度融合、广泛渗透的特征,对国家军事实力、综合国力以及国家安全和战略主动权产生重要影响^[9-10]。

大数据、云计算等前沿信息技术的巨大进展推动军事指挥决策的快捷高效发展(如图1),空天地海、网络等领域智能无人系统进入发展爆发期并显著推动军事作战的跨域一体化发展(如图2),高超声速武器(如图3)等新概念“撒手锏”武器逐步由演示验证推向实战化,这些均对世界军事发展产生至关重要的影响。

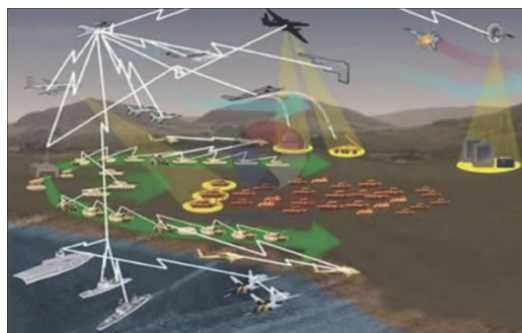


图1 基于大数据、云计算等先进信息技术的战场态势分析
Fig. 1 Battlefield situation analysis based on big data, cloud computing and other advanced information technologies



图2 空天地海跨域人机一体化作战

Fig. 2 Man-machine integrated operation of space-air-ground-sea cross domain



图3 “撒手锏”——助推滑翔式高超声速武器

Fig. 3 "Trump card" boost-glide hypersonic weapon

以人工智能技术为代表的前沿热点科技强烈刺激了世界军事作战概念的大量涌现,尤其推动了军用智能无人装备及其作战概念的快速发展。对于未来深度信息化、智能无人化、体系化战场来说,相比于武器装备的更新升级,新型作战概念的推陈出新更能促使未来世界军事格局的发展变革。作为世界军事科技的领跑者,美军对智能无人系统的军事作战领悟深刻,已经相继提出了无人机蜂群(如图4)、忠诚僚机(如图5)以及马赛克战等新型作战概念,对世界智能无人作战的理论及应用均具有显著的引领作用。同时,拒止环境下的协同作战(CODE)、体系综合技术和试验(SoSITE)、进攻性集群战术(OFFSET)等项目的相继实施又进一步促进了新型作战概念的具体化和实战化,印证了作战概念的科学性和可操作性。

2.2 美国大国竞争战略对先进作战理论的强烈需求

近年来,在高端军事武器装备方面,中、俄相继研制出第四代制空战斗机、进攻性高超声速武器(如图6)等“撒手锏”武器,各领域军事科技和作战

能力均持续进步,被美国视为其世界霸权地位的主要竞争对手,因此其国防战略也由原先的“反恐”转换为“大国竞争”。

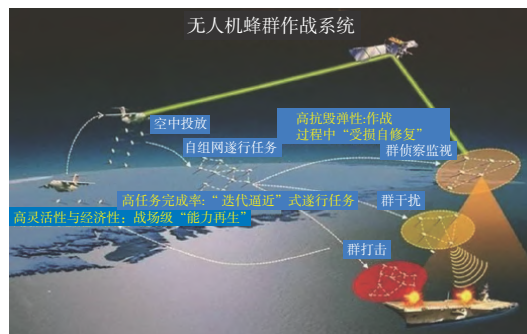


图4 无人机蜂群自主作战

Fig. 4 Autonomous operation of Drone Swarm

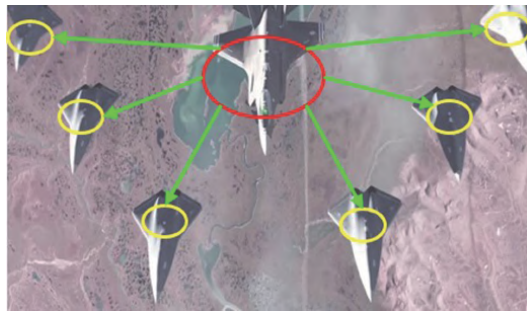


图5 美空军忠诚僚机

Fig. 5 Loyal Wingman of U. S. Air Force



图6 中国DF-17助推滑翔式高超声速武器

Fig. 6 Chinese DF-17 boost gliding hypersonic weapon

在大国竞争战略下,美国采取了一系列军事或经济措施开展对中、俄两个主要大国竞争对手的打压、制裁等,延缓或者迟滞对手的发展速度。然而,面对中、俄级别的竞争对手,美军的军事优势不再明显,大国竞争过程必然是长时间的对峙、消耗,单一、粗暴的军事手段难以有效解决大国竞争中的对

抗问题,因此美国大国竞争战略对先进作战理论、作战样式、武器装备提出了强烈的需求。

2010年,美国国防部发布《四年防务评估报告》,明确指出空军和海军正共同发展空海一体战概念,以击败一个拥有强大的反介入/区域拒止能力对手,其打压竞争对手的军事措施初见端倪。

2017年10月2日,美智库战略与预算评估中心(CSBA)发布题为《大国竞争时代的力量规划》的研究报告,就如何制定新的作战概念、发展新的作战能力,以便制定符合大国竞争时代要求的力量规划结构(FPC)提出建议,极具针对性地提出美国应对中、俄对手的战略措施。该报告指出,由于长期受“同时打赢两场地区战争”思维的影响,相关的作战概念和战场假定严重过时但依然影响着国防部的力量机构及能力建设重点,许多力量规划结构不足以满足大国竞争的需求。同时,为应对中、俄正在实施的新作战策略,它建议美国的力量规划结构想法应充分考虑大规模信息化作战、灰色地带作战、长期大国竞争等重要内容,配合新型的作战概念来塑造未来的空中作战力量、海上力量、地面部队和海军远征部队。

2018年1月19日,美国国防部长马蒂斯正式签发新版《国家防务战略》,直接宣称“国家间竞争而非恐怖主义是当前美国国家安全的首要关注点”“应对与中国和俄罗斯之间的长期竞争是国防部的首要任务”。这标志着美国政府重新将所谓的大国“威胁”作为对自身安全的主要挑战,在威胁判断上完全回归到冷战期间的传统轨道上,美国的国防战略也由反恐转向大国竞争。

大国竞争战略的出现,对美国国防经费支出、军事技术研发、部队和装备建设、作战概念、盟国合作等多个方面都产生了重要的影响,其中的标志性事件罗列如下。

(1)自2015年以来,美国军事舰艇多次打着“航行自由”口号,进入中国南海海域,刻意窥探中国南海建设设施,阻碍中国南海资源开发和建设,强行增加南海军事化程度,遏制中国发展,充分体现出美国所谓应对灰色地带作战的大国竞争策略。

(2)自2016年以来,美国为了减少自己的军费开支,不断要求美国驻军的盟友多承担美军军费,包含北约、欧盟的盟友,以及日、韩等。从而,美国

可更具针对性的增加应对大国竞争的军费开支。

(3)2016年12月22日,美国总统特朗普通过社交网络推特宣称“美国必须大幅加强和扩大自己的核力量”。2020年2月11日,特朗普表示,在与俄罗斯等国军备控制协议无果情况下,美国将建立世界上最强大的核力量。毫无疑问,美国战略核力量的任何动作均针对其主要大国竞争对手。

(4)自2018年以来,美国不顾世界经济发展全局和大多数国家的利益,悍然发动针对中国的贸易战,企图以经济手段遏制中国发展,同时又针对中国的民族企业,例如华为、中兴等进行制裁,削弱中国经济发展的自主创新能力,以获得大国竞争中的经济优势。

(5)2019年8月2日,美、俄《中导条约》正式失效。美国退出条约将可能掀起新一轮军备竞赛,军费的大幅增加无疑将使经济吃紧的俄罗斯雪上加霜;同时,在印太地区部署大量的中程导弹对中国也将产生巨大的战略压制作用。

美国国防战略由反恐转向大国竞争,其军费开支和战略制定更多的针对中、俄等竞争对手,致力于打赢大国竞争情况下的对称战争。因此,大国竞争的国防策略对新型的作战概念和作战力量提出了强烈的需求。

2.3 马赛克战概念的直接催生因素

随着先进的军事科技和高精尖武器系统在全球范围内不断涌现,虽然美国传统高科技武器平台仍整体处于世界的领先地位,但由于武器性能的代差不再明显,因而传统平台的战略价值在不断下降。新型装备的研制不仅需要巨额的军费研发投入,还需要更长的研制时间,显著滞后于世界军事态势的变化。传统的作战方式依赖于某一先进平台带来的非对称优势,而这在大国竞争的作用将大打折扣。归结起来,马赛克战概念的催生因素主要有以下几个方面^[3,8]。

首先,美军高科技武器装备的竞争优势降低。世界军事科技迅速发展,一超多极的世界格局逐渐稳定,典型的高科技武器装备,例如第四代隐身战斗机、高超声速武器等在全球不断涌现,使得美国的优势不再明显,因而这些高科技武器装备的战略价值和威慑能力不断减小。

其次,新一代高科技武器装备的研发周期过

长,难以满足世界军事态势的快速变化,难以使用最新的信息技术、半导体技术等。以美军F22隐身战机为例,其从开始研发至投入使用大约花费20年时间,而当F22真正投入使用时,其机载的部分电子元器件已经过时了。而且,F22并未发挥出理想中的作战价值,在未来对称战争中的作用难以体现。

再次,美军原有军事系统单一,对某类高科技装备平台的依赖性强。美军的军事作战主要依靠不同作战环境下整体军事系统中的某一类“撒手铜”武器,而当该类武器被损坏或击落,则整体作战效能显著下降。因此,最依赖的高科技装备平台也成为了作战过程中的最薄弱环节,易被针对。同时,目前军事系统只针对单一的作战环境,当作战环境发生变化时,又需要花费时间和精力重新构建和定制系统,难以满足战场态势快速变化的需求。

3 马赛克战概念解析

马赛克战的作战概念如马赛克拼图一般,在复杂严酷的战场环境下,根据动态多变的作战任务,将许多低成本、低复杂度的模块或系统以灵活、自主、协同的方式链接在一起,实现弹性、自适应的强大作战功能。此过程犹如将诸多马赛克格子按需拼装成不同大小、颜色或者类型的马赛克图片,弱化了每个马赛克格子的形状色彩,但强调了马赛克格子之间的自由灵活搭配和最终马赛克图片展现的显著特征。

3.1 马赛克战概念特点

(1)基本单元均是低成本、低复杂度的

传统的作战平台注重多种作战功能的综合性,庞大且复杂的功能集中将导致综合作战平台的成本越来越高,复杂性越来越大,对未来作战极为不利,一旦遭到攻击会受到非常大的损失。同时,复杂的综合作战平台研发周期长,维护费用昂贵,武器更新换代缓慢,难以适应军事战争态势和需求的快速变化。

马赛克战的作战概念弱化了各基本组成单元的功能要求,降低了系统复杂度,这对马赛克拼图的系统整体带来诸多益处,如图7所示。

首先,基本单元的功能和复杂度要求降低能够有效控制装备的制造成本和维护成本。从平台构想、设计、演示验证到最终的生产制造,低复杂度、

功能简洁的平台装备整个定型流程的研发费用大大减小;同时,在整个使用周期内,低复杂度、功能简洁的平台装备在运行维护方面更加简便,相应成本也将降低。制造成本和维护成本的双重成本优势可以显著降低非战时作战装备的研发费用。



图7 无人机集群马赛克战的低成本、低复杂度作战单元
Fig. 7 Low cost and low complexity combat units for Mosaic Warfare of UAV cluster

其次,基于基本作战单元低成本、低复杂度的特点,在战时状态下,作战单元的生产速度显著加快而军费开支又明显减少,这对于减轻战争军费开支的压力意义重大,有助于形成对称战争中的资源消耗优势,从而改变战争形势。

再次,低复杂度的作战单元研发周期短,武器软硬件更新升级更快捷,能够充分利用最先进的军事科技。传统平台倾向于各项作战功能的综合,导致武器研制难度大幅提高,不仅使得研发成本大量增加,同时研制周期也显著拉长。低复杂度的作战单元降低了武器“跨代”发展的需求,促进了武器更新升级的便捷。

(2)基本单元之间的组合动态灵活、高度自主

马赛克战作战概念的使用不局限在某一或某类战场环境或作战任务下,而是对广阔的战场环境和多类型的作战任务均具有良好的适应性和鲁棒性。战场环境的要求和作战任务的需求共同决定了最终马赛克战拼图的组合样式和功能表达。

动态灵活、高度自主的马赛克战拼图,能够根据作战需求最大限度地利用战场的可调配资源,充分发挥单一功能平台的独特性和综合功能平台的集成性,让每一种类型作战平台物超所值,体现出马赛克战既灵活自主又经济实惠的特点。

马赛克战作战概念是对当前广泛使用的“系统

之系统”概念的传承与创新。他们均是基于对探测、通信、指挥与控制等基本模块的组合,但有所不同的是,“系统之系统”概念下各个基本模块都经过独特设计和集成以形成整体功能,系统的集成遵守特定的标准,若要进行修改就必须重新设计,因此“系统之系统”概念的适应性、可扩展性和互操作性明显受限。而马赛克战作战概念的基本模块之间按需组合、协同自主,拼图的组合和分解灵活自如,各个基本模块的修改仅与自身相关,而不影响基本模块之间的组合方式和功能表达方式,表现出持久、快速、开放的未来适应性。

(3)以分布式的方式实施决策中心战

相比于通常完成群体任务的分布式决策,马赛克战作战概念的分布式决策中心战过程包含更加丰富的内容,其不局限于群体中各个个体完成群体任务时的自主感知、信息交互、自主决策及自主执行,更从顶层层面丰富了分布式决策的流程:首先,在复杂激烈的战场环境下,每个阶段的作战任务丰富多变,基本作战单元的功能类型也各式各样,因而不同个体或群体对作战任务的选择是分布式的;其次,对于选定的作战任务,具体应由哪些基本作战单元来进行组网完成仍需决策,各个基本作战单元根据自身的功能类型和能力选择对应的作战任务,因此某一作战任务的组网群体选择也是分布式的;再次,在基本作战单元的组网共同完成群体任务的过程中,群体感知、决策等作战行为仍是分布式的;最后,在群体行为执行的过程中,每个个体均具有各自的自主性,既能作为群体的一部分发挥作用,同时仍表现出个体的自主感知、决策和执行能力,这种群体协同态势下的个体自主行为,同样体现出了分布式的特点。

针对复杂、激烈的战场环境,马赛克战充分利用人工智能技术,进行分布式态势感知和自适应的智能决策与控制。每个节点均具有自主的感知、决策和执行能力,通过弹性的网络拼接,既能满足整体作战任务对该节点的功能需求,又能紧密配合其它节点使作战效能最大化。因此,人工智能和自主系统是提高马赛克战作战效能的核心关键所在,同样也是推进马赛克战的关键基础技术。

基于人工智能和自主系统的优势,分布式决策中心战能够作出更加快速、准确、高效的作战指挥

和控制,同时灵活多变的作战单元组合能够麻痹敌方的判断,使敌人对己方作战的不确定性增加,从而影响敌方的作战部署,最终形成战争优势。

(4)马赛克战抗抵消——部分基本单元缺失的情形下仍具有完成作战任务的能力

马赛克战分布式决策的特点使得即便马赛克战拼图中的部分单元被摧毁,其整体的决策运行仍可以正常工作。分布式特性决定了马赛克战具有良好的韧性和较多的冗余节点,没有缺一不可的关键节点。

在马赛克战作战模式下,即使敌方可以摧毁或者抵消组合中的许多基本单元,但其整体可以根据需要立即做出反应,例如补充被抵消部分的功能单元或者从剩余组合中寻找次优的功能组合,从而在作战时仍能持续地保持作战功能的完备性,有效地将速度、能量、成本等因素集成,达到理想整体效果。

马赛克战抗抵消的特点源自无人机蜂群等群体作战概念,但同时又有新的内容。首先,马赛克战由众多的马赛克格子拼图形成,摧毁其中的部分基本单元不会使其整体丧失功能,此方面特性是对无人机蜂群等群体作战概念的继承。其次,马赛克战拼图中,一旦部分的马赛克格子被抵消或者摧毁,根据马赛克战作战概念的内涵,其将采用高度灵活自主的方式吸收其它马赛克格子进行功能补充,或者对剩余的马赛克格子进行重组,以次优的方式维持整体的作战效能,该特性即是对原有无人机蜂群等群体作战概念的创新。

在对称战争中,马赛克战抗抵消的特点使其始终在战场消耗过程中保持完备的作战功能,因而能够不断地积累优势,由量变引起质变,最终克敌制胜。

3.2 马赛克战的作战效能分析

马赛克战作战概念对作战效能的提升是多方位的,不仅体现在战时状态下各种类型作战效果的非线性叠加,而且也体现在非战时状态下武器装备和作战体系研发的低成本以及更新升级的简洁快速。

(1)战时状态下的作战“效果网”

马赛克战作战概念将按照具体作战需求,指引各个参战单元或系统能够灵活快速、高度自主地进行网络化的组合和分解,在充分适应战场环境和作战任务多样性的情况下,生成一系列的在战术、作

战以及战役层面的效果链。由于不同层面的效果链均是紧耦合、相互叠加、相互促进的,因而最终可非线性叠加为“效果网”。

在战时状态下,马赛克战所产生的作战“效果网”主要体现在以下几个方面。

首先,战场环境和作战任务的强适应性。基于马赛克战作战概念中基本单元之间组合动态灵活、高度自主的特点,当面临新的战场环境或者接受变化的作战任务时,马赛克战能够快速、高效地按需构建新的作战组合,形成体系完整、功能完善的杀伤网。马赛克战如同计算机的操作系统一般,可实现对鼠标的“单击”“双击”以及键盘按键等各种操作的准确、快速响应。无人机集群马赛克战模式下针对动态出现目标的快速响应流程如图8所示。

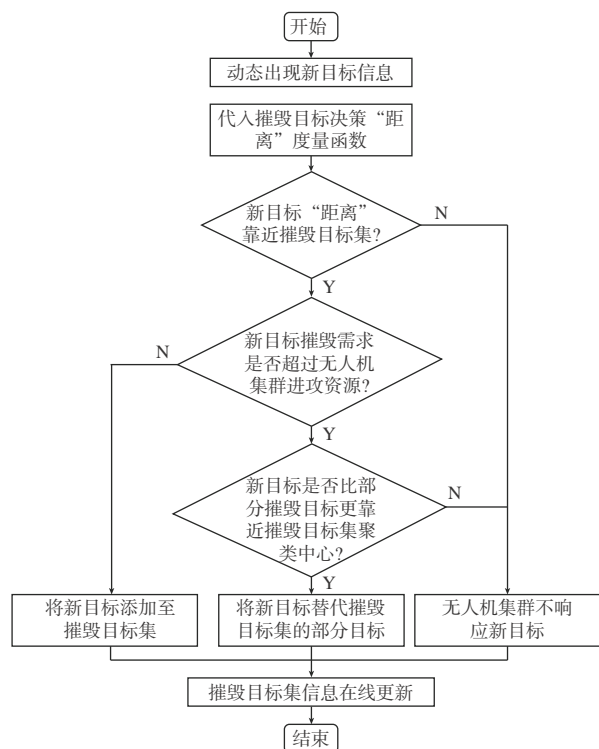


图8 动态出现目标的无人机集群马赛克战响应流程

Fig. 8 Mosaic Warfare response process of UAV cluster for dynamic targets

马赛克战作战概念的提出不仅应对常规战争,同时也能够应对“灰色地带”冲突等非常规战场,它可根据战场上的实际态势,统筹调度各种资源,实时地进行“动态”分配,在最大化利用战场资源的情况下形成最优自适应杀伤网。

其次,作战功能抗抵消。马赛克战作战效果网

由许多低成本、低复杂度的基本模块组合产生,通过动态调配和组合实现作战功能的完备。当其中部分单元被摧毁或抵消的情况下,马赛克战整体的决策运行仍能完成作战任务。当某类功能的作战单元被抵消时,马赛克战既可利用战场其它资源进行该功能的灵活补充,也能从现有组合的其它部分选择具备该功能的次优模块继续执行任务。

作战功能的抗抵消赋予了马赛克战复杂多变、鲁棒自适应的外在现象,给敌方的作战策略制定增添了更多的困难,有利于促成决策层面的战争优势。

再次,作战消耗低成本。基于马赛克战作战概念中基本作战单元的低成本、低复杂度特点,在战场环境下,作战单元的消耗可以得到更加及时、快速地补充。同时,由于马赛克战作战功能抗抵消,因此短时间内作战单元的消耗不影响整体作战功能的继续运行,这为作战单元补充提供了更加灵活的缓冲余地,减轻了战场资源的压力。

基本作战单元的低成本和作战功能的抗抵消共同促成了整体作战消耗的低成本的状态,使得对称战争能够“打得起”“消耗的起”。同时,作战消耗低成本也体现出马赛克战各类型作战效果的非线性叠加、促进作用。

最后,持久作战能力。显而易见,马赛克战的持久作战能力与战场环境和作战任务的强适应性、作战功能抗抵消、作战消耗低成本均有密切的关系,对于对称战争下的战略战术制定具有重要的益处。

在对称战争中,某一方的军事优势难以在短时间内结束战争,持久战是对称战争的主要表现形态。在马赛克战作战概念的指引下,战场资源得到最大程度地利用,作战功能能够在部分作战单元损失的情况下保持完整,作战单元的补充具有低成本的优势,因此在整个持久交战过程中,马赛克战能够保障己方的战争能力始终处于高水平状态,有利于在持久战中不断积累战争优势。

(2)非战时状态下研发和更新升级的成本、时间等优势

相比于无人机蜂群、忠诚僚机等传统作战概念,马赛克战作战概念不仅提升了战时状态下的作战效能,同时也能在非战时状态下积累战争优势,这主要体现在武器装备和体系作战的研发成本降低和升级更新周期缩短等方面。

通过分析马赛克战概念的直接催生因素,新一代高科技武器装备的研发存在着研发成本高、研发周期长、研发技术要求高、运行维护成本高、更新升级困难等诸多缺点。而马赛克战降低了对作战单元功能和复杂度的要求,强调作战单元组合的体系作战模式。功能和复杂度要求的降低对于武器装备和体系作战的研发、试验、运行、更新升级等整个过程均具有重要的意义。

首先,低复杂度、功能简洁的基本作战单元研发容易,研发和运维成本显著下降。传统多类型功能集成的综合平台的研发不仅耗费大量的人力、物力,同时技术研发困难,系统整体的可靠性随着功能的不断综合而下降。基本作战单元的系统框架更加简便,日常的运行维护成本也更加低廉,在长期的非战时状态下能够逐渐地积累成本优势,从而在可能的军备竞赛中占得主动。

其次,基本作战单元功能的更新升级周期大大缩短。马赛克战降低了对基本作战单元更新升级的跨代需求,以一种“小步快跑”的方式增加了更新升级的频次,但降低了每次更新升级的指标要求,有力促进了基本作战单元功能的稳步快速提升。

再次,基本作战单元的快速高频更新升级能够将每个时期的最先进科技融入到最新的产品中,充分利用每个时期最先进的科学技术,避免了以往复杂综合作战平台在刚投入使用时其部分技术或器件就已经落后的尴尬情形。

通过以上分析可以看出,在非战时状态下,马赛克战作战概念的思想有助于积累成本和时间优势,这在长期的大国竞争对抗形势下具有重要的影响和价值。

(3) 整体作战效能的非线性叠加

综合分析马赛克战的作战效能,其可分为两大部分:战时作战效能提升和非战时作战效能提升,而且二者相互促进,其数学表达形式可抽象为:

$$\Delta r = \Delta H(\phi_1, \phi_2) \approx f(\phi_1, \phi_2) \cdot \Delta \phi_1 + g(\phi_1, \phi_2) \cdot \Delta \phi_2 \quad (1)$$

式中: Δr 为整体作战效能的增量, $\Delta H(\cdot)$ 为战时作战效能和非战时作战效能的非线性叠加函数, ϕ_1 、 ϕ_2 分别为战时作战效能和非战时作战效能,而 $\Delta \phi_1$ 和 $\Delta \phi_2$ 分别为二者的增量, $f(\cdot)$ 为战时作战效能增量 $\Delta \phi_1$ 对整体作战效能的非线性叠加函数,表征非

战时作战效能 ϕ_2 对整体作战效能提升的耦合促进作用,而 $g(\cdot)$ 为非战时作战效能增量 $\Delta \phi_2$ 对整体作战效能的非线性叠加函数,表征战时作战效能 ϕ_1 对整体作战效能提升的耦合促进作用。

作战效能 ϕ_1 和 ϕ_2 又可进一步细分为:

$$\begin{cases} \phi_1 = \{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4\} \\ \phi_2 = \{\chi_1, \chi_2, \chi_3\} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$ 分别对应战场环境和作战任务的强适应性、作战功能抗抵消、作战消耗低成本、持久作战能力带来的战时作战效能提升, χ_1, χ_2, χ_3 分别对应研发和运维成本降低、更新升级周期缩短、最新科技利用带来的非战时作战效能提升。因此,整体作战效能的非线性叠加又可以进一步表示为:

$$\begin{aligned} \Delta r &= \Delta H(\phi_1, \phi_2) \\ &\approx f(\phi_1, \phi_2) \cdot \Delta \phi_1 + g(\phi_1, \phi_2) \cdot \Delta \phi_2 \\ &\approx f_1(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4, \chi_1, \chi_2, \chi_3) \cdot \Delta \lambda_1 + \cdots \\ &\quad + f_4(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4, \chi_1, \chi_2, \chi_3) \cdot \Delta \lambda_4 \\ &\quad + g_1(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4, \chi_1, \chi_2, \chi_3) \cdot \Delta \chi_1 + \cdots \\ &\quad + g_3(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4, \chi_1, \chi_2, \chi_3) \cdot \Delta \chi_3 \\ &> F_1 \cdot \Delta \lambda_1 + \cdots + F_4 \cdot \Delta \lambda_4 \\ &\quad + G_1 \cdot \Delta \chi_1 + \cdots + G_3 \cdot \Delta \chi_3 \end{aligned} \quad (3)$$

式中: f_1, \cdots, f_4 和 g_1, \cdots, g_3 分别为作战效能提升的非线性叠加函数, F_1, \cdots, F_4 和 G_1, \cdots, G_3 分别为作战效能提升的线性增益常数。在各项因素非线性叠加、相互促进的情况下,整体作战效能的提升必然超过(甚至远大于)各因素的线性叠加。

结合以下具体作战场景,进一步对马赛克战战时状态下的作战效能提升进行解读。作战场景描述如下:

作战环境:包含山川、河流、城市的复杂战场;

作战目标:清除战场中敌方武装基地、敌方作战人员,瘫痪敌方通信、交通,控制敌方煤、油、粮等资源储备库等;

敌方目标类型:山地反斜面目标、城市间快速移动目标、水面及水下目标、地面坚固防御目标等;

敌方整体作战能力:与己方整体作战能力相当。

在如上的复杂战场环境下,面对旗鼓相当的敌方,针对多类型的敌方目标和多种作战任务,若采用传统的作战方式实现作战目标必将损失惨重,耗时耗材,而马赛克战却能显著降低损失,节约作战

资源,主要原因在于:

①在作战武器需求和作战指挥决策方面,多种敌方目标类型和作战任务需要陆、海、空多种作战平台和作战武器才能完成,需要各兵种大量作战人员深度参与战场指挥控制。而马赛克战通过人工智能和自主系统实行分布式指挥决策,大大降低了对作战人员的依赖,能够显著降低人员伤亡。同时,马赛克战强调作战平台的互操作性,作战平台通过搭载不同的功能模块即可完成不同的作战任务。因此,由于马赛克战战场环境和作战任务适应性强,其降低了对作战武器平台类型和作战人员的需求,己方在同样的作战资源下,能够同时完成更多样的作战任务。

②在杀伤过程构建方面,当某个作战任务具体分配后,己方作战形成针对敌方目标的观察—调整—决策—行动(Observation—Orientation—Decision—Action, OODA)杀伤回路。而当此OODA被敌方破坏后,无法迅速组成新的OODA环,导致该任务则无法继续完成,因此传统的OODA回路中每一环均成为了敌方的突破口。而马赛克战统筹全部战场资源,所构成的杀伤网中同样具备OODA环节,但在分布式协同的模式下,当某个环节被摧毁或失效时,马赛克战将快速调动战场中的相应资源继续构成完整的杀伤网,保证作战任务能够顺利完成。因此,马赛克战的作战功能抗抵消,部分作战单元损失的情况下仍能高效完成作战任务,己方在同样的作战资源下,各个作战资源的效能均得到充分发挥,有效降低了作战资源的短时间闲置或浪费。

③在作战消耗和持久作战能力方面,传统武器平台集成了强大的探测、指控、火力打击、电子战功能,制造和维护成本昂贵。面对势均力敌的对手,战斗损失数量必然巨大。而马赛克战使用多个低成本、低复杂度武器平台的灵活自主搭配,在同样的损失数量下作战成本大大降低。同时,部分的作战消耗不影响己方的整体作战效能,确保己方始终具备较高等度的作战能力。因此,由于马赛克战较低的作战成本和强大的持久作战能力,同样的作战资源下,己方能够在长时间战场消耗的过程中始终保持强大的作战能力。

通过以上分析可以看出,马赛克战在作战武器需求和作战指挥决策方面、杀伤过程构建方面、作

战消耗和持久作战能力方面均表现出更加优越的作战效能,而其作战效能的非线性叠加又体现在其各方面作战效能的相互促进。

①马赛克战对战场环境和作战任务适应性强,己方可以同时、并行、分布式地执行更多的作战任务,同时马赛克战的抗抵消和抗消耗能力又进一步促进全部作战任务的高质量完成,形成作战效能的非线性叠加。

②在作战过程中,马赛克战的抗抵消能力充分调动了战场全部作战资源,在部分损失的情况下,最大限度地利用了其余战场资源,优化战场资源配置并抑制浪费,进一步保证了马赛克战的持久作战能力,形成作战效能的非线性叠加。

③面对势均力敌的对手,敌我双方均面临着大量的武器消耗,由于马赛克战作战消耗低成本,作战平台低复杂度,因此武器生产速度快、维护效率高,进一步保障战场作战资源丰富,促进多类型作战任务高质量完成,形成作战效能的非线性叠加。

3.3 马赛克战核心关键技术

综合分析马赛克战作战概念的特点和作战效能提升效果,其核心关键技术可以归纳为:

(1) 群体智能技术

群体智能是指在集体层面表现的、分散的、去中心化的自组织行为。它是人工智能自主性的高级阶段,是新一代人工智能的重要领域,也是实现马赛克战作战概念必备的自主性能力,因而群体智能技术是兑现马赛克战最基础的核心关键技术。图9展示了无人机集群未来可能的群体飞行态势。



图9 无人机集群

Fig. 9 UAV cluster

群体智能的发展基于单体智能,但所表现出的功能或现象又超出单体智能的简单叠加。马赛克

战利用人工智能和自主系统,将低成本、低复杂度的基本作战单元以灵活多样、高度自主的方式组合起来,产生远超于基本作战单元功能的整体功能效果。其中,群体智能技术是将基本作战单元组合并由低复杂度功能升华为复合强大整体功能的关键。基于群体智能技术,基本作战单元可根据战场环境和任务需求进行智能自主的组合,充分将整体功能最大化。为实现马赛克战拼图的整体作战功能,群体智能技术又可进一步划分为:

①群体感知技术。群体感知是指智能无人体系系统利用内置的传感器感知群体内部及周边环境信息,并将感知信息通过通信网络在群体内部共享,并对感知信息进行数据融合,最终向群体系统提供有用的信息和服务。

②群体决策技术。群体决策是为了尽可能大的发挥群体的智慧,多智能体一起共同参与问题分析并制定解决问题的决策方案的全过程。

③群体协同技术。群体行为具有分布式、自组织和协调性的特点,通过个体简单的局部规则,涌现出协同的智能行为。群体通过分析群体内部及周边环境,相互合作,完成协同运动、协同计算、协同创作等群体协同行为。

④群体演化技术。如何根据群体已得到的信息和已学习的行为,自主演化生成更高阶的群体行为是群体演化技术解决的主要问题,它是群体技术的高级阶段。

(2) 分布式人机协同技术

马赛克战利用人工智能和自主系统实施分布式决策中心战,分布式人机协同技术主要解决马赛克战实施过程中的人与机器群体的分布式协同问题。该技术依赖于群体智能技术的发展,而又与真实的战场环境和作战任务联系紧密。

分布式人机协同技术聚焦分布式协同控制算法、辅助决策规划以及人机交互技术,形成综合的分布式指控管理能力。以决策为中心的作战方法作为一种新的作战概念将人工智能和自主系统结合,分布式决策的方式促使人与机器组成的作战整体更快、更有效地作出决策,形成动态战场环境下的决策优势。而且,分布式指挥控制技术将使部队的联合行动形成更广泛的攻击或杀伤链,从而使对手同时面临更多的困境而又无法及时有效的应对。

为实现马赛克战的分布式决策中心战框架,分布式人机协同技术又可进一步划分为:

①人机交互技术。它是指在分布式人机系统中,以分布式的方式解决人与机器群体在任务进行过程中的语言、行为等交互问题,促使人与机器之间的决策、行为表达等高效沟通、无障碍。

②分布式人机决策技术。它是指在分布式系统中,人、机器等分布式节点首先进行独立自主的决策,然后通过一定规则进行决策的融合或协调,最终整体形成分布式决策的技术。该技术是分布式人机协同技术的核心内容,通过分布式决策来对各个节点进行分布式的指挥控制,确保个体行为受控和整体功能实现。

分布式决策与群体决策具有较大的相似之处,均描述了智能无人系统群体由个体自主决策,通过协调融合等方式达成群体决策的过程。二者的区别在于侧重点不同,分布式决策强调群体中的个体均具有自主决策能力,部分个体的损失几乎不影响群体整体的决策功能,而群体决策强调对群体中所有个体决策的协调或融合,最终形成群体整体的决策。图10展示了未来空战态势下,不同类型异构作战单元的互联共享通讯和分布式决策行动能力。



图10 异构群体空战的分布式人机决策

Fig. 10 Distributed man-machine decision of the air combat with heterogeneous group

③分布式管控技术。它是指在人机混合的分布式系统中,通过群体的分布式感知、协同等辅助人类实现更好的环境态势理解和快速决策,从而高效地进行人机混合群体的管理和控制。该技术主要解决面向人机混合群体的高效、快速管控问题。

(3) 弹性灵活的网络及通信技术

弹性灵活的网络及通信技术是实现马赛克战灵活自由、高度自主拼图的必备关键技术。复杂严

酷的战场环境要求马赛克战基本作战单元的组网及通信必须是灵活、高效、可靠的。同时,作战状态下的电磁干扰、电磁对抗等手段也要求马赛克战基本作战单元之间的网络及通信必须具有抗摧毁性、可恢复性,并且能够在一些弱信号等严苛环境下保持高效率通信。弹性灵活的网络及通信技术能够增强通信系统功能,提高其抗干扰性、低被发现率和动态环境适应性,支持马赛克战的无缝、适应性通信和网络。由此可见,网络及通信技术的弹性、灵活性是马赛克战作战概念灵活自主性的决定性因素之一。

为实现马赛克战拼图的灵活组合网络和高速可靠通信,网络及通信技术又可进一步划分为:

①网络安全技术。马赛克战基本作战单元之间的通信网络通过数据加密、权限管理、通信协议加密等安全措施,保证马赛克战拼图安全自主,不受外部信号干扰、介入和操控。

②灵活、开放、自适应的网络拓扑设计技术。由于马赛克战基本作战单元进行组网和解散均是自由灵活的,因此开放、共用的网络架构,可拓展、自适应的网络拓扑,能够保障马赛克战拼图整体功能的灵活快速切换、可持续运行。

③弹性网络设计技术。该技术主要应对复杂对抗环境下的动态任务分配和网络攻击任务,提高马赛克战网络及通信的自适应任务优化组网能力、抗摧毁能力、被毁伤后的可恢复能力等。

(4) 体系作战效能评估与试验技术

无人机蜂群、忠诚僚机、马赛克战等新型作战概念的提出将作战模式以“武器平台”为中心向以“作战体系”为中心转变,个体平台的功能综合性和集成性的要求弱化,而平台之间功能的搭配、衔接从而构成功能体系的要求则大大强化。

然而,现有的作战效能评估与试验大都针对个体的武器平台开展关于平台自身的性能指标校核和评估,针对体系作战的效能评估与试验则相对较少。但随着体系作战逐渐成为战场的主要作战模式,体系作战效能评估与试验技术也愈发重要,同时体系作战效能评估与试验也是当今武器装备或作战体系仿真领域的崭新内容。

体系作战效能评估与试验技术是一种涉及各类软硬件系统和模型的综合性仿真技术,不仅需要

模拟各基本作战单元的感知、决策、制导控制等功能,同时还需要进行不同功能的数学仿真或实物仿真的合理分配。更重要的是,体系作战效能评估与试验技术需要结合算法、模型和实物仿真出体系作战的概念,从而评估体系作战的效能。上述因素对体系作战效能评估与试验技术的研发提出了种种困难,但也只有妥善解决上述困难才能提高体系作战效能评估的可信度。

3.4 马赛克战支撑项目开展情况

针对马赛克战的核心关键技术攻关,DARPA 已经开展或规划了一系列重要的科技专项^[3,7],包括进攻性蜂群使能战术(OFFSET)项目、忠诚僚机(Loyal Wingman)项目、体系综合技术和试验(SoSITE)项目、复杂适应性系统组合与设计环境(CASCADE)、对抗环境中的弹性同步规划与评估(RSPACE)、任务优化动态适应网络(DyNAMO)项目、自适应跨域杀伤网(ACK)、以及分解/重构(Decomp/Recomp)项目等。本文主要对于其中的典型项目进行概述。

(1) 进攻性蜂群使能战术(OFFSET)

OFFSET 于 2016 年 12 月启动,旨在运用多达 250 台大型空中、地面无系统组成的集群帮助大型地面分队完成城市作战环境下的各种复杂任务。通过吸纳和集成最新的集群自主和人-群协同技术,该项目将重点支撑马赛克战作战概念中群体智能技术和分布式人机协同技术的科研进展。

OFFSET 项目的研制周期是 42 个月,项目第一阶段:使用 50 架无人机蜂群定位一个目标;项目第二阶段:使用 100 架无人机在城市中开展一次攻击;项目第三阶段:使用 250 个无人系统抢夺一片地域。项目最终的目标是使用 250 个或更多的无人系统在 8 个城市街区自主执行 6 小时的任务。OFFSET 项目概念示意图如图 11 所示。

OFFSET 项目针对蜂群战术、蜂群自主、人-蜂群编队、虚拟现实和物理试验台等核心内容已开展多次“蜂群冲刺”活动。第一个“蜂群冲刺”于 2017 年进行,目标是产生蜂群战术,部署由 50 个异构系统组成的蜂群,在两个街区和 15~30 分钟内定位一个城市目标;第二个“蜂群冲刺”于 2018 年 3 月进行,聚焦于自主性的提高,实现在两个街区范围内,使用由 50 个无人机和无人车组成的异构蜂群在

15~30分钟内隔离一个城市目标;第三个“蜂群冲刺”同样于2018年进行,主要开展物理和虚拟的试验,用以发展、评估战术和自主算法,该阶段一开始推动“进攻性蜂群”战术向实战化方向发展;第四个“蜂群冲刺”于2019年进行,包括 OFFSET 虚拟环境中开发综合技术、利用人工智能(AI)以发现和学习新的集群战术两大主题。



图11 OFFSET项目概念

Fig. 11 Concept for OFFSET project

2019年3月公布的美国国防部2020财年预算文件显示,DARPA为OFFSET项目申请的预算达2000万美金,表明OFFSET项目将进行更具挑战的集群冲刺,大力推进OFFSET实战化。

(2) 体系综合技术和试验(SoSITE)

SoSITE项目由DARPA于2015年3月提出,该项目的初衷为通过新的体系结构发展,提高装备使用效率,实现快速且低成本的把新技术和航空系统集成进现有空战系统中,从而降低研发成本和周期,并使美军运用新技术的能力远快于竞争对手。该项目将重点支撑马赛克战作战概念的分布式人机协同技术发展,构建马赛克战高度灵活自主的联合作战框架。

SoSITE聚焦于发展分布式空战的概念、架构和技术集成工具,利用现有航空系统的能力,使用开放系统架构方法在各种有人和无人平台上分散关键的任务功能,并为这些可互换的任务模块和平台提供统一标准和工具,这些技术可保证马赛克战中的各系统具备实时性、易用性和适用性,并支持整合各种系统以实现协同工作,如图12所示。

2018年7月,美国洛马公司和DARPA开展了一系列SoSITE项目飞行试验,演示验证了如何应用“系统之系统”方法和手段在对抗环境中对包括空、

天、地、海、网络空间的各个作战域内的系统进行快速无缝的集成。

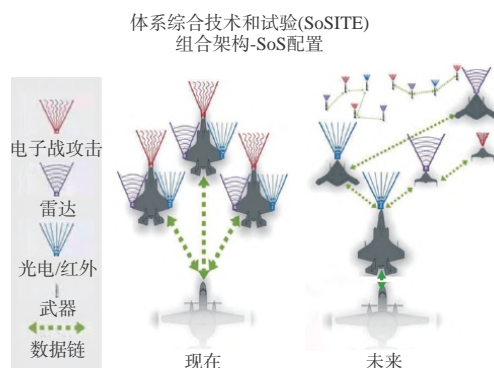


图12 SoSITE项目未来作战体系演示

Fig. 12 Future combat system demonstration of SoSITE project

SoSITE项目演示验证了将任务系统快速并经济上可承受地集成到现有的和新的架构中,它将会帮助美军在当下瞬息万变的作战环境当中维持作战优势。

(3) 任务优化动态适应网络(DyNAMO)

在分布式作战概念下,2015年美国DARPA启动任务优化动态自适应网络项目(DyNAMO),旨在解决强对抗环境下各种不同空中战术数据链的通信及信息共享问题^[11]。该项目将重点突破马赛克战作战概念中的网络及通信技术。

DyNAMO项目旨在使目前的各种机载网络以及未来网络之间实现互操作,为现有通信系统提供网络灵活性和智能性,以便在任务过程中就如何配置做出实时决策,并计划在下一代飞机/无人机之间实现无缝通信。DyNAMO项目分为若干技术领域(TA),其中TA1考虑网络层面的互操作性,TA2侧重于网络的优化,TA3是系统集成。

2017年,Vencore实验室开发并提供网络适应性的创新框架,同时保持网络的可扩展性和稳定性,最大限度地支撑战场通信。2019年1月,美国空军实验室授予BAE公司价值1215万美元合同,用于研发任务优化的动态自适应网络可扩展网络架构(DyNAMO-IENA)。

DyNAMO项目针对分布式作战的通信组网问题,设计了强适应性、可拓展性和高稳定性的创新框架,最大限度地实现信息的高效、安全共享(如图13)。未来DyNAMO技术成果也将逐步融入SoSITE

项目中,推进体系作战实战化。

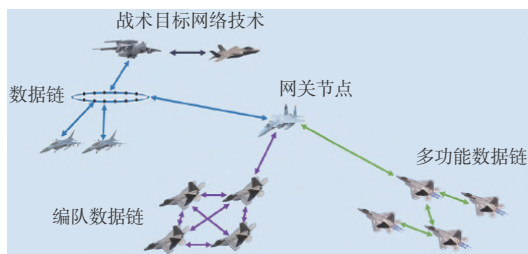


图 13 DyNAMO——平台网络的无缝通信

Fig. 13 Seamless communication of platform network of DyNAMO

(4) 自适应跨域杀伤网(ACK)

2018年7月,DARPA正式开始了对自适应跨域杀伤网(ACK)项目的研究,这也是DARPA推动落实马赛克战作战概念的重要举措,使得马赛克战具备作战杀伤网能力。从杀伤链转向杀伤网已成为美军军事作战杀伤方式的重要发展方向。

目前,杀伤链的作战方式风险集中、易受克制、升级困难、难以跨域,ACK项目的研究旨在解决上述问题的基础上,进一步提高抗抵消能力、灵活组网及杀伤能力,战场环境和作战任务的自适应匹配能力。

ACK采用的是一种“供应商-用户”架构,如图14所示。其中,每一个节点都可视作潜在的“服务供应商”,指控节点可视做“用户”,它们通过网络连接,而杀伤网根据具体任务需求灵活组织、利用各种服务来达到预期效能。

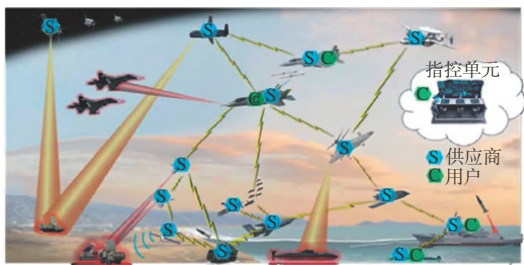


图 14 杀伤网架构示意图

Fig. 14 Schematic diagram of Kill Net

(5) 分解/重构(Decomp/Recomp)项目

从2020财年DARPA经费预算文件可以看出,Decomp/Recomp项目的经费预算为1134.5万美元,DARPA将重点发展该项目。该项目将针对马赛克战基本作战单元之间的灵活、自主、可靠拼图方式

研发相关的分解/重构技术,从而实现对战场资源的最大限度利用和最强能力发挥,在进行资源优化配置的基础上实现不同作战能力的快速切换,维持对战场环境和作战任务的强适应性。

目前,该项目具体的规划和预期效果仍未可知,但通过分析项目经费预算和名称可以看出,未来分解/重构(Decomp/Recomp)项目将充分结合DARPA之前的项目积累,融合群体智能、弹性组网及通信、自适应杀伤网等方面的研究成果,进一步推动马赛克战实战化。

4 马赛克战对我军的启示

马赛克战体现出美军对世界局势和战争形式的深刻理解,其作战概念、理念、思路等方面均代表了当今世界的先进水平,值得我军认真、深入、具体地学习。当然,若是直接将马赛克战作战概念应用至我军未来的发展规划也是不合理、不正确的,具体原因如下:

(1)美军的军事科技和作战经验优势是明显的,在大部分作战领域下,我军仍不能构成对美军等世界领先水平部队的对称作战。

(2)我军积极学习美、俄等世界先进国家的国防军事发展经验,仍未形成特色鲜明的军事装备发展思路和体系,直接应用美军的思路并不现实。

(3)我军武器装备处于从“跟随仿制”到“自主研发”的重要转型阶段,作战能力的发展仍主要集中在军事装备上,对于作战样式或概念的思考不够深刻。

综合上述原因分析,从学习先进并强大自身的角度来讲,马赛克战对我军的启示归结如下。

4.1 低成本、功能专精的“类撒手锏”智能无人武器研发

面对军事实力强大的竞争对手,针对我军目前仍不足以构成对称战争能力的实际情况,“撒手锏”类武器平台必不可少。然而,功能集成型的综合性武器平台研发和维护成本昂贵、研发技术困难、研发周期长、更新升级繁琐,同时也成为未来战场中杀伤链的薄弱环节。因此,我军未来“撒手锏”类武器平台的发展方向必然是低成本、功能简洁且具有战场威慑能力的。

因此,综合我军构建对称战争的需求和实际的军事作战能力,研发低成本、功能专精的“类撒手锏”

武器能够有效支撑我军发展的过渡转型,并能够推进我军武器装备研发向着世界先进水平发展进步。

4.2 强烈重视体系作战概念的自主创新、科技驱动、项目支撑、效果评估

目前,单一武器平台的威慑力正逐渐减低,体系作战将成为未来战场的主要作战形式,马赛克战作战概念充分体现出了体系作战相对于单一武器平台或者简单杀伤链的巨大优势。我军不仅需要学习马赛克战作战概念的具体内容,同时也要认真研究美军从最初提出马赛克战到后来推进马赛克战的举措和发展思路:

(1)美军立足于美国国防战略,针对大国竞争对手,分析彼此态势并预估未来战场可能性和需求,自主创新地提出了马赛克战作战概念,明确服务于美国国家利益。

(2)马赛克战作战概念提出之前,DARPA 就已经开展了基础科技的研究(SoSITE、OFFSET、Loyal Wingman等),并已经取得研究成果的积累,马赛克战是对前期研究的总结和升华。

(3)马赛克战作战概念的推进由基础科技研究驱动、针对性项目支撑,其群体智能、分布式决策、弹性网络及通信、体系作战效能评估与验证等核心关键技术的研究有着明确的研究规划和项目支持。既有明确的研究方向和目标,又有落地的举措和成果,环环相扣,相得益彰。

(4)美军推动马赛克战作战概念实战化的过程中,在支撑项目研究方面,广泛引入了竞争机制,推动数家单位(公司)共同攻关关键技术,并在同样的、接近真实的情况下进行效果评估,强烈刺激了马赛克战核心关键技术的快速发展。

4.3 降低各兵种联合作战的指挥体制壁垒,打破各武器平台的灵活组网障碍

近几十年来,我军缺乏现代战争的经验,各军兵种之间的指挥作战相对独立,虽然积极向着联合作战靠拢,但仍面临一定的体制困难,而且联合作战能力未得到真正的实战考验。目前,美军已在联合作战基础上推进分布式的决策中心战,之前的“联合指挥部”转化为“分布式的指挥决策网”,大大领先于我军的联合作战现状。

同时,我军武器平台之间的联网通讯、武器搭配等方面面临着较大障碍,即便为同类型任务飞机,由

于设计者和制造者分属不同的科研机构和厂商,因此武器平台之间互操作性、互联互通性均较弱,造成各作战功能单元之间的组网通信困难。因此:

(1)在联合作战指挥层面,我军应降低各兵种联合作战的体制壁垒,加速各兵种联合作战能力建设的步伐,并注重实战状态下的作战效能评估,同时根据作战任务类型划分出不同的重要程度,对于高等级作战任务进行联合统一指挥,对于低等级作战任务进行分布式联合作战,最终过渡至全部作战任务实施分布式联合作战。

(2)在武器装备研发层面,我军应推进打破各武器平台的灵活组网障碍,提升各武器平台之间的互联互通能力,这既能降低研发成本,又能为作战方式提供极大的灵活性。虽然武器平台功能的打通面临着重重困难,但这是实现体系作战的关键举措之一。

5 结束语

马赛克战作战概念是美军最新提出的体系作战概念,充分体现出美军对未来战争形势的理解和大国竞争需求的思考,代表了军事作战方式的世界领先水平。

马赛克战作战概念的先进性主要体现在其对作战效能的提升方面,基于其基本单元低成本和低复杂度、基本单元之间组合动态灵活并高度自主、分布式决策中心战、抗抵消的特点,它在战时和非战时均形成了作战效能的非线性叠加提升。其中,在战时状态下,马赛克战在战场环境和作战任务适应性、作战功能抗抵消、作战消耗低成本、持久作战能力方面构成作战效能的“效果网”,促成对称战争中的军事作战优势;在非战时状态下,马赛克战具有研发和更新升级的成本、时间等优势,考虑到大国竞争的军备竞赛和长期消耗,非战时的作战效能优势能够不断累积,最后可能实现“不战而胜”。此外,美军马赛克战作战概念提出、关键技术攻关和发展规划、科研项目支撑等方面均体现出强相关和强耦合性,高效地推进了作战概念研发到最后实战化的流程,对于我军作战能力提升的具体操作有重要的启示意义。

我军应在充分结合自身作战能力和需求的基础上,认真学习并深刻领悟马赛克战与我军未来发展方向点的结合点,从武器装备研制、体系作战研发

和实战化、作战指挥体制机制等方面,推动我军作战方式迅速向着世界先进方式发展。

参 考 文 献

- [1] 李风雷, 卢昊, 宋闯, 等. 智能化战争与无人系统技术的发展[J]. 无人系统技术, 2018, 1(2):14-23.
- [2] 符文星, 郭行, 闫杰. 智能无人飞行器技术发展趋势综述[J]. 无人系统技术, 2019, 2(4):31-37.
- [3] 雷子欣, 李元平. 美国马赛克战作战概念解析[J]. 军事文摘, 2019(3):7-10.
- [4] Timothy Grayson. Mosaic warfare and multi-domain battle[EB/OL]. 2018-09-05 [2020-01-14]. [https://d60.darpa.mil/schedule/Mosaic Warfare and Multi-Domain Battle.html](https://d60.darpa.mil/schedule/Mosaic%20Warfare%20and%20Multi-Domain%20Battle.html).
- [5] DARPA. Strategic technologies [EB/OL]. 2019-03-01 [2020-01-14]. https://www.fbo.gov/index?s=opportunity&mode=form&id=43a486f560215b96e5d291fdadd06e56&tab=core&_cview=1.
- [6] DARPA. Strategic technologies [EB/OL]. 2019-03-01 [2020-01-14]. https://www.fbo.gov/index?s=opportunity&mode=form&id=43a486f560215b96e5d291fdadd06e56&tab=core&_cview=1.
- [7] 李磊, 蒋琪, 王彤. 美国马赛克战分析[J]. 战术导弹技术, 2019(6):108-114.
- [8] 李义. 美军马赛克战——让作战单元组合更高效[N]. 解放军报, 2020(11):1-16.
- [9] 孙金芳, 杜俊杰, 肖书杰, 等. 合理分析世界军事科技发展趋势及重要影响[J]. 中国高新区, 2018(1):276.
- [10] 孔净, 高跃群. 世界军事科技发展趋势及重要影响[J]. 政工学刊, 2017(5):82-83.
- [11] 李磊, 金元明. 美国分布式作战通信组网实现途径浅析[J]. 飞航导弹, 2019(6):52-58.
- [12] 黄汉桥, 白俊强, 周欢, 等. 智能空战体系下无人协同作战发展现状及关键技术[J]. 制导与控制, 2019, 18(1):10-18.
- [13] 昂海松. 无人机系统概念和关键技术[J]. 无人系统技术,

2018, 1(1):66-71.

- [14] 王越超, 刘金国. 无人系统的自主性评价方法[J]. 科学通报, 2012, 57(15):1290-1299.
- [15] 张涛, 李清, 张长水, 等. 智能无人自主系统的发展趋势[J]. 无人系统技术, 2018, 1(1):11-22.
- [16] 李磊, 王彤, 蒋琪. 美国CODE项目推进分布式协同作战发展[J]. 无人系统技术, 2018, 1(3):59-66.
- [17] 樊洁茹, 李东光. 有人机/无人机协同作战研究现状及关键技术浅析[J]. 无人系统技术, 2019, 1(1):39-47.
- [18] 张思齐, 沈钧戈, 郭行, 等. 智能无人系统改变未来[J]. 无人系统技术, 2018, 1(3):1-7.
- [19] 李磊, 王彤, 蒋琪. 从美军2042年无人系统路线图看无人系统关键技术发展动向[J]. 无人系统技术, 2018, 1(4):79-84.
- [20] 高明, 周帆, 陈伟. 地面无人作战系统的发展现状及关键技术[J]. 现代防御技术, 2019, 47(3):9-14.
- [21] 许彪, 张宇, 王超. 美军无人系统蜂群技术发展现状与趋势分析[J]. 飞航导弹, 2018(3):36-39.
- [22] 宋海伟, 田达, 李文魁, 等. 智能无人集群电子战系统技术发展与研究[J]. 航天电子对抗, 2018, 34(2):11-13.
- [23] 陈杰, 辛斌. 有人/无人系统自主协同的关键科学问题[J]. 中国科学:信息科学, 2018, 48(9):1270-1274.

作者简介:



郭行(1990-), 男, 博士, 助理研究员, 主要研究方向为智能飞行器路径规划、制导控制。本文通讯作者。



符文星(1974-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为飞行器制导与控制、飞行器先进仿真理论与仿真环境等。



闫杰(1960-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为飞行器制导控制、智能无人作战等。



征稿启事

《无人系统技术》期刊

《无人系统技术》期刊是由中国航天科工集团有限公司主管，北京海鹰科技情报研究所主办，中国无人系统产业联盟（筹）、西北工业大学无人系统发展战略研究中心、西北工业大学无人系统技术研究院联合协办的学术期刊。现诚挚地向无人系统技术研究领域的专家学者、学术带头人以及致力于无人系统理论与技术创新研究的科技工作者约稿。

◆ 约稿方向

稿件内容以综述、研究论文、技术报告、专题研讨和科技评述等形式为主，广泛报道无人空中系统、无人地面系统、无人水面水下系统、智能机器人等研究领域的理论研究成果、技术创新、学术见解和经验总结。主要包括无人系统平台技术、自动控制技术、信息技术以及人工智能、通信、传感器等技术在无人系统领域的新应用。同时，也包括无人系统自主技术、协同技术、跨域同步技术、智能无人系统伦理及其与有人系统的关系等。

◆ 投稿方式

通过期刊采编系统进行投稿，网址：<http://umst.cbpt.cnki.net/>，或直接搜索“无人系统技术”。

◆ 投稿要求

1. 本刊选录稿件主要视其是否有创新点及其价值大小，并综合考虑：立题的科学 / 工程意义；对科研进展的了解和引用；方法或其应用的创新性；方法和论证的科学性；结论 / 结果的合理可信性和写作质量。
2. 投稿时须提交电子版“保密审查证明”，稿件正式录用后请将“保密审查证明”“版权转让协议”原件邮寄至：北京 7254 信箱 4 分箱《无人系统技术》编辑部，邮编：100074，电话：010-68191488。

◆ 写作要求

1. 来稿应含中英文题目、中英文摘要（说明研究目的、创新试验方法、研究成果和最终结论等，重点是方法创新和成果结论。中英文摘要对应，英文摘要在 250 个实词左右）、关键词（5 ~ 8 个）。引言应说明课题的背景，引述该领域的国内外同行已经取得的进展，以说明本文的选题意义和创新点所在。
2. 量和单位应符合国家规定。外文字符要分清大小写、正斜体，上下角字符的位置高低应区别明显。图、表应提供中英文图题、表题。
3. 参考文献引用应遵循“最新、关键、必要和亲自阅读过”的原则；在正文中顺次引述；数量以不少于 20 篇为宜，未公开发表的资料一般不宜引用。
4. 需提供全部作者简介，内容包括：姓名、出生年、性别、学位、职称、研究方向、照片等。

◆ 关于稿酬

暂不收取版面费、审稿费，稿件一经录用，将按照字数和文章质量情况，向作者一次性支付稿酬。

顾问

李德毅 封锡盛 李伯虎 徐德民 刘永才 费爱国 樊邦奎 陈 杰 魏毅寅 王飞跃

第一届编委会

主 任 李风雷

副主任 王长青 宋 斌 谷满仓 张 涛 符文星

委 员 (按姓氏拼音排序)

昂海松 蔡顺才 陈 斌 陈家斌 戴江勇 邓宏彬 都基焱 方 浩 符小卫 郭继峰
黄 强 黄长强 李必军 李东光 李贻斌 林 平 刘 莉 刘培志 罗 均 马洪忠
孟 红 孟凡彬 潘 泉 齐俊桐 时兆峰 孙富春 田大新 王宏伦 韦锦峰 吴向阳
夏元清 向锦武 徐 昕 徐海刚 薛建儒 颜国正 杨 宁 杨宏晖 于进勇 于林宇
赵 杰 张 梅 张 宁 张 山 张冬青 张卫平 朱 枫 朱小燕 Simon X. YANG
Wei Ren Yang SHI Yantao Shen

无人系统技术 2018 年创刊 (双月刊)

主管单位: 中国航天科工集团有限公司

主办单位: 北京海鹰科技情报研究所

协办单位: 中国无人系统产业联盟 (筹)

西北工业大学无人系统发展战略研究中心

西北工业大学无人系统技术研究院

主 编: 张冬青

副 主 编: 蔡顺才 孙柏原 李东光 陈少春

执行主编: 王一琳

编辑出版: 《无人系统技术》编辑部

地 址: 北京 7254 信箱 4 分箱 (100074)

电 话: 010-68191488 (编辑部)

010-68375084 (发行部)

邮 箱: chinauas310@163.com

网 址: <http://umst.cbpt.cnki.net>

国内发行: 北京海鹰科技情报研究所

印刷单位: 北京博海升彩色印刷有限公司

Unmanned Systems Technology Started in 2018 (Bimonthly)

Administrated by: China Aerospace Science & Industry Corporation Limited

Sponsored by: Beijing HIWING Scientific and Technological Information
Institute

Co-organized by: Association for Unmanned Vehicle Systems of China
Research Center for Unmanned System Strategy
Development, NWPU
Unmanned System Research Institute, NWPU

Editor-in-Chief: ZHANG Dongqing

Associate Editor: CAI Shuncui SUN Baiyuan LI Dongguang CHEN Shaochun

Executive Editor: WANG Yilin

Edited & Published by: Editorial Office of Unmanned Systems Technology

Add: P.O. Box 7254-4, Beijing 100074, China

Tel: (8610) 68191488 (Editorial office)

(8610) 68375084 (Circulation office)

E-mail: chinauas310@163.com

Website: <http://umst.cbpt.cnki.net>

Distributed by: Beijing HIWING Scientific and Technological Information
Institute

Printed by: Beijing BOHS Colour Printing Co., Ltd.