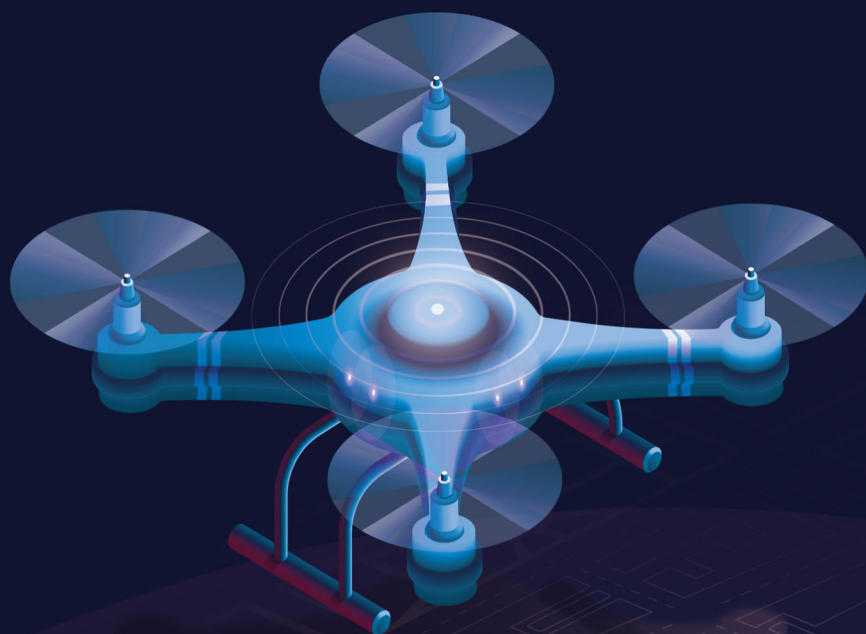


# 无人系统技术

## 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



2020.1  
第3卷 NO.

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



# ICUS 2020 | The 3rd IEEE International Conference on Unmanned Systems

2020 3rd IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS) will be held from Jul.31 to Aug.02, 2020 in Harbin, China. The conference offers a unique and interesting platform for scientists, engineers and practitioners throughout the world to present and share their most recent research and innovative ideas in the areas of unmanned systems, robotics, automation and intelligent systems. The aim of the ICUS is to stimulate researchers active in the areas pertinent to intelligent unmanned systems. ICUS will feature plenary lectures, contributed and invited sessions, panel discussions, pre-conference workshops, oral presentation sessions and interactive sessions. The accepted papers of ICUS will be included in the IEEE Xplore library and indexed by the EI Compendex.

## Topics

1. Unmanned Aerial Vehicles
2. Unmanned Ground Vehicles
3. Unmanned Underwater Vehicles
4. Intelligent Space Unmanned Systems
5. Robotic Systems
6. Unmanned Systems Command and Control
7. Sensing, Navigation and Control
8. Inertial Sensors and Technologies for Unmanned Systems
9. Machine Vision, Semantic Recognition and Other Machine Cognition Technologies
10. Cooperative Control of Unmanned Systems
11. Space-Air-Ground Integrated Networks
12. 5G Communication and Other Data Transmission & Processing Technologies
13. Unmanned Systems Dynamics
14. Unmanned Systems Modeling and Simulation
15. Artificial Intelligence and Intelligent Systems
16. Bionic Technology
17. Effectiveness Validation and Evaluation of Guidance and Control Systems of Unmanned Vehicles
18. MEMS Technology
19. New Concept Unmanned Systems
20. Other Related Technologies for Unmanned Systems

## Important Dates

Deadline for manuscript paper submission:	Apr.01, 2020
Notification of acceptance:	May.30, 2020
Submission of camera-ready:	Jun.15, 2020
Deadline for early bird registration:	Jun.25, 2020
Conference:	Jul.31 - Aug.02, 2020

## Submissions & Publication

- \* Please prepare your paper in English using the IEEE Template. LaTeX style and Microsoft Word style.
- \* Please submit the first draft of your paper in PDF format through the website. A maximum of 6 pages per first draft are permitted. Detailed instructions for paper submission are available on the website.
- \* Papers should describe original and unpublished work on the above or the related topics. All manuscripts will be reviewed by three members of the international program committee.

## International Advisory Committee

Prof. Benmei CHEN, The Chinese University of Hong Kong, China  
 Prof. Junlong CHEN, University of Macau, China  
 Prof. Gang FENG, City University of Hong Kong, China  
 Prof. Jinjun SHAN, York University, Canada  
 Prof. Yang SHI, University of Victoria, Canada  
 Prof. Simon X. YANG, University of Guelph, Canada  
 Prof. Youmin ZHANG, Concordia University, Canada  
 Prof. Shuzhi GE, National University of Singapore, Singapore  
 Prof. Danwei WANG, Nanyang Technological University, Singapore  
 Prof. Lihua XIE, Nanyang Technological University, Singapore  
 Prof. Zhengtao DING, The University of Manchester, UK  
 Prof. Shijun GUO, Cranfield University, UK  
 Prof. Huamin JIA, Cranfield University, UK  
 Prof. Frank Lewis, The University of Texas at Arlington, USA  
 Prof. Yangquan CHEN, University of California, Merced, USA  
 Prof. Wei REN, University of California, USA  
 Prof. Yantao SHEN, University of Nevada, USA  
 Prof. Jianwei ZHANG, University of Hamburg, Germany  
 Prof. Hongdong LI, The Australian National University, Australia

## General Chair

Prof. Jie CHEN, Tongji University, China

## General Co-Chairs

Prof. Jie ZHAO, Harbin Institute of Technology, China  
 Prof. Dongguang LI, North University of China, China  
 Prof. Zhouchen LIN, Peking University, China

## Program Chairs

Prof. Quan PAN, Northwestern Polytechnical University, China  
 Prof. Jifeng GUO, Harbin Institute of Technology, China

## Program Co-Chairs

Prof. Hongbin DENG, Beijing Institute of Technology, China  
 Prof. Xin XU, National University of Defense Technology, China  
 Prof. Wenxing FU, Northwestern Polytechnical University, China  
 Prof. Honglun WANG, Beihang University, China  
 Prof. Qi GUO, Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, China

## Organized Chairs

Prof. Jin CHENG, Science and Technology on Complex System Control and Intelligent Agent Cooperation Laboratory, China  
 Prof. Mancang GU, Beijing HIWING Scientific and Technological Information Institute, China

## Publication and Publicity Chairs

Prof. Qun WU, Vice President of IEEE Harbin Section, China  
 Dr. Chengchao BAI, Delft University of Technology, Netherlands

## Sponsors

- \* IEEE Harbin Section
- \* Harbin Institute of Technology

## Organizers

- Science and Technology on Complex System Control and Intelligent Agent Cooperation Laboratory
- Beijing HIWING Scientific and Technological Information Institute, Editorial Office of Unmanned Systems Technology
- School of Astronautics, Harbin Institute of Technology
- Unmanned System Committee, Chinese Institute of Command and Control
- Machine Vision Professional Committee, China Society of Image and Graphics

## Contact

Website: <http://icuscholarbee.cn> Tel: +8610-68191488 E-mail: [icush2020@163.com](mailto:icush2020@163.com) Zip code: 100074  
 Address: No.1 Yungang Beiqu Xili, Fengtai District, Beijing, China.





# 无人系统技术

第3卷第1期 2020年1月

## 目次

### 系统综述

无人机避障航路规划方法研究综述 .....	01
吴健发, 王宏伦, 刘一恒, 姚 鹏	

### 技术研究

面向目标对峙跟踪的四旋翼协同编队控制方法 .....	11
邵星灵, 刘 俊, 李东光	
无人机保距跟踪中的视觉跟踪算法研究 .....	19
车 飞, 李 杰, 牛轶峰	
面向人机交互的运动想象脑电信号感知算法研究 .....	31
王 康, 翟弟华, 夏元清	
低速大雷诺数混合飞艇气动性能分析 .....	38
孟军辉, 李沫宁, 张澜川, 吕明云, 刘 莉	
基于高斯和粒子滤波的AUV水下地形辅助导航方法 .....	48
韩 月, 陈鹏云, 沈 鹏	

### 前沿动态分析

2019年水下无人系统发展综述 .....	55
王雅琳, 刘都群, 杨依然	
脑与认知技术发展综述 .....	60
祝翠琴	

《无人系统技术》办刊宗旨是刊载无人系统领域新进展、新成果、新技术, 促进学术交流, 推动成果转化, 提高我国在该领域的科研装备水平。

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。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。



# Unmanned Systems Technology

Vol.3 No.1 2020

## Contents

### Systematic Review

- Review on UAV Path Planning Methods for Obstacle Avoidance ..... 01  
WU Jianfa, WANG Honglun, LIU Yiheng, YAO Peng

### Technical Study

- Cooperative Formation Control Method of Multiple Quadrotors for Stand-off Tracking Ground Target ..... 11  
SHAO Xingling, LIU Jun, LI Dongguang
- Visual Object Tracking Method for UAV Stand-off Target Tracking ..... 19  
CHE Fei, LI Jie, NIU Yifeng
- Research on Perceptual Algorithm of Motor Imagery EEG for Human-Computer Interaction ... 31  
WANG Kang, ZHAI Dihua, XIA Yuanqing
- Aerodynamic Performance Analysis of Hybrid Air Vehicles with Large Reynolds Number ..... 38  
MENG Junhui, LI Moning, ZHANG Lanchuan, LV Mingyun, LIU Li
- Underwater Terrain-Aided Navigation Method Based on Gaussian Sum Particle Filtering for AUVs ..... 48  
HAN Yue, CHEN Pengyun, SHEN Peng

### Frontier Dynamic Analysis

- Summary of the Development of Unmanned Undersea Systems in 2019 ..... 55  
WANG Yalin, LIU Duqun, YANG Yiran
- A Survey on Brain and Cognition Technology ..... 60  
ZHU Cuiqin



[引用格式] 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.

# 无人机避障航路规划方法研究综述

吴健发<sup>1,2,3</sup>, 王宏伦<sup>1,2</sup>, 刘一恒<sup>1,2,3</sup>, 姚鹏<sup>4</sup>

(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;

3. 北京航空航天大学高等理工学院, 北京 100191; 4. 中国海洋大学工程学院, 青岛 266100)

**摘要:** 随着无人机作业空域从中高空不断向低空甚至超低空拓展, 复杂的低空障碍环境对无人机造成了严重的威胁。研究无人机避障航路规划理论与方法, 对于保障无人机的飞行安全和提升其任务效率具有重要作用。对无人机避障航路规划方法的研究现状进行了梳理, 首先, 根据航路规划问题所建立的优化模型, 将规划方法划分为基于数学规划的方法、基于路标图的方法、基于空间分解的方法、基于势场的方法、基于随机规划的方法和基于机器学习的方法六个大类。然后, 分别介绍了各类型方法的基本原理、代表性研究以及优缺点。最后, 对避障航路规划方法未来可能的研究方向进行了展望。综述表明, 复杂环境下无人机三维航路规划方法的研究仍有提升空间; 未来应考虑将传统规划方法与新一代人工智能技术相结合; 航路规划方法研究应充分考虑机载传感器的实际性能和工作特性; 规划航路的可跟踪性问题也亟待解决。

**关键词:** 无人机; 航路规划; 数学规划; 路标图; 空间分解; 人工势场; 随机规划; 机器学习

**中图分类号:** V249.1      **文献标识码:** A      **文章编号:** 2096-5915(2020)01-0001-10

## Review on UAV Path Planning Methods for Obstacle Avoidance

WU Jianfa<sup>1,2,3</sup>, WANG Honglun<sup>1,2</sup>, LIU Yiheng<sup>1,2,3</sup>, YAO Peng<sup>4</sup>

(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;

3. Shenyuan Honors College of Beihang University, Beijing 100191, China;

4. College of Engineering, Ocean University of China, Qingdao 266100, China)

**Abstract:** With the extension of the unmanned aerial vehicle (UAV) operation airspace from medium or high altitude to low altitude, complex obstacle environments in low altitude seriously threaten UAVs. Investigating the theories and methodologies of UAV path planning for obstacle avoidance is essential to guarantee the flight safety and enhance the mission efficiency of UAVs. The current research status of UAV path planning methods for obstacle avoidance is combed in this review. First, according to the established optimization models in path planning problems, the planning methods are divided into mathematical programming-based approaches, roadmap-based approaches, spatial decomposition-based approaches, potential field-based approaches, stochastic programming-based approaches and machine learning-based approaches. Then, fundamental principles, representative studies, merits and demerits of each approach are introduced respectively. Finally, promising research directions of path planning for obstacle avoidance in future are prospected. The review suggests that there is still room for improvement in researches on UAV three-dimensional path planning in complex environments. In addition, we should focus more on the combination of traditional path planning methods and new-generation artificial intelligence technologies, and take into full consideration of the actual performances and operating characteristics of onboard sensors in path planning methods. Also, the trackability of planned paths needs to be urgently solved.

**Key words:** Unmanned Aerial Vehicles (UAVs); Path Planning; Mathematical Programming; Roadmap; Space Decomposition; Artificial Potential Field; Stochastic Programming; Machine Learning

收稿日期: 2019-12-07; 修回日期: 2020-01-09

基金项目: 国家自然科学基金(61175084); 山东省自然科学基金(ZR2018BF016)

## 1 引言

无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)因其具有性价比高、使用灵活、不受飞行员生理条件限制等优势,在军用和民用领域得到广泛应用,受到世界各国的认可。最近30多年来,随着航空、控制和电子信息等技术的发展,世界各国对无人机领域持续关注并加大投入,无人机技术取得了长足的进步与发展,代表了当今高新技术的发展方向。

随着无人机的作业空域从中、高空不断向低空甚至超低空拓展,所面临的障碍环境的复杂性逐渐上升,具体表现为低空障碍环境具有密集性、非凸性、动态性(存在突发威胁、移动障碍等)和不确定性(存在部分未知或完全未知的障碍信息等)的特点<sup>[1]</sup>。复杂的障碍环境给无人机的飞行安全带来极大的挑战,例如,2016年2月4日,一架小型无人机在拍摄电影过程中失误撞击纽约帝国大厦<sup>[2]</sup>;2019年11月16日,俄罗斯猎户座军用无人机在低空试飞时与树木发生碰撞,导致飞机坠毁<sup>[3]</sup>。这些事故的发生对无人机的自主控制能力提出了更高的要求。

作为反映无人机自主控制能力的关键技术之一——避障航路规划技术受到了广泛的关注<sup>[4]</sup>。无人机避障航路规划是指在特定的任务背景下,寻找使无人机由起始点按照一条较优的飞行路径,最终到达目标点的飞行航路,这种飞行航路应满足无人机自身的物理约束条件,同时应能够安全躲避障碍和威胁。目前,国内外学者针对该问题从不同角度开展了大量研究,并提出各种不同的理论与方法,本文将对当前主要的规划方法进行综述,重点介绍方法组成、基本原理、代表性研究以及优缺点。在此基础上,对其未来可能的发展方向进行展望。

## 2 避障航路规划方法

避障航路规划是无人机任务规划的基础与重要组成部分。依据航路规划所建立优化模型的不同,可将其大致分为基于数学规划的方法、基于路标图的方法、基于空间分解的方法、基于势场的方法、基于随机规划的方法和基于机器学习的方法六大类。但需注意的是,航路规划方法的分类并无统一界定,且许多学者在使用时将两种或多种方法结合,可发挥各自方法的优势。本文仅提供一种分类思路。

### 2.1 基于数学规划的方法

数学规划是指在满足一系列约束条件下,寻找目标函数最优解的过程。航路规划问题,从本质上可看作是一种非线性的、包含状态约束与控制约束的最优控制问题,因此较为直观的思路是采用数学规划方法来解决该问题。在面向避障任务的航路规划研究中,无人机需躲避规划空间中的静态障碍或动态威胁,因此数学规划法需将障碍物或威胁源等效为相应的不等式约束;航路可飞性是航路规划的基本要求,因此必须考虑无人机的动力学约束条件;然后,将各项指标(如飞行时间、路径长度、能量消耗、威胁程度等)建模为目标函数,通过优化计算求解最终使目标函数取极值。数学规划方法<sup>[5]</sup>主要包括动态规划法、混合整数线性规划(Mixed Integer Linear Programming, MILP)、模型预测控制法(Model Predictive Control, MPC)/滚动时域控制法(Receding Horizon Control, RHC)、基于Markov决策过程的方法等。

传统的动态规划法是应用较为广泛的一种方法,通过将规划问题等效为多级决策问题,依据Bellman最优性原理,确定每步决策与状态转移,最终生成一个决策序列。Denton R V等<sup>[6]</sup>采用了动态规划技术,并与树形搜索相结合,通过将三维航路分解为水平与垂直两个方向进行计算,求得三维最优地形跟随/地形回避航路。Bousson K<sup>[7]</sup>提出了一种单网格点动态规划方法来解决一些典型的在线最优控制问题,如飞行器碰撞规避问题。动态规划方法原理较为简单,一般具有全局最优解,易于工程实现。但该方法最大的不足在于需要大存储空间,对于大规模的航路规划问题,会出现组合爆炸现象,因此比较适合小规模航路搜索。

MILP方法将无人机的控制指令(如航向角、速度等)建模为整数或二值约束,然后通过线性规划计算最优航路<sup>[8]</sup>。Radmanesh M等<sup>[9]</sup>提出一种基于有限视野的动态MILP航路规划算法,从而有效地克服了传统MILP在规划航路时计算量较大的缺点。Turnbull O等<sup>[10]</sup>将MILP与MPC相结合,作为参考避障航路规划器,用于离线训练改进的语言决策树(Linguistic Decision Trees, LDTs),然后再利用训练好的具有高实时性的LDTs进行在线航路规划。Sarim M等<sup>[11]</sup>将航路规划分为两个阶段,首先用A\*算法在仅考虑静态障碍的前提下实施粗略航路规划生成初始规划航路,在此基础上,利用MILP进行精细化航路规划,从



而生成可规避动态障碍的最终航路。MILP算法的计算量较大,难以满足航路规划实时性要求。

MPC/RHC算法提供了一种适于复杂动态环境下实时优化决策的理论方法,通过模型预测与实时校正,在滚动时域内进行局部优化来实现全局优化。该类方法的最大优势在于可应对动态环境中的各种不确定性因素,保证算法的实时性。Grancharova A等<sup>[12]</sup>采用分布式线性MPC算法解决多无人机协同航路规划问题,将通信航路损失、动态威胁程度等约束用线性函数表示,并利用凸二次规划方法进行求解。Wu J等<sup>[13]</sup>将城市环境下无人机持续跟踪目标航路规划问题建模为一个分布式MPC问题,并利用自适应草蚺优化算法在线解算无人机的最优控制输入,从而使规划出的航路能够兼顾避障和目标跟踪。Luo G等<sup>[14]</sup>将RHC与人工势场法相结合,利用RHC优化人工势场中的附加控制力,从而实现无人机的在线避障。

此外,其它数学规划方法也被应用于无人机避障任务过程。宁芊等<sup>[15-16]</sup>将Markov生存模型引入航路规划算法中,得到一个可用来评估路径点生存概率的航路规划问题模型,从而实现对最优航路的动态搜索。Ragi S等<sup>[17]</sup>提出一种基于部分可观Markov决策过程(Partially Observable Markov Decision Processes, POMDPs)的航路规划框架,在该框架下,通过适当地构造POMDP的动作空间、过渡律和目标函数,可使无人机在复杂动态障碍环境下执行目标跟踪任务。

通过分析上述文献可知,数学规划算法是一种较为直观的方法,但由于数学优化本身的特性,该类方法仍存在如下缺陷:当动力学或环境约束较为复杂时(特别对于存在多个非凸约束的情况),求解难度和计算量较大,难以保证算法的实时性。

## 2.2 基于路标图的方法

基于路标图的方法最初应用于机器人运动规划中,由于问题相似性,该类方法也可应用到二维环境下的无人机航路规划问题中。其基本思路是,首先根据一定的规则将规划空间表示成由一维线段构成的路标图,并对路线图上每条边赋予一定的代价值(路径长度、威胁度等),然后采用某一种搜索算法在该图上寻找使搜索代价最小的联通路径,这样二维路径规划问题被转化为一维图搜索问题。典型的路标图方法包括可视图法(Visibility Graph)和Voronoi图法等。

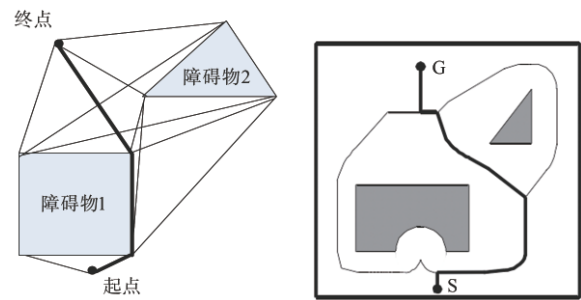


图1 可视图法(左)和Voronoi图法(右)示意图

Fig. 1 Visibility graph (left) and Voronoi graph (right)

可视图法的基本思路为<sup>[18]</sup>:在二维空间中,构建连接各障碍物多边形顶点的可视图,其中需保证任意两顶点的连线不经过障碍物区域,然后从中寻找最短的路径作为规划航路。虽然可保证算法的完备性与最优性,但该方法不能表达无人机的方向性约束,即无法保证航路是可飞的,难以将其应用于实际航路规划中。

Voronoi图法的基本思路为<sup>[19]</sup>:根据障碍物布置情况,依次画出相邻两个障碍物的中垂线,从而形成围绕各障碍物的多边形,所有边界即构成Voronoi图,可保证路径与威胁的距离最大;然后,对每条路径赋权值(如路径长度、威胁度等);最后,采取某种搜索算法寻找代价和最小的最优航路。由于该方法考虑了航路最优性与障碍物距离约束,因此广泛应用于无人机航路规划中。Bhattacharya P等<sup>[20]</sup>在指定区域内构建Voronoi图,并采取迭代平滑处理策略优化航路,最终实现动态航路的在线规划。朱杰等<sup>[21]</sup>提出了一种改进型的Voronoi图构造模型,该模型通过引入威胁源的不可穿越区域边界,利用折中原理,在Delaunay三角网的基础上构建航迹拓扑空间,在此基础上,采用D\*算法进行航路重规划。此外,由于三维空间内Voronoi图将变得非常复杂,因此部分学者采用平面分割方法将三维空间航路规划问题转换为二维平面的搜索问题<sup>[22]</sup>。

路标图法原理简单,但必须表示出规划空间内的所有可能路径,否则可能丢失最优解。此外,该类方法本质上属于二维航路规划算法,在三维环境下的路标图将变得非常复杂,其在线规划能力较差,并且规划的航路不平滑甚至不满足飞行器运动学约束。

## 2.3 基于空间分解的方法

空间分解法的基本思路为:首先,采用栅格法等

将任务空间分解成一些具有规则形状的单元(通常为正方形),并判断这些单元是否被障碍物覆盖或与障碍物相交;然后,找到包含起始点与目标点的单元,并采用某一搜索算法(如A\*、D\*等启发式算法,遗传算法、粒子群算法等智能优化算法等)寻找一系列连通的单元将起始单元和目标单元连接起来。

启发式搜索算法是一种决策性搜索算法,以A\*算法为代表,它根据问题求解的目标信息引入启发式信息,使搜索过程具有导向性,极大地提高了搜索效率<sup>[23]</sup>。A\*搜索算法的代价函数可表示为 $f(n)=g(n)+h(n)$ ,其中 $g(n)$ 为初始节点到当前节点 $n$ 的航路代价, $h(n)$ 为当前节点 $n$ 到目标节点的预测代价。在路径搜索过程中,以代价函数 $f(n)$ 作为启发信息,选择代价值最小的节点并插入到路径链表中。经证明,只要启发式因子满足单调性条件时,A\*算法一定能找到最优路径。Szczerba R J等<sup>[24]</sup>利用稀疏A\*算法将无人机约束条件进行简化并将其引入到代价函数中,减小了搜索空间,因此航路规划时间得到有效缩短。占伟伟等<sup>[25]</sup>将二维A\*算法扩展到三维空间中,分别在二维平面内和垂直方向上规划航路,并通过Monte Carlo方法进行了仿真。

由于传统A\*仅能用于静态环境规划,因此许多学者对其进行了改进,其中最为典型的为D\*算法<sup>[21]</sup>或D\* Lite算法<sup>[26]</sup>。D\*算法与A\*算法的区别在于,当环境改变时,或无人机探测到的周围环境信息变化时,对路径代价值进行相应更新。当探测到环境变化时,由于该类算法只对直接受到影响的节点的代价值进行更新,且在启发式信息中保证该节点的优先级,因此该方法能够快速规划出最优路径,保证了动态航路规划的实时性与高效性。

智能算法属于随机型智能搜索算法范畴,通过在求解空间内基于随机的方式搜寻最优值。智能算法是近年来兴起的模拟生物进化或种群行为等自然现象的一类优化方法,具有全局优化能力强、并行机制、灵活性高、易与具体应用问题相结合等优势,因此近年来越来越多地应用于无人机二维或三维航路规划问题中,例如遗传算法(Genetic Algorithm, GA)<sup>[27]</sup>、粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)<sup>[28]</sup>、鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)<sup>[29]</sup>、蚁狮算法(Ant Lion Optimizer, ALO)<sup>[30]</sup>、鸽群算法(Pigeon-Inspired Optimization, PIO)<sup>[31]</sup>等。

空间分解法中网格地图的构建需要耗费大量

的计算时间,因此当网格数较多、分辨率较高、地形信息动态变化时,该类算法难以保证路径规划的实时性。此外,在复杂情景下,用于航路搜索的启发式算法或智能算法的计算量较大,因此实际中大多应用于处理环境不确定性低、地形简单的静态航路规划问题。同时该类算法所规划航路的平滑性也不够理想。

## 2.4 基于势场的方法

基于势场的方法通过将规划空间建模为一种具有高低不同势场的区域来进行规划,通常起始点的势场最低而目标点势场最高,然后在该势场区域内进行路径搜索。该类方法将物体的运动看成是作用力的结果,从而进行路径规划研究,典型算法包括人工势场法(Artificial Potential Field, APF),流函数法(Stream Function, SF),扰动流体动态系统法(Interfered Fluid Dynamical System, IFDS)等。

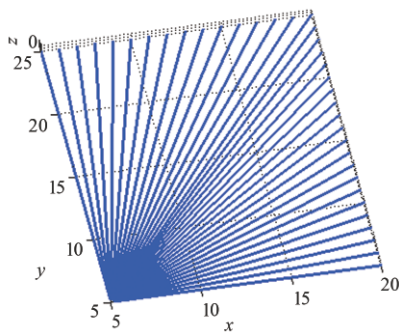
APF算法最早由美国学者Khatib O提出<sup>[32]</sup>,其基本思想是将运动体在周围环境中的运动设计成在一种抽象的人造力场中的运动,其中目标点对运动体产生吸引力场,障碍物对运动体产生排斥力场,根据可加性原理,多障碍物存在时的总排斥力为各障碍物排斥力的累加,这样将合力引入底层控制,可以得到有效的局部防撞路径。APF算法计算量较小,适用于在线路径规划,但存在着局部极小点和目标不可达等问题。针对这种状况,许多研究者对该算法进行了分析与改进,其中最具有代表性的是新加坡国立大学的葛树志,其团队改进了APF中排斥势场函数,初步解决了APF中局部极小点、目标不可达以及规避移动威胁的问题<sup>[33-34]</sup>,同时还将在APF的应用拓展至多机器人编队协同路径规划中<sup>[35-37]</sup>。受上述文献启发,部分研究者开始探索各种新构型APF,并尝试APF与其他航路规划方法相结合。Cao L等<sup>[38]</sup>提出一种基于Gaussian斥力函数的APF用于飞行器避障三维航路规划,从而实现更优的抗局部最优特性和可达性。文献[14, 39-41]为APF引入了附加吸引场的概念,通过适当调节附加吸引场的大小和方向,在一定条件下可有效避免局部最小情况的发生。

APF可迅速规划出光滑的避障路径,因此其经常被用于在线避障规划。但该类方法存在如下问题:(1)在APF中,没有障碍形状(包络)的概念,完全依靠调整力场生成航路,因此当力场参数调整不

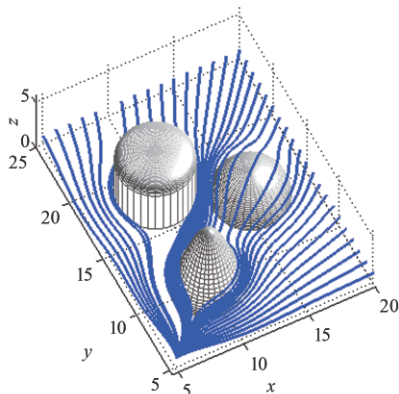


恰当时,无人机有可能进入障碍内部,导致避障失败;(2)APF的力场容易陷入局部极小。

针对 APF 存在的问题,立足于势场的基本思想,文献[42-43]提出了流函数法,该方法具有规划速度快、路径平滑等优点,其基本思路如下:在规划空间内引入某种初始流场,可根据流体力学知识求得其速度势;当流场中存在障碍物时,可建立障碍物势场与原初始流场叠加得到总势场,对其速度势求导获得流场流速;对流速积分得到流体流线即规划航路。该方法是 APF 的一种变形,具有 APF 函数的一般特性,但能在一定程度上避免局部极小问题。一些研究工作对该算法进行了改进。梁宵等<sup>[44]</sup>提出一种基于行为伸缩功能的滚动窗口启发方向计算方法,使其跟踪目标,并在滚动窗口内采取流函数法规划局部避障航路,经验证该方法可有效减少计算时间与空间复杂度,实现动态航路规划。Daily R 等<sup>[45]</sup>在采用流函数法解决躲避单障碍物问题的基础上,采用加权求和法解决了两个甚至多个障碍物存在时的航路规划问题。



(a) 初始流场



(b) 扰动流场

图 2 流体扰动示意图

Fig. 2 Schematic diagram of IFDS original fluid flows and interfered fluid flows

然而,当规划空间由二维扩展到三维时,流函数的概念将不复存在,因此该方法主要用于二维环境下的路径规划。针对这一情况,本课题组在参考流函数法中相应流体概念的基础上,进一步提出了基于流水避石思想的三维航路规划方法<sup>[46]</sup>。该方法借鉴了自然界水流流动的宏观特征:当无障碍物时,水流沿直线流动;当遇到障碍物时,水流会平滑地绕过该障碍并最终流向终点。同时,引入三维障碍外包络的概念,将航路规划与流体计算有机结合,通过流体力学方法对三维地形进行流场模拟,并综合考虑无人机性能约束、飞行安全性、航路代价等指标进行航路优选,最终得到满足任务要求的三维光滑可飞航路。其计算方法分为解析计算和数值计算两种,解析法适合障碍分布简单的情况,计算量小,航路分布于起点至终点的航路带间;数值法适合复杂的地形情况,航路能够充满规划区域。

遗憾的是,传统流水避石方法仍存在一定的局限性:其中的解析法仅能处理球体障碍,对于其他立体障碍(例如柱形、锥形等)难以获得其解析解;而数值法由于需要采用 CFD 进行模拟,计算量过大,仅能用于离线航路规划。另外,传统流水避石方法由于自身的复杂性,难以与其他任务背景相结合,仅能做单纯的避障机动,极大的限制了其应用。

从航路规划的角度来讲,对于更为复杂的障碍物,可以放宽对流体物理性质的限制,重点关注流体的避障特性,从而降低方程求解的难度。因此,针对传统流水避石方法存在的问题,本课题组首次提出了扰动流体动态系统(Interfered Fluid Dynamical System, IFDS)避障算法<sup>[47]</sup>,该算法以解析法为基础,但避免了求解带有复杂边界条件的流体方程,便于处理复杂的地形和不同形状的障碍物。规划航路不仅具有仿流水避石的自然特性,而且环境建模简单,计算量小,大大拓展了流水避石方法的适用范围。

IFDS 提取了自然界流水避石现象与避障航路规划问题的相似之处:河流中的石头可看作无人机需躲避的障碍物;笔直的流水可看作初始流场,初始流场流线即为无障碍环境下的初始航路;绕过石头的流水可等效为扰动流场,扰动流场流线即为障碍环境下的规划航路。IFDS 算法的关键在于求解扰动流场的流速,算法的基本步骤为:首先建立初始流场即汇流,然后将障碍物对初始流场的扰动影响用扰动矩阵量化表示,接着通过修正初始流场流速获

得扰动流场流速,最后对其迭代积分即可得到扰动流场流线,即无人机的规划航路。在静态IFDS的基础上,文献[48-49]进一步引入相对初始流场的概念,从而使IFDS能够同时应对静态障碍与动态威胁。为解决规划过程中存在的驻点和陷阱区问题,虚拟障碍<sup>[47]</sup>、虚拟目标点<sup>[50]</sup>、切向矩阵<sup>[51-54]</sup>等策略被引入IFDS中。为解决规划航路的可飞性问题,文献[50]、文献[53-54]和文献[29,55]分别将轨迹延拓方法、RHC方法和无人机运动学模型与IFDS相结合,从而使规划航路更加符合无人机的运动学特性。

相较于其他避障航路规划方法,基于势场的方法的计算量小、实时性高,便于执行在线航路规划任务,且规划的航路相对平滑,但在设计使用时仍需要着重考虑规避局部极小问题。

## 2.5 基于随机规划的方法

基于随机规划的方法最初用来解决基于APF的路径规划算法中存在的局部极小问题,其基本思路是在状态空间中以随机采样的方式扩展构建可行路径集合,然后在以图结构或树结构表达的路径集合中寻找完整可行路径。随机规划法主要包括随机路标图法(Probabilistic Roadmaps, PRM)和快速扩展随机树(Rapid Exploring Random Trees, RRT)。

PRM法以图的方式表示路径集合,其主要包括两个阶段:学习阶段,在状态空间内进行随机采样并进行碰撞检测,若采样点在自由空间内,则将该采样点加入路线图中,否则丢弃该采样点,从而构建起包含若干连通单元的路径图;查询阶段,从上述路径图中寻找从起始点到目标点的连通路程。Lien J M等<sup>[56]</sup>采用中轴线采样方法,解决了PRM算法中随机采样点难以覆盖狭窄通道的问题。Sanchez-Lopez J L等<sup>[57]</sup>利用PRM对规划空间进行采样,然后利用人工场图作为代价函数的离散搜索算法对生成的PRM进行搜索,得到原始的最优无碰撞路径,再将其缩短。由于PRM算法规划航路的优越性很大程度上取决于采样阶段的分配时间,且该算法不能通过局部更新航路应对动态情况,因此PRM算法主要应用于离线航路规划。此外由于PRM算法在规划过程中不考虑无人机动力学约束,故该算法难以保证规划航路的可飞性。

与PRM算法相比,RRT算法采用树表示路径集合,且将系统状态模型引入路径规划过程中,因此可处理无人机复杂动力学与运动学约束问题<sup>[58]</sup>。

其计算速度快,实时性好,可用于动态不确定性环境,得到了广泛的应用。但随机思想的引入也导致了规划结果优化的不足,且其避障特性不甚理想,许多学者对此进行了改进。尹高扬等<sup>[59]</sup>通过引入航迹距离约束,使搜索树沿路径距离最短的近似最优航迹方向进行扩展,克服了RRT方法随机性强的缺陷。温乃峰等<sup>[60]</sup>通过引入代价模型,提出约减域逐步构造方法,引导规划树快速有效扩展,改善了RRT算法中存在的采样空间过度约减问题。

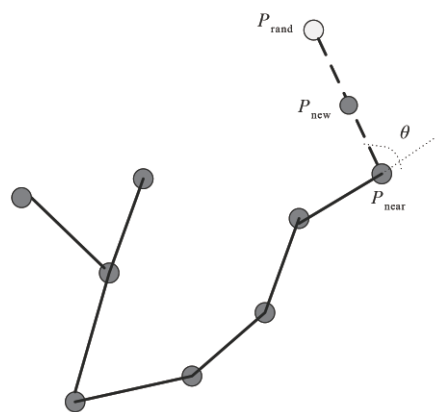


图3 RRT节点扩展示意图

Fig. 3 Expansion of nodes in RRT

基于随机规划的方法尤其是RRT算法能处理无人机的复杂动力学与运动学约束,且具有概率意义上的完备性。但节点的随机采样过程使得该法规划的航路难以保证最优性。此外,由于该方法在随机采样过程中需判断某一节点是否属于自由空间,属于被动的避障策略,因此不适用于复杂地形或动态环境。

## 2.6 基于机器学习的方法

近年来,以强化学习(Reinforcement Learning, RL)和深度学习(Deep Learning, DL)为代表的机器学习方法蓬勃发展,在无人机自主飞行控制与决策领域发挥着越来越大的作用<sup>[61]</sup>。

强化学习采用了人类和动物学习中的“尝试与失败”机制,强调在与环境的交互中学习,利用评价性的反馈信号实现决策的优化。其过程是一个试探与评价的过程,基本原理为:智能体在环境 $s$ 下选择并执行一个动作 $a$ ,环境接受动作后变为 $s'$ ,并把一个奖赏信号 $r$ 反馈给智能体,智能体再根据奖赏信号选择后续动作。由于强化学习在学习过程中不需要给定各种状态下的教师信号,因此其在求解



复杂的优化决策问题方面有着广泛的应用前景。强化学习可分为基于值函数的强化学习和基于策略的强化学习。在基于值函数的强化学习中,最常用的学习算法为 Q 学习算法,大量研究将其应用于无人机或机器人的路径规划中,例如,Low E S 等<sup>[62]</sup>提出一种部分引导的 Q 学习算法,该算法在实施 Q 学习前利用花授粉算法初始化 Q 表,从而提高了算法的收敛速度;Konar A 等<sup>[63]</sup>提出一种确定性 Q 学习方法,它具有从当前状态到下一个状态以及目标的距离的假定知识,因此不必像传统 Q 学习算法重复更新知识,从而使移动机器人在迷宫中进行路径规划时具有更小的时间复杂度。然而,由于 Q 学习算法的状态空间和动作空间均为离散的,因此其规划航路的可飞性较差,且难以应付动态威胁。针对此缺陷,研究者提出将深度学习和强化学习相结合,组成深度强化学习算法(Deep Reinforcement Learning, DRL),以满足状态空间或动作空间连续化的需求。DRL 的开端是深度 Q 网络(Deep Q

Network, DQN),由 DeepMind 公司于 2013 年提出<sup>[64]</sup>。文献[65–66]在路径规划中引入了不同改进型的 DQN,取得了较好的效果,但由于 DQN 的动作空间仍然是离散形式的,因此规划的路径质量仍有进一步提升的空间。

为了实现连续的状态空间和动作空间,研究者进一步将强化学习的另一个分支:基于策略的强化学习与深度学习相结合,提出了基于策略的 DRL 算法,包括深度确定性策略梯度算法(Deep Deterministic Policy Gradient, DDPG)<sup>[67]</sup>和分布式近似策略优化算法(Distributed Proximal Policy Optimization, DPPO)<sup>[68]</sup>等。尽管一些学者已尝试将其应用于无人机和无人车的路径规划中<sup>[69–71]</sup>,但这些研究所涉及的场景相对于无人机的复杂作业环境来说仍相距甚远。此外,由于复杂环境中约束较多,因此相较于 Q 学习和 DQN 等基于离散空间的方法,基于策略的 DRL 算法可能存在不易收敛的问题,该问题的解决方法还有待进一步的探索。

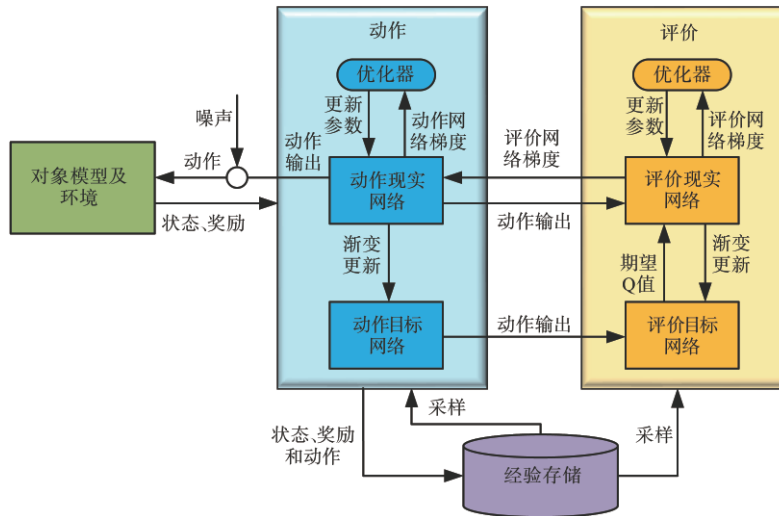


图4 DDPG 深度强化学习系统结构图

Fig. 4 DDPG deep reinforcement learning system

除了上述基于强化学习和深度强化学习的方法外,还有一些其他的机器学习方法被应用于无人机或其他运动体的路径规划中,例如,Zhang B 等<sup>[72]</sup>提出一种合作和几何学习算法用于多无人机协同避障;Rodríguez-Fdez I 等<sup>[73]</sup>提出一种迭代量化模糊规则学习方法用于机器人执行沿墙跟随任务的路径规划中。

尽管还处于探索和发展阶段,但基于机器学习的方法已经展现出了广阔的应用前景。相较于其

他传统方法,其优点和缺点目前都比较明显。优点是规划的实时性较好、不易陷入局部极小且不依赖于环境先验信息;缺点是当状态空间和动作空间均为连续时,模型的训练不易收敛,导致其离线学习时间较长,甚至可能导致训练失败。

### 3 未来可能的发展方向

目前有关无人机避障航路规划理论与方法的

研究成果不断涌现,其未来的发展趋势也受到学术界和工业界的广泛关注。根据对相关文献的调研情况并结合作者自身在研究过程中发现的问题,下面简要介绍其未来可能的发展方向:

(1)对于复杂环境下的三维航路规划方法的研究仍有进一步提升的空间,特别是对于复杂凹型障碍环境(例如U形障碍、洞穴等)和密集动态障碍环境(常见于集群系统中)的探索仍相对较少。

(2)在未来应考虑将传统规划方法(例如基于数学规划的方法、基于势场的方法)与以DRL为代表的新一代人工智能技术相结合,优势互补,从而进一步解决传统规划方法中依然存在的问题,例如局部极小问题等;同时也应积极攻克现有人工智能方法在航路规划应用中存在的一些问题,例如收敛速度较低等。

(3)在未来的航路规划方法研究中应充分考虑机载传感器的实际性能和工作特性。目前有相当比例的研究在设计航路规划方法时仅将无人机的机载传感器归结为一个统一而理想化的模型,障碍物信息(速度、尺寸、位置等)可以通过这个理想化模型被直接获取进行障碍预建模,进而应用于规划当中。而在实际中,不同机载传感器(毫米波雷达、激光雷达、摄像头等)的工作原理和所获取的障碍信息形式差别较大,而且还存在时间延迟、测量误差等问题。因此在未来应进一步对机载传感器的建模进行细化处理,针对不同特性的传感器设计相应的障碍信息处理策略及其对应的航路规划方法,从而实现无人感知环节到决策规划环节的无缝衔接。

(4)规划航路的可跟踪性问题亟待解决。目前的航路规划方法大多仅考虑了无人机的运动学特性(例如最大转弯角速率、最大爬升角、最大可用过载等),对于所规划的航路是否切实能被无人机所精确跟踪,尚无过多考虑。因此,有必要进一步将无人机控制器(轨迹、姿态、动力、执行机构)的特性考虑到规划算法中,从而实现规划-控制一体化。

## 4 结束语

本文阐述了无人机避障航路规划方法的研究现状,并对未来可能的研究方向进行了分析。目前航路规划理论已日趋成熟,但相应的工程化研究却相对滞后,因此在未来应着力推动这方面的工作,使规划方法由理论向实践迈进。

## 参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] 中国新闻网. 纽约一男子操纵小型无人机撞击帝国大厦后遭逮捕[EB/OL]. [2016]. <http://www.chinanews.com/gj/2016/02-05/7750656.shtml>.
- [3] 环球时报. 俄罗斯一架“猎户座”攻击无人机试飞时故障坠毁[EB/OL]. [2019]. <http://baijiahao.baidu.com/s?id=1650512960492955621&wfr=spider&for=pc>.
- [4] Clapper J, Cabtwright J, Younger J, et al. Unmanned system roadmap, 2007-2032 [R]. Washington D. C., USA: Office of the Secretary of Defense, 2007.
- [5] 雍恩米, 陈磊, 唐国金. 飞行器轨迹优化数值方法综述[J]. 宇航学报, 2008, 29(2): 397-406.
- [6] Denton R V, Jones J E. Demonstration of an Innovation Technique for Terrain Following/Terrain-Avoidance the Dynapath Algorithm[C]. IEEE NAECON Conference, 1985.
- [7] Bousson K. Single gridpoint dynamic programming for trajectory optimization [C]. AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference and Exhibit, 2005.
- [8] Alidaee B, Wang H, Landram F. A note on integer programming formulations of the real-time optimal scheduling and flight path selection of UAVs [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2009, 17(4): 839-843.
- [9] Radmanesh M, Kumar M, Nemati A, et al. Dynamic optimal UAV trajectory planning in the national airspace system via mixed integer linear programming [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 2016, 230(9): 1668-1682.
- [10] Turnbull O, Lawry J, Lowenberg M, et al. A cloned linguistic decision tree controller for real-time path planning in hostile environments[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2016, 293: 1-29.
- [11] Sarim M, Radmanesh M, Dechering M, et al. Distributed detect-and-avoid for multiple unmanned aerial vehicles in national air space [J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, 2019, 141(7).
- [12] Grancharova A, Grotli E, Ho D T, et al. UAVs trajectory planning by distributed MPC under radio communication path loss constraints[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2015, 79(1): 115-134.
- [13] 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: 497-510.
- [14] Luo G, Yu J, Mei Y, et al. UAV path planning in mixed-obstacle environment via artificial potential field method improved by additional control force [J]. Asian Journal of Control, 2015, 17(5): 1600-1610.
- [15] 胡美富, 宁芊, 陈炳才, 等. RWPSO与马尔科夫链的无人机航路规划[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2019, 51(11): 75-81.



- [16] 崔舒婷, 赵成萍, 周新志, 等. 基于马尔科夫生存模型与粒子群算法的动态航路规划[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2018, 55(3): 501-506.
- [17] Ragi S, Chong E K P. UAV path planning in a dynamic environment via partially observable Markov decision process [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2013, 49(4): 2397-2412.
- [18] 吕太之, 周武, 赵春霞. 采用粒子群优化和B样条曲线的改进可视图路径规划算法[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 2018, 39(1): 103-108.
- [19] Choser H, Burdick J. Sensor-based exploration: The hierarchical generalized Voronoi graph[J]. International Journal of Robotics Research, 2000, 19(2): 96-125.
- [20] Bhattacharya P, Gavrilova M L. Roadmap-based path planning—using the voronoi diagram for a clearance-based shortest path [J]. IEEE Robotics and Automation Magazine, 2008, 15(2): 58-66.
- [21] 朱杰, 鲁艺, 张辉明. 突发威胁情况下的无人机航迹重规划[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(8): 255-259.
- [22] Lee J Y, Choset H. Sensor-based planning for a rod-shaped robot in three dimensions: piecewise retracts of  $R^3 \times S^2$  [J]. International Journal of Robotics Research, 2005, 24(5): 343-383.
- [23] 鲍庆勇, 李舜韶. 自主移动机器人局部路径规划综述[J]. 传感器与微系统, 2009, 2(3): 13-17.
- [24] Szczerba R J, Galkowski P, Glickstein I S, et al. Robust algorithm for real-time route planning[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36(3): 869-878.
- [25] 占伟伟, 王伟, 陈能成, 等. 一种利用改进A\*算法的无人机航迹规划[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(3): 315-320.
- [26] Koenig S, Likhachev M. Improved fast replanning for robot navigation in unknown terrain [C]. 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2002.
- [27] Roberge V, Tarbouchi M, Labonté 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.
- [28] Fu Y, Ding M, Zhou C. Phase angle-encoded and quantum-behaved particle swarm optimization applied to three-dimensional route planning for UAV [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics—Part A: Systems and Humans, 2011, 42(2): 511-526.
- [29] Wu J, Wang H, Li N, et al. Path planning for solar-powered UAV in urban environment [J]. Neurocomputing, 2018, 275: 2055-2065.
- [30] Yao P, Wang H. Dynamic adaptive ant lion optimizer applied to route planning for unmanned aerial vehicle [J]. Soft Computing, 2017, 21(18): 5475-5488.
- [31] Zhang B, Duan H. Three-dimensional path planning for uninhabited combat aerial vehicle based on predator-prey pigeon-inspired optimization in dynamic environment [J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2015, 14(1): 97-107.
- [32] Khatib O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots [C]. 1985 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1985.
- [33] Ge S S, Cui Y J. New potential functions for mobile robot path planning [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2000, 16(5): 615-620.
- [34] Ge S S, Cui Y J. Dynamic motion planning for mobile robots using potential field method [J]. Autonomous Robots, 2002, 13(3): 207-222.
- [35] Ge S S, Fua C H. Queues and artificial potential trenches for multirobot formations [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2005, 21(4): 646-656.
- [36] Ge S S, Liu X, Goh C H, et al. Formation tracking control of multiagents in constrained space [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2015, 24(3): 992-1003.
- [37] Liu X, Ge S S, Goh C H. Formation potential field for trajectory tracking control of multi-agents in constrained space [J]. International Journal of Control, 2017, 90(10): 2137-2151.
- [38] Cao L, Qiao D, Xu J. Suboptimal artificial potential function sliding mode control for spacecraft rendezvous with obstacle avoidance [J]. Acta Astronautica, 2018, 143: 133-146.
- [39] Chen Y, Luo G, Mei Y, et al. UAV path planning using artificial potential field method updated by optimal control theory [J]. International Journal of Systems Science, 2016, 47(6): 1407-1420.
- [40] Zhang S, Yu J, Mei Y, et al. Unmanned aerial vehicle trajectory planning by an integrated algorithm in a complex obstacle environment [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 2017, 231(11): 2048-2067.
- [41] Wu J, Wang H, Li N. Obstacle avoidance based on virtual repulsive potential fields under limited perceptions [C]. 2019 IEEE 15th International Conference on Control and Automation, 2019.
- [42] Sullivan J, Waydo S, Campbell M. Using stream functions for complex behavior and path generation [C]. AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit, 2003.
- [43] Waydo S, Murray R M. Vehicle motion planning using stream functions [C]. 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2003.
- [44] 梁宵, 王宏伦, 曹梦磊, 等. 无人机复杂环境中跟踪运动目标的实时航路规划[J]. 北京航空航天大学学报, 2012, 38(9): 1129-1133.
- [45] Daily R, Bevy D M. Harmonic potential field path planning for high speed vehicles [C]. 2008 American Control Conference, 2008.
- [46] 梁宵, 王宏伦, 李大伟, 等. 基于流水避石原理的无人机三维航路规划方法[J]. 航空学报, 2013, 34(7): 1670-1681.
- [47] Wang H, Lyu W, Yao P, et al. Three-dimensional path planning for unmanned aerial vehicle based on interfered fluid

- dynamical system [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2015, 28(1): 229-239.
- [48] Yao P, Wang H, Liu C. 3-D dynamic path planning for UAV based on interfered fluid flow [C]. 2014 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference, 2014.
- [49] 姚鹏, 王宏伦, 刘畅. 基于动态流体扰动原理的三维滚动航路规划[J]. 北京航空航天大学学报, 2015, 41(12): 2280-2287.
- [50] 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.
- [51] 王宏伦, 雷玉鹏, 姚鹏, 等. 基于流体扰动计算的无人机三维无碰撞航路规划[J]. 控制理论与应用, 2016, 33(3): 295-303.
- [52] 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, 31(4): 701-708.
- [53] 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: 269-279.
- [54] Yao P, Wang H, Su Z. Cooperative path planning with applications to target tracking and obstacle avoidance for multi-UAVs [J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 54: 10-22.
- [55] Wu J, Wang H, Li N, et al. Formation obstacle avoidance: a fluid-based solution[J]. IEEE Systems Journal, 2019.
- [56] Lien J M, Thomas S L, Amato N M. A general framework for sampling on the medial axis of the free space [C]. 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2003.
- [57] Sanchez-Lopez J L, Wang M, Olivares-Mendez M A, et al. A real-time 3D path planning solution for collision-free navigation of multirotor aerial robots in dynamic environments [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2019, 93(1-2): 33-53.
- [58] Kuwata Y, Teo J, Fiore G, et al. Real-time motion planning with applications to autonomous urban driving [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2009, 17(5): 1105-1118.
- [59] 尹高扬, 周绍磊, 吴青坡. 无人机快速三维航迹规划算法[J]. 西北工业大学学报, 2016, 34(4): 564-570.
- [60] 温乃峰, 苏小红, 马培军, 等. 低空复杂环境下基于采样空间约减的无人机在线航迹规划算法[J]. 自动化学报, 2014, 40(7): 1376-1390.
- [61] 赵欣怡, 宗群, 张睿隆, 等. 类脑智能技术在无人系统上的应用[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(1): 1-12.
- [62] Low E S, Ong P, Cheah K C. Solving the optimal path planning of a mobile robot using improved Q-learning [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2019, 115: 143-161.
- [63] Konar A, Chakraborty I G, Singh S J, et al. A deterministic improved Q-learning for path planning of a mobile robot [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics: Systems, 2013, 43(5): 1141-1153.
- [64] Mnih V, Kavukcuoglu K, Silver D, et al. Human-level control through deep reinforcement learning [J]. Nature, 2015, 518(7540): 529-533.
- [65] Lv L, Zhang S, Ding D, et al. Path planning via an improved DQN-based learning policy [J]. IEEE Access, 2019, 7: 67319-67330.
- [66] Yan C, Xiang X, Wang C. Towards real-time path planning through deep reinforcement learning for a UAV in dynamic environments [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2019: 1-13.
- [67] Lillicrap T P, Hunt J J, Pritzel A, et al. Continuous control with deep reinforcement learning [EB/OL]. [2015]. <https://arxiv.xilesou.top/pdf/1509.02971>.
- [68] Heess N, Sriram S, Lemmon J, et al. Emergence of locomotion behaviours in rich environments [EB/OL]. [2017]. <https://arxiv.xilesou.top/abs/1707.02286>.
- [69] Qie H, Shi D, Shen T, et al. Joint optimization of multi-UAV target assignment and path planning based on multi-agent reinforcement learning [J]. IEEE Access, 2019, 7: 146264-146272.
- [70] Yu L, Shao X, Wei Y, et al. Intelligent land-vehicle model transfer trajectory planning method based on deep reinforcement learning [J]. Sensors, 2018, 18(9): 2905.
- [71] Zhang H, Qiu T, Li S, et al. Autonomous navigation with improved hierarchical neural network based on deep reinforcement learning [C]. 2019 Chinese Control Conference, 2019.
- [72] Zhang B, Liu W, Mao Z, et al. Cooperative and geometric learning algorithm (CGLA) for path planning of UAVs with limited information [J]. Automatica, 2014, 50(3): 809-820.
- [73] Rodríguez-Fdez I, Mucientes M, Bugarín A. Learning fuzzy controllers in mobile robotics with embedded preprocessing [J]. Applied Soft Computing, 2015, 26: 123-142.

#### 作者简介:



吴健发(1993-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为太阳能无人机自主决策与任务规划、多智能体协同路径规划、无人机感知避障技术等。



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。



刘一恒(1996-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为无人机智能自主飞行控制及轨迹优化等。



姚鹏(1989-), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为无人系统智能决策与路径规划、多智能体协同优化与控制等。



[引用格式] 邵星灵, 刘俊, 李东光. 面向目标对峙跟踪的四旋翼协同编队控制方法[J]. 无人系统技术, 2020, 3(1): 11-18.

# 面向目标对峙跟踪的四旋翼协同编队控制方法

邵星灵<sup>1,2</sup>, 刘俊<sup>1,2</sup>, 李东光<sup>3</sup>

(1. 中北大学仪器与电子学院, 太原 030051; 2. 中北大学仪器科学与动态测试教育部重点实验室, 太原 030051;  
3. 中北大学机电工程学院, 太原 030051)

**摘要:** 针对多四旋翼编队飞行过程中对地面目标对峙跟踪、几何队形生成、稳固保持和协同抗干扰问题, 设计了一种可应对外部环境干扰和气动参数不确定性的多四旋翼主从式协同目标跟踪方法。首先, 建立存在外部干扰以及参数不确定性的四旋翼运动学/动力学模型; 其次, 基于 Lyapunov 导航向量场设计领航者的对峙跟踪航迹使得领航者以固定对峙半径实现对目标的盘旋跟踪; 然后, 构造多四旋翼分布式位置保持控制器, 为后续姿态控制器构造提供必要的期望指令; 最后, 针对四旋翼外部环境干扰和气动参数不确定性设计基于自抗扰控制的多四旋翼姿态跟踪控制器。仿真结果表明所提方法可以在局部智能体通信的前提下实现对地面目标的对峙跟踪, 显著改善四旋翼编队系统的抗干扰能力, 提升干扰环境下多四旋翼编队几何构型的稳固性。

**关键词:** 多四旋翼; 主从式编队控制; 对峙跟踪; 导航向量场; 自抗扰控制; 协同编队; 协同跟踪  
**中图分类号:** TP13      **文献标识码:** A      **文章编号:** 2096-5915(2020)01-0011-08

## Cooperative Formation Control Method of Multiple Quadrotors for Stand-off Tracking Ground Target

SHAO Xingling<sup>1,2</sup>, LIU Jun<sup>1,2</sup>, LI Dongguang<sup>3</sup>

(1. School of Instrument and Electronics, North University of China, Taiyuan 030051, China;  
2. Key Laboratory of Instrumentation Science & Dynamic Measurement, Ministry of Education,  
North University of China, Taiyuan 030051, China;  
3. College of Mechatronics Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

**Abstract:** Aiming at the stand-off ground target tracking, geometric formation, stability keeping and cooperative disturbance rejection, a leader-follower cooperative target tracking method is designed for multiple quadrotors in this paper. The proposed control method can deal with the external environmental disturbance and the uncertainty of aerodynamic parameters in the flight of multiple quadrotors formation. Firstly, the dynamic model considering external disturbance and parametric uncertainties is constructed. Then, the hovering tracking control law is designed based on Lyapunov guidance vector field. Next, position holding controller design is proposed and desired command is provided for the following attitude controller. Finally, to cope with the external disturbance of quadrotors and uncertainty of aerodynamic parameters, the attitude tracking controller is developed based on active disturbance rejection control. The simulation results validate the efficiency of our control method under the premise of local agent communication.

**Key words:** Multiple Quadrotors; Leader-follower Formation Control; Standoff Target Tracking; Guiding Vector Field; Active Disturbance Rejection Control; Cooperative Tracking; Cooperative Formation

收稿日期: 2019-12-07; 修回日期: 2020-01-18

基金项目: 山西省“1331工程”重点学科建设计划; 国家自然科学基金青年基金项目(61803348); 中北大学青年学术带头人支持计划(QX201803); 山西省高等学校优秀青年学术带头人支持计划

## 1 引言

四旋翼无人机利用其搭载的传感器对目标进行持续观测,可以获取大量目标信息,进而实现目标识别与精确定位,因而四旋翼无人机对崎跟踪地面目标在军事和民用领域具有很大的潜在应用价值<sup>[1]</sup>。然而,单架四旋翼在执行目标跟踪任务时由于其传感器探测范围有限、自身运动/动力学约束往往容易造成目标丢失、目标状态估计性能不佳等问题,难以确保目标跟踪任务的鲁棒性。使用多架四旋翼从不同角度以编队形式对目标进行环绕观测,通过邻居间的信息交互,实现目标观测性能协同超越,对目标可能逃逸的范围进行超前覆盖,可显著提高对目标运动状态的估计精度并降低目标丢失的概率,提高四旋翼执行跟踪任务的成功率<sup>[2-6]</sup>。

四旋翼对崎跟踪目标算法是根据四旋翼位置和目标位置的偏差,控制四旋翼飞行,使得四旋翼能够持续在目标附近进行跟踪<sup>[7]</sup>。Kim S等<sup>[6]</sup>利用Lyapunov导航向量场提出了一种利用多架无人飞行器对移动目标群进行协调对崎跟踪的方法,并且考虑了对崎跟踪距离改变的情况。季荣涛<sup>[8]</sup>将Lyapunov导航向量场和人工势场法结合,在考虑避障要求的情况下,完成了目标对崎跟踪。Agate<sup>[9]</sup>利用切向量导航向量场和Lyapunov导航向量场提出了一种动态路径规划算法,用于四旋翼跟踪地面目标。罗健<sup>[10]</sup>针对目标速度的影响,提出修正Lyapunov导航向量场,完成了对地面移动目标的对崎跟踪。Lim S等<sup>[11]</sup>则将李雅普诺夫向量场制导法应用于多无人机协同跟踪目标问题中。Ratnoo A<sup>[12]</sup>提出曲率约束的Lyapunov导航向量场对崎目标跟踪方法,将参考点制导修正为四旋翼横向制导规律,利用非线性微分方程对四旋翼与目标之间的相对距离收敛过程进行建模。针对目标对崎跟踪问题,目前大部分都是在无人机质点模型的基础上建立的,对于动力学约束较少考虑,这也就导致大多数对崎跟踪算法只能应用于理想的质点模型因而实用性欠佳。此外,在对崎跟踪目标过程中由于无人机处于机动飞行状态,当多架无人机协同跟踪同一目标时,快速盘旋的机动飞行动作使得无人机难以确保机间避撞的安全性。

四旋翼协同编队飞行方式可以在对崎跟踪过程中使四旋翼之间保持稳定的相对距离从而避免

相撞,同时具备扩展任务能力、扩大任务执行范围、增强高危环境作业能力、提升环境适应性等诸多优势。针对多四旋翼协同编队问题,Ghamry K等<sup>[13]</sup>研究了运用滑模控制算法实现对四旋翼位置和姿态的精准控制的多四旋翼协同编队问题,运用领航者-跟随者的编队控制算法得到了多四旋翼快速稳定编队的控制效果。Haibo D等<sup>[14]</sup>研究了有限时间多四旋翼协同编队控制策略,确保了四旋翼在较短时间内收敛到期望队形并跟踪指令轨迹。由于四旋翼的空气动力学参数难以用测量仪器精确获得,给模型带来了较大参数不确定性。此外,四旋翼空间飞行过程中不可避免遭受外部未知风扰的影响,给四旋翼控制器设计带来了困难<sup>[15-18]</sup>。因此,需要在考虑编队几何构型约束和参数不确定性以及外部干扰的情况下,构造适用于四旋翼典型动力学特征并具有强鲁棒性的多四旋翼协同编队控制方法。针对存在外部干扰的多四旋翼编队飞行控制问题,Wesam J等<sup>[19]</sup>提出了基于次优 $H_2$ 的四旋翼编队抗干扰控制方法,具有良好的稳定性和鲁棒性。目前对于四旋翼编队抗干扰控制方法的研究屈指可数,因此迫切需要设计先进的抗干扰控制策略以适应四旋翼编队飞行的实际需求。

本文针对多四旋翼编队飞行过程中对地面目标对崎跟踪、几何队形生成、稳固保持和协同抗干扰问题,研究了一种可应对外部环境干扰和气动参数不确定性的多四旋翼主从式协同对崎跟踪目标方法。首先,利用Lyapunov导航向量场使领航者四旋翼对崎跟踪地面目标;其次,在四旋翼轨迹回路中引入二阶一致性理论,结合代数图论和通信拓扑,以领航者位置作为动态编队的几何中心,将多四旋翼期望几何队形生成和保持问题转化为跟随者位置一致性跟踪与领航者的相对位置偏差问题,从而构造多四旋翼分布式位置保持控制器;最后,对于姿态回路的参数不确定性和外部干扰,借鉴自抗扰控制思想,将参数不确定性和外部干扰视为集总扰动,采用扩张状态观测器对其进行在线观测与补偿,实现对给定姿态的高精度跟踪控制。所提方法可以在四旋翼编队持续对崎跟踪目标的同时极大改善四旋翼编队系统的抗干扰能力,提升干扰环境下多四旋翼编队几何构型的稳固性和飞行的安全性。



## 2 问题描述与数学模型

根据多四旋翼无人机协同编队对地面目标对峙跟踪问题需求,设计如图 1 所示控制器结构框图。针对多无人机对地目标对峙跟踪问题构建了基于李雅普诺夫向量场,综合航向和相位控制,使得无人机以固定对峙半径飞行到以目标为中心的上空的圆环区域内,确保了无人机与目标跟踪的连续性;以多智能体二阶一致性算法为理论基础结合四

旋翼无人机动力学模型建立了基于虚拟领导者航迹的主从式有限时间协调编队控制模型;考虑到四旋翼无人机具有大的不确定性和时变且有外部扰动,引入了线性自抗扰控制器,所设计的控制器具有强鲁棒性、抗干扰性,对未知的外界扰动和内部不确定性有良好的控制效果,实现了可适应不同目标运动轨迹的高抗扰、强稳定多无人机协同编队对峙跟踪。

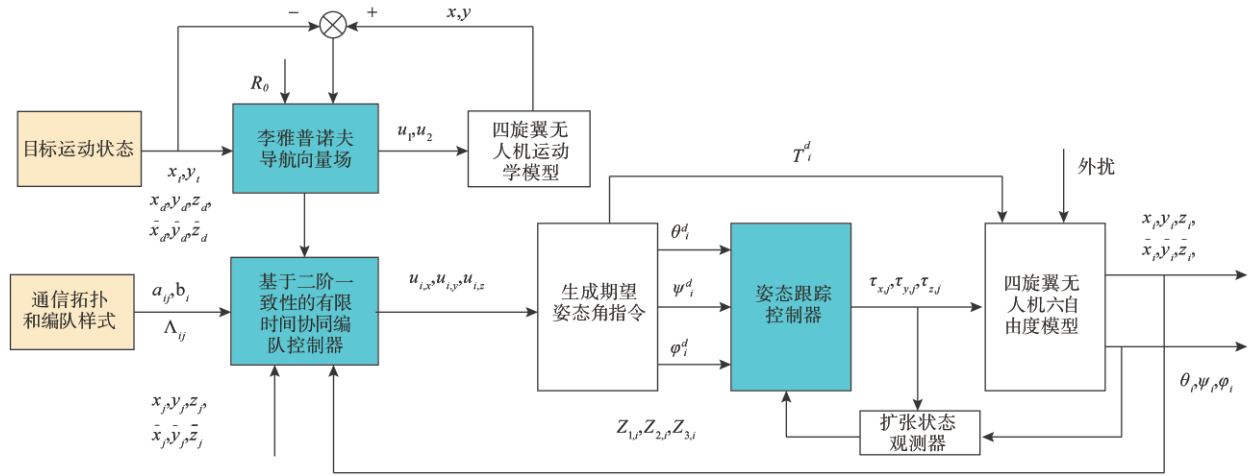


图 1 控制器结构框图

Fig. 1 Structure diagram of the control scheme

定义四旋翼编队数量集合  $\Gamma = (1, 2, \dots, n)$ ,  $i \in \Gamma$ , 给出  $n$  架四旋翼组成编队中的第  $i$  架四旋翼运动学/动力学模型<sup>[20-21]</sup>:

$$\begin{cases} m_i \ddot{\mathbf{p}}_i = -\mathbf{\Pi}_{1,i} \dot{\mathbf{p}}_i - \mathbf{G}_i + \mathbf{g}_{1,i} u_i \\ \mathbf{J}_i \ddot{\Theta}_i = -\mathbf{\Pi}_{2,i} \dot{\Theta}_i + \mathbf{g}_{2,i} \boldsymbol{\tau}_i + \mathbf{d}_{\Theta,i}(t) \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $m_i$  为第  $i$  架四旋翼的质量,  $t$  为时间,  $\mathbf{G}_i = [0, 0, m_i g]^T$ ,  $g$  为重力加速度,  $\mathbf{J}_i = \text{diag}(J_{i,1}, J_{i,2}, J_{i,3}) \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$  表示一个正定的对角惯性矩阵,  $J_{i,1}, J_{i,2}, J_{i,3}$  分别是第  $i$  架四旋翼在惯性坐标系下沿  $x, y, z$  轴的转动惯量。  $\Theta_i = [\phi_i, \theta_i, \psi_i]^T$  分别表示第  $i$  个四旋翼在惯性坐标系下的位置矢量和在机体坐标系下的姿态角。  $\mathbf{\Pi}_{1,i} = \text{diag}(k_{x,i}, k_{y,i}, k_{z,i})$ ,  $\mathbf{\Pi}_{2,i} = \text{diag}(k_{\phi,i}, k_{\theta,i}, k_{\psi,i})$  是第  $i$  个四旋翼的空气阻尼矩阵,  $k_{r,i} \in \mathbb{R}$ ,  $r = x, y, z, \phi, \theta, \psi$  是第  $i$  架四旋翼的空气阻力系数。控制输入  $u_i \in \mathbb{R}$  为第  $i$  架四旋翼的拉力,  $\boldsymbol{\tau}_i = [\tau_{x,i}, \tau_{y,i}, \tau_{z,i}]^T$  为绕机体  $x, y, z$  轴的三个控制力矩。

$$\mathbf{g}_{1,i} = [c(\psi_i) s(\theta_i) c(\phi_i) + s(\psi_i) s(\phi_i), s(\psi_i) s(\theta_i)$$

$c(\phi_i) - c(\psi_i) s(\phi_i), c(\theta_i) c(\phi_i)]^T$  表示与姿态相关的位置回路输入矩阵,  $s(\cdot)$  与  $c(\cdot)$  分别表示正弦函数和余弦函数。  $\mathbf{g}_{2,i} = \text{diag}(l_i, l_i, c_i) \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ , 其中  $l_i$  是螺旋桨到四旋翼质心的几何距离,  $c_i$  是力矩系数。  $\mathbf{d}_{\Theta,i}(t) = [d_{\phi,i}, d_{\theta,i}, d_{\psi,i}]^T$  表示姿态回路中的有界外部干扰。

接下来, 为便于后续位置控制器和姿态控制器的构造, 引入如下符号定义:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{1,i} = \mathbf{p}_i, \mathbf{x}_{2,i} = \dot{\mathbf{p}}_i, \mathbf{x}_{3,i} = \Theta_i, \mathbf{x}_{4,i} = \dot{\Theta}_i \\ \mathbf{F}_i = (\mathbf{g}_{1,i} u_i - \mathbf{G}_i) / m_i \\ \mathbf{\Pi}_2 = \bar{\mathbf{\Pi}}_2 + \delta_{1,i}, \mathbf{g}_{2,i} = \bar{\mathbf{g}}_{2,i} + \delta_{2,i} \\ f_2(\mathbf{x}_{2,i}) = -\mathbf{\Pi}_{1,i} \mathbf{x}_{2,i} / m_i, f_4(\mathbf{x}_{4,i}) = -\bar{\mathbf{\Pi}}_{2,i} \mathbf{J}_i^{-1} \mathbf{x}_{4,i} \\ \mathbf{g}_{4,i} = \mathbf{J}_i^{-1} \bar{\mathbf{g}}_{2,i}, \mathbf{d}_{4,i} = \mathbf{J}_i^{-1} (\mathbf{d}_{\Theta,i}(t) - \delta_{1,i} \mathbf{x}_{4,i} + \delta_{2,i} \boldsymbol{\tau}_i) \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $\mathbf{F}_i = [F_{i,x}, F_{i,y}, F_{i,z}]^T \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$  表示虚拟控制输入量。  $\mathbf{d}_{4,i}$  为姿态回路的集总扰动, 包含外部扰动和参数不确定性的综合影响。  $\delta_{1,i}, \delta_{2,i}$  是第  $i$  架四旋翼的参数化不确定性矩阵,  $\bar{\mathbf{\Pi}}_2, \bar{\mathbf{g}}_{2,i}$  分别是  $\mathbf{\Pi}_2, \mathbf{g}_{2,i}$  的标称值。

借助上述中间变量,可将四旋翼运动/动力学模型式(1)改写为如下严格反馈形式:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_{1,i} = \mathbf{x}_{2,i} \\ \dot{\mathbf{x}}_{2,i} = f_2(\mathbf{x}_{2,i}) + \mathbf{F}_i \\ \dot{\mathbf{x}}_{3,i} = \mathbf{x}_{4,i} \\ \dot{\mathbf{x}}_{4,i} = f_4(\mathbf{x}_{4,i}) + \mathbf{g}_{4,i}\boldsymbol{\tau}_i + \mathbf{d}_{4,i} \end{cases} \quad (3)$$

### 3 基于Lyapunov导航向量场的四旋翼对地面目标跟踪方法

假设四旋翼的实时位置为  $P_0 = [x_0, y_0]^T$ , 目标位置为  $P_t = [x_t, y_t]^T$ , 设 Lyapunov 函数为  $V = (r^2 - R_0^2)^2$ , 其中  $r = \sqrt{(x_0 - x_t)^2 + (y_0 - y_t)^2} = \sqrt{x_r^2 + y_r^2}$  是四旋翼和目标之间的几何距离,  $R_0$  是对峙跟踪半径,  $x_r, y_r$  为四旋翼与地面目标沿  $x$  轴、沿  $y$  轴的相对位置分量。由李雅普诺夫导航向量场可得到无人机期望速度:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{x}_d \\ \dot{y}_d \end{bmatrix} &= \alpha \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \dot{x}_t \\ \dot{y}_t \end{bmatrix} \\ &= \alpha \begin{bmatrix} -kx_r(r^2 - R_0^2) - ky_r(2rR_0) \\ -ky_r(r^2 - R_0^2) + kx_r(2rR_0) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \dot{x}_t \\ \dot{y}_t \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4)$$

其中,  $g_x, g_y$  分别为地面目标静止时四旋翼在惯性坐标系下沿  $x$  轴、 $y$  轴的期望速度分量,  $k = v_0/r(r^2 + R_0^2)$ ,  $v_0$  为四旋翼的巡航飞行速度。  $\alpha$  为期望速度的修正因子, 它满足:

$$\begin{aligned} \alpha^2(g_x^2 + g_y^2) + 2\alpha(g_x\dot{x}_t + g_y\dot{y}_t) + \\ \dot{x}_t^2 + \dot{y}_t^2 - v_0^2 = 0 \end{aligned} \quad (5)$$

当无人机的速度在有效范围内,  $\alpha$  必有正数解。

在 Lyapunov 导航向量场的作用下, 四旋翼无人机会航行到以目标上空为中心的极限环上, 在对目标持续跟踪的同时环绕目标飞行。

## 4 基于二阶一致性的四旋翼无人机主从式编队控制方法

### 4.1 多四旋翼通信拓扑和编队样式设计

第  $i$  架和第  $j$  架从机相对于领航者的位置矢量为  $\Delta_i = [\Delta_{i,x}, \Delta_{i,y}, \Delta_{i,z}]^T$  和  $\Delta_j = [\Delta_{j,x}, \Delta_{j,y}, \Delta_{j,z}]^T$ , 则第  $i$  架和第  $j$  架四旋翼从机间的相对位置偏差可由如下等式  $\Delta_{ij} = \Delta_i - \Delta_j = [\Delta_{i,x}, \Delta_{i,y}, \Delta_{i,z}]^T - [\Delta_{j,x}, \Delta_{j,y}, \Delta_{j,z}]^T = [\Delta_{ij,x}, \Delta_{ij,y}, \Delta_{ij,z}]^T$  描述。

以三架四旋翼的几何中心为虚拟主机, 以三架四旋翼为顶点的几何图形为边长  $\sqrt{3}$  m 的正三角形。为达到正三角形的要求, 设计如下的相对坐标  $\Delta_1 = [0, 1, 0]^T$ ,  $\Delta_2 = [\cos \frac{5\pi}{6}, \sin \frac{-\pi}{6}, 0]^T$ ,  $\Delta_3 = [\cos \frac{-\pi}{6}, \sin \frac{-\pi}{6}, 0]^T$ ,  $\Delta_1, \Delta_2, \Delta_3$  分别为从机 1、2、3 相对于主机 0 的坐标。

### 4.2 多四旋翼通信拓扑和编队样式设计

领航者轨迹运动信息可由 Lyapunov 导航向量场产生:

$$\dot{x}^d = \dot{x}_d, \dot{y}^d = \dot{y}_d, \dot{z}^d = \dot{z}_d \quad (6)$$

其中,  $x^d, y^d, z^d$  分别为领航者在惯性坐标系下沿  $x, y, z$  轴的位置分量,  $\dot{x}_d, \dot{y}_d, \dot{z}_d$  分别为领航者在惯性坐标系下沿  $x, y, z$  轴的速度分量。

由于领航者定高飞行, 故领航者在  $z$  轴的速度分量为 0, 并且领航者在  $z$  轴的位置分量为 5m。

由式(1)可得第  $i$  架四旋翼的位置动力学模型:

$$\begin{aligned} \ddot{x} &= -\frac{k_{x,i}}{m_i} \dot{x}_i + \frac{u_i}{m_i} (\cos \varphi_i \sin \theta_i \cos \psi_i + \sin \varphi_i \sin \psi_i) \\ \ddot{y} &= -\frac{k_{y,i}}{m_i} \dot{y}_i + \frac{u_i}{m_i} (\cos \varphi_i \sin \theta_i \sin \psi_i - \sin \varphi_i \cos \psi_i) \\ \ddot{z} &= -\frac{k_{z,i}}{m_i} \dot{z}_i + \frac{u_i}{m_i} \cos \varphi_i \cos \theta_i - g, i \in \Gamma \end{aligned} \quad (7)$$

根据上述第  $i$  架四旋翼的位置动力学模型, 不难选择控制量, 接下来设计位置保持控制器:

$$\begin{aligned} F_{i,x} &= \frac{u_i}{m_i} (\cos \varphi_i \sin \theta_i \cos \psi_i + \sin \varphi_i \sin \psi_i) \\ F_{i,y} &= \frac{u_i}{m_i} (\cos \varphi_i \sin \theta_i \sin \psi_i - \sin \varphi_i \cos \psi_i) \\ F_{i,z} &= \frac{u_i}{m_i} \cos \varphi_i \cos \theta_i - g \end{aligned} \quad (8)$$

其中,  $F_{i,x}, F_{i,y}, F_{i,z}$  均为虚拟控制输入。

那么, 位置动力学模型可如下表示:

$$\begin{aligned} \ddot{x} &= -\frac{k_{x,i}}{m_i} \dot{x}_i + F_{i,x} \\ \ddot{y} &= -\frac{k_{y,i}}{m_i} \dot{y}_i + F_{i,y} \\ \ddot{z} &= -\frac{k_{z,i}}{m_i} \dot{z}_i + F_{i,z} \end{aligned} \quad (9)$$

根据多四旋翼主从式编队通讯拓扑和期望领航者轨迹信息, 结合多智能体二阶一致性原理, 构造如下虚拟控制输入  $(F_{i,x}, F_{i,y}, F_{i,z})^T$ :



$$\begin{aligned}
F_{i,x} &= -\sum_{j \in N_i} a_{ij} \left[ k_1 (x_i - x_j - \Delta_{j,x}) + k_2 (v_{i,x} - v_{j,x}) \right] - \\
&\quad b_i \left[ k_1 (x_i - x^d - \Delta_{i,x} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Delta_{i,x}) + k_2 (v_{i,x} - \dot{x}_d) \right] \\
&\quad + \frac{k_{x,i}}{m_i} \dot{x}_d + \ddot{x}_d \\
F_{i,y} &= -\sum_{j \in N_i} a_{ij} \left[ k_1 (y_i - y_j - \Delta_{j,y}) + k_2 (v_{i,y} - v_{j,y}) \right] - \\
&\quad b_i \left[ k_1 (y_i - y^d - \Delta_{i,y} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Delta_{i,y}) + k_2 (v_{i,y} - \dot{y}_d) \right] \\
&\quad + \frac{k_{y,i}}{m_i} \dot{y}_d + \ddot{y}_d \\
F_{i,z} &= -\sum_{j \in N_i} a_{ij} \left[ k_1 (z_i - z_j - \Delta_{j,z}) + k_2 (v_{i,z} - v_{j,z}) \right] - \\
&\quad b_i \left[ k_1 (z_i - z^d - \Delta_{i,z} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Delta_{i,z}) + k_2 (v_{i,z} - \dot{z}_d) \right] \\
&\quad + \frac{k_{z,i}}{m_i} \dot{z}_d + \ddot{z}_d
\end{aligned} \quad (10)$$

其中,  $k_1, k_2$  表示待设计的控制器参数,  $N_i \subseteq \Gamma$  且  $i \notin N_i, x_i$  为第  $i$  架四旋翼在惯性坐标系下沿  $x$  轴的位置分量,  $x_j$  为第  $j$  架四旋翼沿  $x$  轴的位置分量,  $v_{i,x}$  为第  $i$  架四旋翼在惯性坐标系下沿  $x$  轴的速度分量,  $v_{j,x}$  为第  $j$  架四旋翼在惯性坐标系下沿  $x$  轴的速度分量。  $\ddot{x}_d, \ddot{y}_d, \ddot{z}_d$  为领航者在惯性坐标系下沿  $x$  轴,  $y$  轴,  $z$  轴的加速度分量。

在获得上述虚拟控制输入  $(F_{i,x}, F_{i,y}, F_{i,z})^T$  的基础上, 结合式(2)进行逆动力学解算, 可得到如下的期望姿态角指令  $\mathbf{x}_{3,ic} = [\phi_i^d, \theta_i^d, \psi_i^d]^T$ :

$$\begin{cases} u_i = m_i \sqrt{F_{i,x}^2 + F_{i,y}^2 + (F_{i,z} + g)^2} \\ \phi_i^d = \arcsin \left( \frac{m_i (F_{i,x} \sin \psi_i^d - F_{i,y} \cos \psi_i^d)}{u_i^d} \right) \\ \theta_i^d = \arctan \left( \frac{F_{i,x} \cos \psi_i^d - F_{i,y} \sin \psi_i^d}{F_{i,z} + g} \right) \\ \psi_i^d = 0 \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $u_i$  为四旋翼的期望拉力,  $\phi_i^d, \theta_i^d, \psi_i^d$  分别为机体坐标系下的期望滚转角、期望俯仰角以及期望偏航角。

## 5 基于线性自抗扰控制的多四旋翼姿态跟踪控制器构造

自抗扰控制不依赖于模型精度, 适用于针对存在参数不确定性和外部干扰的四旋翼模型构造姿

态跟踪控制器。线性自抗扰控制器由 PD 和线性扩张状态观测器 (LESO) 两部分构成, 其设计过程简洁, 且便于参数整定。

由式(1)可知四旋翼姿态动力学模型:

$$\begin{aligned}
\ddot{\phi}_i &= -\frac{k_{\phi,i}}{J_{i,1}} \dot{\phi}_i + \frac{l_i \tau_{x,i}}{J_{i,1}} + \frac{d_{\phi,i}}{J_{i,1}} \\
\ddot{\theta}_i &= -\frac{k_{\theta,i}}{J_{i,2}} \dot{\theta}_i + \frac{l_i \tau_{y,i}}{J_{i,2}} + \frac{d_{\theta,i}}{J_{i,2}} \\
\ddot{\psi}_i &= -\frac{k_{\psi,i}}{J_{i,3}} \dot{\psi}_i + \frac{l_i \tau_{z,i}}{J_{i,3}} + \frac{d_{\psi,i}}{J_{i,3}}
\end{aligned} \quad (12)$$

设一个二阶被控系统表达式为:

$$\ddot{x} = f + bu \quad (13)$$

其中,  $f$  为系统整体扰动, 是系统模型参数,  $u$  是系统输入,  $x$  为系统输出。

线性扩张状态观测器 (LESO) 表达式为

$$\begin{aligned}
\dot{z}_1 &= z_2 + \beta_1 (x_1 - z_1) \\
\dot{z}_2 &= z_3 + \beta_2 (x_1 - z_1) + b_0 u \\
\dot{z}_3 &= \beta_3 (x_1 - z_1)
\end{aligned} \quad (14)$$

其中,  $z_i$  是对输出  $x_i$  的估计,  $z_2$  是  $z_1$  的导数,  $z_3$  是对系统总扰动  $f$  的估计,  $\beta_1, \beta_2, \beta_3$  是观测器的增益,  $\beta_1 = 3\omega_0, \beta_2 = 3\omega_0^2, \beta_3 = \omega_0^3, \omega_0$  为观测器带宽。

线性状态误差反馈 (LSEF) 为:

$$u = \frac{(u_0 - z_3)}{b_0} \quad (15)$$

当  $z_3$  对系统总扰动的估计误差忽略不计, 系统就可以简化为双积分串联型, 即:

$$\ddot{x} = (f - z_3) + u_0 \approx u_0 \quad (16)$$

从而线性状态误差反馈 (LSEF) 控制律的表达式为:

$$u_0 = k_p (x^d - z_1) - k_d z_2 \quad (17)$$

其中,  $x^d$  为期望,  $k_p$  和  $k_d$  是控制器增益,  $k_p = \omega_c^2, k_d = 2\xi\omega_c, \omega_c$  是闭环系统的自然频率, 阻尼系数  $\xi$  通常取 1, 且  $\omega_0$  与  $\omega_c$  成比例。

对四旋翼动力学方程进一步整理可得

$$\begin{bmatrix} \ddot{\phi} \\ \ddot{\theta} \\ \ddot{\psi} \end{bmatrix} = \mathbf{B} \begin{bmatrix} u_2 \\ u_3 \\ u_4 \end{bmatrix} + \mathbf{f} \quad (18)$$

其中,  $\mathbf{B} = \text{diag}(\frac{l_i}{J_{i,1}}, \frac{l_i}{J_{i,2}}, \frac{l_i}{J_{i,3}}), \mathbf{f} = [f_2(\cdot), f_3(\cdot), f_4(\cdot)]^T$  为四旋翼所受的总扰动。

在本文中, 设控制量  $\tau_i$  为:

$$\tau_i = \mathbf{g}_{4,i}^{-1} [-\widehat{\mathbf{d}}_{4,i} - f_4(\mathbf{x}_{4,i}) + k_p(\mathbf{x}_{3,ic} - \mathbf{x}_{3,i}) + k_d(\dot{\mathbf{x}}_{3,ic} - \dot{\mathbf{x}}_{4,i}) + \ddot{\mathbf{x}}_{3,ic}] \quad (19)$$

其中,  $k_p = w_c^2$  为正的控制器比例增益,  $k_d = 2w_c$  为正的控制器微分增益,  $w_c$  为姿态回路的控制器带宽,  $\widehat{\mathbf{d}}_{4,i}$  为姿态回路集总干扰的估计值, 可由如下仅依赖于控制输入力矩和姿态角量测输出的模型辅助扩张状态观测器给出:

$$\begin{cases} \dot{z}_{1,i} = z_{2,i} + 3w_o(\mathbf{x}_{3,i} - z_{1,i}) \\ \dot{z}_{2,i} = z_{3,i} + 3w_o^2(\mathbf{x}_{3,i} - z_{1,i}) + f_4(z_{2,i}) + \mathbf{g}_{4,i}\tau_i \\ \dot{z}_{3,i} = w_o^3(\mathbf{x}_{3,i} - z_{1,i}) \end{cases} \quad (20)$$

其中,  $z_{1,i}$  是对  $\mathbf{x}_{3,i}$  的估计,  $z_{2,i}$  是对  $\dot{\mathbf{x}}_{3,i}$  的估计,  $z_{3,i}$  是对  $\ddot{\mathbf{x}}_{3,i}$  的估计,  $w_o$  为姿态回路观测器带宽。

## 6 仿真实验

为验证上述四旋翼无人机自抗扰控制算法的有效性, 进行仿真实验。四旋翼无人机的质量  $m=2\text{kg}$ , 重力加速度  $g=9.8\text{m/s}^2$ , 电机到质心的距离  $l=0.4\text{m}$ , 力矩系数  $c=0.05$ 。

阻尼矩阵为:

$$\begin{aligned} \mathbf{\Pi}_1 &= \text{diag}(k_x, k_y, k_z) = \text{diag}(0.01, 0.01, 0.01)\text{N} \cdot \text{ms}^2 \\ \mathbf{\Pi}_2 &= \text{diag}(k_\phi, k_\theta, k_\psi) \\ &= \text{diag}(0.012, 0.012, 0.012)\text{N} \cdot \text{ms}^2 \end{aligned}$$

惯性矩阵为:

$$\mathbf{J} = \text{diag}(J_1, J_2, J_3) = \text{diag}(0.16, 0.16, 0.32)\text{kg} \cdot \text{m}^2$$

考虑一个以三架跟随者四旋翼无人机和一个虚拟领航者组成的网络系统, 无人机间的信息交流可描述为图2所示的无向拓扑图, 各边的权值为  $a_{12} = a_{21} = 1, a_{23} = a_{32} = 1, b_1 = 1$ 。气动阻尼系数  $K_{i,j} = 0.01, i = 1, 2, 3, j = 1, 2, 3, 4, 5, 6$ 。编队控制器增益为  $\alpha_1 = 0.8, \alpha_2 = 0.9, k_1 = 1.7, k_2 = 1.7$ 。

相对位置偏差为:

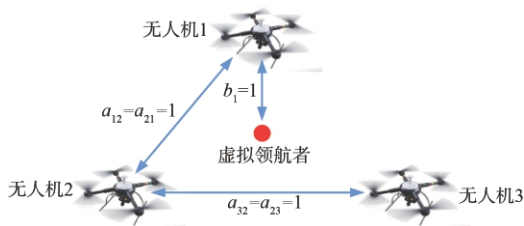


图2 无人机三角形编队通信拓扑

Fig. 2 Communication topology of UAV triangle formation

$$\begin{aligned} \Delta_{12} &= -\Delta_{21} = \Delta_1 - \Delta_2 \\ &= ([1, 0, 0]^T - [\sin(-\frac{\pi}{6}), \cos(-\frac{\pi}{6}), 0]^T) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Delta_{13} &= -\Delta_{31} = \Delta_1 - \Delta_3 \\ &= ([1, 0, 0]^T - [\sin(-\frac{\pi}{6}), \cos(\frac{5\pi}{6}), 0]^T) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Delta_{23} &= -\Delta_{32} = \Delta_2 - \Delta_3 \\ &= ([\sin(-\frac{\pi}{6}), \cos(-\frac{\pi}{6}), 0]^T - [\sin(-\frac{\pi}{6}), \cos(\frac{5\pi}{6}), 0]^T) \end{aligned}$$

各四旋翼无人机的初始条件为:

$$[x_1(0), y_1(0), z_1(0), v_{1,x}(0), v_{1,y}(0), v_{1,z}(0)] = [0.8, 0, 2, 0, 0, 0]^T$$

$$[x_2(0), y_2(0), z_2(0), v_{2,x}(0), v_{2,y}(0), v_{2,z}(0)] = [0, 0.8, 5, 0, 0, 0]^T$$

$$[x_3(0), y_3(0), z_3(0), v_{3,x}(0), v_{3,y}(0), v_{3,z}(0)] = [-0.5, 0.8, 0, 0, 0, 0]^T$$

各四旋翼无人机由不同的初始条件以三角形编队的形式对起始点位于(0,0)的机动目标展开对峙半径为2m的环绕跟踪, 目标运动方程为:  $v_{xt} = 0.5, v_{yt} = 0$ 。

图3为三维坐标系下多四旋翼无人机协同编队跟踪地面机动目标的响应曲线, 三架无人机从不同的初始位置出发, 经过一段时间后, 在形成稳定三角形编队队形的同时对一运动目标展开对峙半径为2m的环绕跟踪。图4为  $x-y$  平面下多四旋翼无人机协同编队跟踪地面目标的相应曲线, 从图中可以看到无人机在跟踪目标的过程中始终保持着稳定的三角形队形。

图5为各四旋翼无人机  $x, y, z$  方向的位置响应曲线, 图6为各四旋翼无人机  $x, y, z$  方向的速度响应曲线, 图7为各四旋翼无人机横滚角、俯仰角、偏航

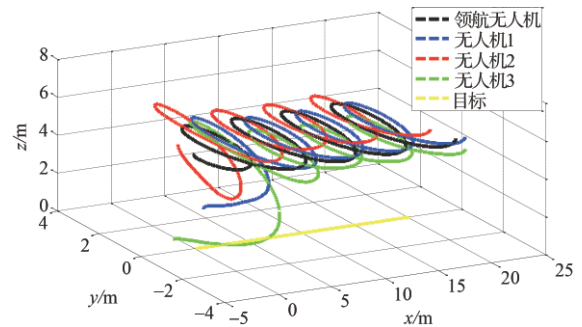


图3 三维坐标系下多四旋翼无人机跟踪地面目标图

Fig. 3 Tracking performance of the ground targets under 3D coordinate system



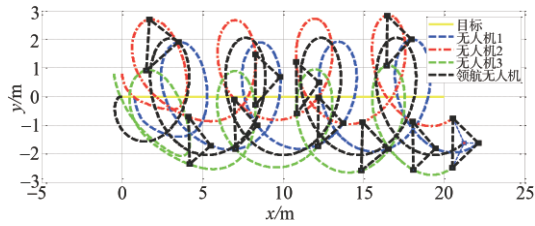


图4 x-y 平面下多四旋翼无人机跟踪地面目标

Fig. 4 Tracking performance of the ground targets under x-y coordinate system

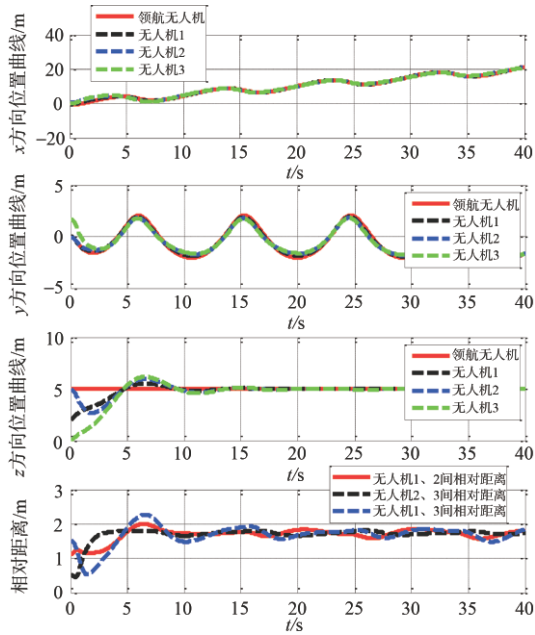


图5 四旋翼无人机位置响应曲线

Fig. 5 Position response curve of quadrotors

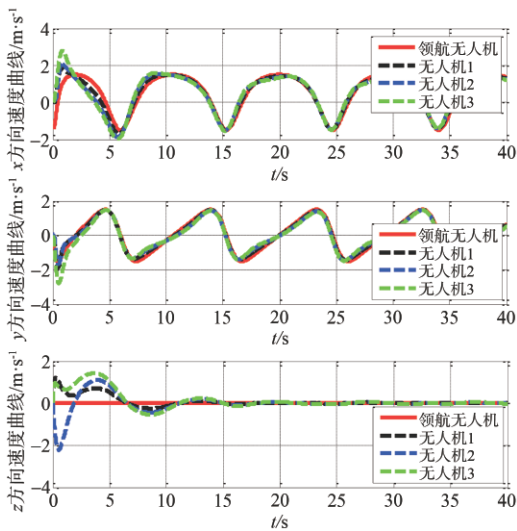


图6 四旋翼无人机速度响应曲线

Fig. 6 Velocity response curve of quadrotors

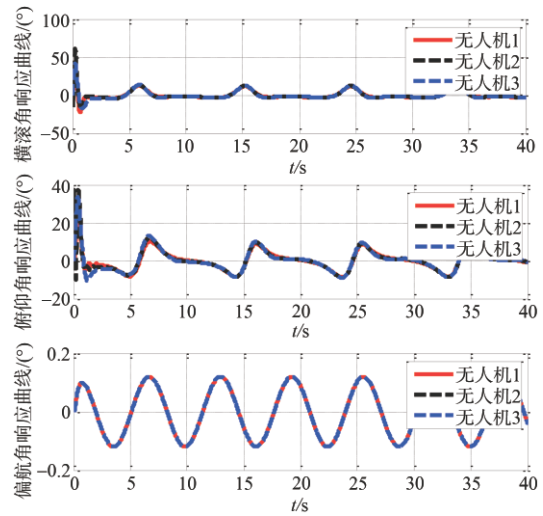


图7 四旋翼无人机姿态响应曲线

Fig. 7 Attitude response curve of quadrotors

角的姿态响应曲线,可以看到,无人机在有限时间内形成了三角形队形并完成对期望轨迹跟踪,保持了良好的一致性。

### 7 结 论

本文针对多源干扰影响下多无人机主从式对地目标对峙跟踪问题,构建了基于 Lyapunov 导航向量场的多无人机对地目标对峙跟踪策略,使得多无人机以固定对峙半径收敛于目标上空的极限环,确保了无人机对目标跟踪的连续性;以自抗扰控制和多智能体二阶一致性算法为理论基础,建立了基于虚拟领导者航迹的主从式有限时间协调编队控制模型,可在外部干扰以及参数不确定性的影响下,提升多四旋翼编队队形的稳固性,提高多四旋翼编队系统的抗干扰能力。

### 参 考 文 献

- [ 1 ] Zhang M, Xia W Z, Chen X. A unitized guidance law for over-flight and standoff tracking of a ground target with fixed wing unmanned aerial vehicle[J]. Journal of Aerospace Engineering, 2018, 232(6): 1024-1034.
- [ 2 ] 田鹏飞. 无人机跟踪地面目标制导律研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2017.
- [ 3 ] Shao X L, Liu N, Wang Z Q, et al. Neuroadaptive integral robust control of visual quadrotor for tracking a moving target [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019.
- [ 4 ] 王林. 多无人机协同目标跟踪问题建模与优化技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2011.
- [ 5 ] 段海滨, 刘森琪. 空中/地面机器人异构协同技术研究: 现状

- 和展望[J]. 中国科学:技术科学, 2010, 40(9): 1029-1036.
- [6] Oh H, Kim S, Shin H S, et al. Coordinated standoff tracking of groups of moving targets using multiple UAVs [C]. Control & Automation, 2015.
- [7] Park S. Guidance law for standoff tracking of a moving object[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2017, 40(11): 2948-2955.
- [8] 季荣涛, 周献中, 王慧平, 等. 基于Lyapunov法和势场法的对峙跟踪研究[J]. 火力与指挥控制, 2016, 41(4): 66-69.
- [9] Chen H, Chang K, Agate C S. UAV path planning with tangent-plus-lyapunov vector field guidance and obstacle avoidance [J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2013, 49(2): 840-856.
- [10] 罗健. 四旋翼协同跟踪地面移动目标的研究[D]. 上海: 复旦大学, 2011.
- [11] Lim S, Kim Y, Lee D, et al. Standoff target tracking using a vector field for multiple unmanned aircrafts [J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2013, 69(14): 347-360.
- [12] Pothan A A, Ratnoo A. Curvatu re-constrained lyapunov vector field for standoff target tracking[J]. Journal of Guidance Control Dynamics, 2017, 40(10): 1-11.
- [13] Ghamry K A, Zhang Y. Formation control of multiple quadrotors based on leader-follower method [C]. 2015 International Conference on Unmanned Aircraft Systems, 2015.
- [14] Du H B, Zhu W W, Wen G H, et al. Finite-time formation control for a group of quadrotor aircraft [J]. Aerospace Science and Technology, 2017(69): 609-616.
- [15] 戴启浩, 马国梁. 四旋翼飞行器的自抗扰控制方法研究[J]. 计算技术与自动化, 2017, 36(2): 46-50.
- [16] 包明霞. 基于自抗扰技术的四旋翼飞行器控制[D]. 天津: 天津工业大学, 2017.
- [17] Wang H J, Qi X H. The application of model reference ADRC based on PD gain adaptive regulation in quadrotor UAV [J]. Applied Mechanics & Materials, 2013(347-350): 401-405.
- [18] Wu Y, Sun J, Yu Y. Trajectory tracking control of a quadrotor UAV under external disturbances based on linear ADRC [C]. Chinese Association of Automation, 2017.
- [19] Jasim W, Gu D. Robust team formation control for quadrotors [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2018, 26(4): 1516-1523.
- [20] Kendoul F. Nonlinear hierarchical flight controller for unmanned rotorcraft: design, stability and experiments [J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics. 2009, 32(6): 1954-1958.
- [21] Wang X, Shirinzadeh B. Nonlinear augmented observer design and application to quadrotor aircraft [J]. Nonlinear Dynamics, 2015, 80(3): 1463-1481.

#### 作者简介:



邵星灵(1988-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为多约束条件下四旋翼协同编队/合围控制技术、预设性能自适应控制理论与方法。



刘俊(1968-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为惯性传感与量子精密测量技术、极端环境下动态测试与系统集成技术。



李东光(1965-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为微小型武器系统分析与设计、灵巧弹药与引信、动态测控技术。

[引用格式] 车飞, 李杰, 牛轶峰. 无人机保距跟踪中的视觉跟踪算法研究[J]. 无人系统技术, 2020, 3(1): 19-30.

# 无人机保距跟踪中的视觉跟踪算法研究

车飞, 李杰, 牛轶峰

(国防科技大学智能科学学院, 长沙 410073)

**摘要:** 针对固定翼无人机对地面目标进行保距跟踪过程中不能稳定获取目标图像的问题, 设计了一种提高视觉目标跟踪稳定性的算法。该算法基于核相关滤波算法, 提出了线性旋转子空间的概念, 用于估计平面外旋转后的目标图像, 在跟踪的过程中通过跟踪效果判断是否对线性旋转子空间进行校正。这种更新机制提高了在相对位置不断变化的情况下视觉跟踪的稳定性和准确性, 有效地降低了跟踪漂移的程度。算法在无人机跟踪视角的视觉跟踪数据集中进行了测试, 结果显示在跟踪的准确性和鲁棒性上明显好于当前主流跟踪算法。并使用固定翼无人机进行了实机飞行, 验证了算法的可行性。

**关键词:** 无人机; 保距跟踪; 视觉目标跟踪; 图像处理; 平面外旋转; 相关滤波; 线性旋转子空间; 协同定位

中图分类号: V279

文献标识码: A

文章编号: 2096-5915(2020)01-0019-12

## Visual Object Tracking Method for UAV Stand-off Target Tracking

CHE Fei, LI Jie, NIU Yifeng

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

**Abstract:** To obtain the target image stably in the standoff tracking of ground target using fixed-wing UAV, a visual tracking algorithm that can reliably capture the target image is designed. Based on kernel correlation filters, linear rotate subspace is proposed, used for estimating the out-of-plane rotated image. During the tracking process, tracking performance assessment is used to determine whether to update the linear rotate subspace or not. In this way, the robustness and accuracy of visual object tracking is improved when the perspective is changing, and the tracking drift is reduced. The algorithm is tested on visual tracking dataset in drone perspective, the result shows that the tracking accuracy and robustness exceed the state-of-art algorithm. Fixed-wing drones is used for actual flight, verifying the feasibility of the algorithm.

**Key words:** UAV; Standoff Tracking; Visual Object Tracking; Image Processing; Out-of-plane Rotate; Correlation Filter; Linear Rotate Subspace; Coordinate Localization

## 1 引言

视觉目标跟踪作为机器视觉领域最具有研究热度的问题之一, 在固定翼无人机的应用中具有很高的实际应用价值, 比如机间避碰、地面目标跟随、地面目标侦察等。尽管机器视觉领域的学者们已经提出了很多通用目标跟踪算法, 用于跟踪视频帧中任意指定的目标, 并且在跟踪精度和跟踪鲁

棒性上不断提升, 但是在机载条件下使用固定翼无人机作为平台, 基于视觉对地面目标进行跟踪仍然是一个极具挑战性的研究方向。固定翼无人机对地面目标进行跟踪的时候常常采用保距跟踪的方式, 即和目标保持一定距离, 在目标上方进行盘旋飞行, 这样有利于持续获取分辨率更高的图像。但在这种跟踪方式中, 持续稳定获取目标图像存在一定难度, 一方面, 除了一般视觉跟踪问题中存在的

收稿日期: 2019-12-17; 修回日期: 2020-01-15

基金项目: 国家自然科学基金(61876187)



目标被遮挡,目标出视窗和光照变化等问题外,还存在图像抖动不稳定,平面外旋转和机载处理器运算能力不足等问题;另一方面,视觉目标跟踪的结果往往会作为飞行控制系统的输入量,控制云台的运动和无人机的飞行,并结合云台和无人机的姿态,解算目标在世界坐标系中的位置,用于引导无人机对目标进行保距跟踪。在这种情况下,对视觉目标跟踪的准确性和鲁棒性提出了更高的要求,现有跟踪算法的跟踪效果不能满足固定翼无人机应用的需求,需要针对新出现的难点进行算法的改进。

使用固定翼无人机跟踪地面目标,在算法实现上需要从以下几个方面进行考虑<sup>[1]</sup>。(1)准确性:作为云台姿态和无人机运动的控制量和后续定位算法的数据来源,视觉目标跟踪的准确性是必须考虑的因素之一;(2)鲁棒性:在飞机对目标实施保距跟踪的过程中,视觉目标跟踪算法必须能够适应目标图像的显著变化,不能因为目标外观变化而出现大范围的跟踪漂移;(3)恢复性:在跟踪的过程中需要判别目标是否已经被遮挡或出视窗,并在目标再次出现的时候具备重检测的能力;(4)实时性:机载图像处理平台计算能力较弱,而无人机应用中需要图像定位模块实时地为控制系统提供目标在图像中的位置,因此需要使用计算量较低的算法对目标进行实时的视觉目标跟踪。

## 2 相关研究

### 2.1 视觉目标跟踪方法

研究计算机视觉的众多学者将注意力集中在了视觉目标跟踪方面,该研究的目的是在一系列连续的视频帧中持续确定感兴趣区域即目标的位置和区域(如图1所示),从方法上来看,现今的目标跟踪算法主要分为三类:深度学习、相关滤波和经典方法。

深度学习最开始应用于目标识别领域,后来



图1 目标跟踪示意

Fig. 1 Visual object tracking

Wang N等<sup>[2]</sup>在2013年提出的 deep learning tracker 中首次将深度学习应用到视觉目标跟踪中,使用大量的离线数据训练叠式抗干扰自动编码器(SDAG)学习一般的图像特征,随后 Nam H等<sup>[3]</sup>基于多域学习框架训练了卷积神经网络,并用于视觉目标跟踪。随后众多学者从网络设计、参数训练等角度对深度学习类跟踪器进行了研究<sup>[4-6]</sup>,但是此类方法计算速度极慢,在使用GPU的情况下大多数不能够达到实时。原因有三:一是需要使用大量的数据进行训练,这是深度学习方法的一个通病;二是使用网络提取特征本身计算量大;三是针对具体的跟踪问题进行在线更新参数的速度极慢。针对这些问题, Bertinetto L等<sup>[7]</sup>仅仅使用卷积神经网络进行特征提取,通过两个同样的网络对模板和搜索区域进行特征提取,然后进行卷积操作,得到和模板最相似的区域,即为估计的目标位置,这种方法和相关滤波类方法类似,是深度学习类跟踪算法以后的主要方向,也有众多学者予以跟进<sup>[8-9]</sup>。而 Held D等<sup>[10]</sup>在 GOTURN 中则直接放弃在线更新参数的过程,并且网络进行离线训练,在牺牲一部分精度的情况下速度达到了 100fps。总体来说,使用深度学习方法进行视觉目标跟踪优势劣势都很明显,由于最先应用于目标识别,深度学习类跟踪器能够准确估计目标的位置信息,但是计算量极大是该类算法不可避免的一个问题,也是该类算法跨入实际应用必须解决的一个问题。

目标跟踪的根本目的在于解决使用目标识别方法确定目标位置时速度过慢,不能投入实际应用的问题,相关滤波类方法的出现很好的解决了这个应用性问题。自2010年 Bolme D S等<sup>[11]</sup>在 MOSSE 中引入相关滤波以来,相关滤波类跟踪方法在近几年成为研究热点。Henriques J F等<sup>[12-13]</sup>和 Danelljan M等<sup>[14-15]</sup>从训练速度、特征提取和尺度自适应等方面给出了解决方案,Wang M等<sup>[16]</sup>和 Ma C等<sup>[17]</sup>则从及时发现跟丢现象并提出重检测策略着手,在提高长期跟踪的能力上进行了深入研究,分别提出了判断跟踪质量的指标。相关滤波方法计算速度快、框架简单、适合改进,但是相关性操作本身限制了算法对尺度变化的适应能力,并且容易受到目标形变和遮挡影响。因而,现今对相关滤波类跟踪器的研究主要集中在如何提高该类方法对目标外观变化的适应能力方面。

2010年以前,目标跟踪领域主要使用一些比较经典的跟踪方法,这些方法一般对目标图像进行建模,然后在下一帧中寻找匹配度最高的区域。Meanshift<sup>[18]</sup>及其改进算法是基于概率分布图对目标位置进行估计,概率最大的位置就是预测的目标位置,使用粒子滤波<sup>[19]</sup>的方法则通过在搜寻区域随机确定粒子,提取特征并进行比对,此方法因为需要对大量区域重复进行采样和特征提取,速度很慢,而使用Kalman Filter<sup>[20]</sup>的跟踪方法则放弃对目标本身进行建模,转而对目标运动模型进行建模,估计目标在下一帧的位置。以上方法在深度学习类和相关滤波类方法出现以后,因为不能处理和适应复杂的跟踪变化,在跟踪精度和鲁棒性上逐渐被超越,从而逐渐被舍弃。

总体来说现今的跟踪算法主要使用深度学习和相关滤波进行跟踪器的设计,前者偏重跟踪精度的提升,计算速度慢是其天然的劣势,后者则因为相关操作带来计算量的大幅降低而在实际中有更广泛的应用,但需要设计合适的策略应对目标外观的显著变化带来的跟踪漂移问题。

## 2.2 基于相关滤波的目标跟踪

基于相关滤波进行跟踪算法的设计是当今视觉目标跟踪领域的主流研究方向,该类方法将信号处理领域中的相关性操作引入,在新的一帧中找出和模板图像相关性最高的位置,该类方法由于使用了傅里叶变换,在频域进行相关性操作,运算复杂度更低,运算速度快,一般能够达到实时性的要求。Bolme D S等<sup>[11]</sup>在2010年第一次将相关操作引入视觉目标跟踪,当即以较高的准确率和极快的运行速度(669fps)引起轰动,之后Henriques J F等<sup>[12-13]</sup>先后将核方法和循环矩阵引入,分别提高了跟踪器对目标的区分能力和滤波器的训练效率,并首次采用了梯度直方图(HOG)作为特征描述方式,KCF算法也是几乎所有相关滤波类跟踪器的参考算法。此时相关滤波器跟踪器面临不能进行适应目标尺度变化,存在边缘效应和特征表达能力不强等问题。Danelljan M在DSST<sup>[15]</sup>中添加尺度估计滤波器用于估计目标的尺度变化,而Li Y<sup>[21]</sup>则采用了比较简单实用的尺度金字塔思路,通过进行不同尺度的采样,得到可能性最大的目标尺度。在解决边缘效应方面,Danelljan M在SRDCF<sup>[22]</sup>算法中提出了一种空间正则化方法减轻了边缘效应对目标跟踪的影响,

另外为了增强对目标的描述能力,他在CN<sup>[14]</sup>和C-COT<sup>[23]</sup>中分别引入Color Names和卷积神经网络(CNN)特征对目标进行描述,但相应的计算量也成倍增长,因此Danelljan M在ECO<sup>[24]</sup>中从提高时间效率和空间效率的角度出发,在C-COT的基础上从模型、训练集和模型更新三个方面进行改进,取得了速度和精度的双提升。而Staple<sup>[25]</sup>就另辟蹊径,针对颜色特征和HOG特征对目标形变和运动模糊等有不同的鲁棒性,考虑将二者跟踪结果有机结合,该算法是一种简单而高效的跟踪方法。另外针对跟踪过程中出现的漂移问题,Wang M等<sup>[16]</sup>、Ma C等<sup>[17]</sup>和Lukezic A等<sup>[26]</sup>就跟踪结果的置信度建立了评估方法,并据此引导滤波器进行适时的更新,提高了目标跟踪的鲁棒性。

相关滤波类跟踪器是视觉目标跟踪的一个主要研究方向,现在主要研究集中在提高对目标形变的鲁棒性和减少跟踪漂移两个方面,并且同时要保持相关滤波类算法的计算速度快、易于投入应用的优势。

## 3 基础知识

### 3.1 保距跟踪问题描述

固定翼无人机相对于多旋翼无人机来说具有飞行速度更快,航程更远,载荷更大等优点,但在使用固定翼无人机对地面移动目标进行持续观测的时候,飞机速度一般比地面目标速度更快,如图2所示,飞机一般需要以目标为中心,同目标始终保持一定距离进行航迹规划,该跟踪模式称为保距跟踪。

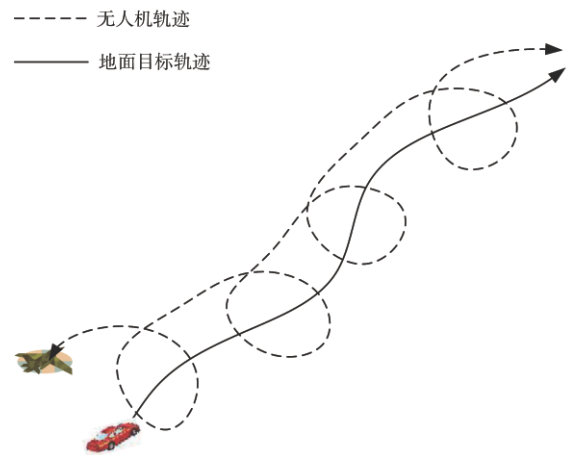


图2 固定翼无人机对地面目标进行保距跟踪

Fig. 2 Standoff tracking using fixed-wing drone

在这种跟踪模式下,能保证目标长时间在传感器的有效感知范围内,比如摄像机的视窗或雷达的有效感知半径。

在对地面目标进行保距跟踪时,一般有两条技术路线,一是直接利用目标在视窗中的位置作为控制量,控制调整无人机的飞行动作,使目标在摄像机视窗的中心位置,称之为视觉伺服控制;二是使用摄像机作为传感器,结合云台和无人机的姿态,解算出目标在大地坐标系中的位置,再进行航迹规划,控制无人机飞行。两种方法都需要得到目标在视窗中的准确位置,这是进行后续控制和位置解算的基础,因此研究基于固定翼无人机平台的视觉跟踪算法是具有应用价值的。图3是使用固定翼无人机对地面目标进行保距跟踪的实机飞行图。

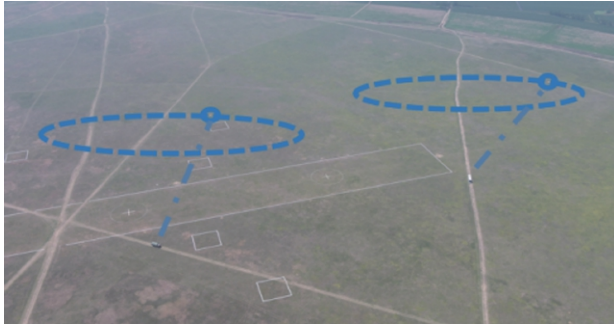


图3 保距跟踪的实机飞行

Fig. 3 Flight test of standoff tracking

### 3.2 核相关滤波算法

本文提出的算法是与核相关滤波跟踪器紧密相关的。核相关滤波算法的关键在于提出将循环矩阵用于负样本的快速采样,在提高滤波器的判别能力的基础上极大地加快了算法的运行。

假设一个一维向量  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ , 它的一个循环位移是  $s_1 = [x_n, x_1, \dots, x_{n-1}]$ , 以  $x$  为基向量的循环矩阵为  $S = [x^T, s_1^T, \dots, s_{n-1}^T]^T$ 。对于二维向量, 比如  $N \times N$  的图像, 采取类似的方法, 生成一个  $N^2 \times N^2$  的分块矩阵。

KCF算法中循环矩阵的引入是基于以下假设: 初始目标样本, 即正样本的循环位移样本是能够大致代替目标周围的稠密采样的。虽然循环位移样本是一种自动生成的“虚拟样本”, 在实际的环境中一般不会有一模一样的样本, 但是从算法的效果来看, 这样的假设在大多数情况下是能够成立的。假设基向量为  $x$ , 其循环矩阵为  $X = C(x)$ , 循环矩阵的

性质之一是可以被基向量傅里叶变换对角化, 此性质可以大大简化滤波器的训练过程。

$$X = F \text{diag}(\hat{x}) F^H \quad (1)$$

其中,  $F$  为快速傅里叶变换矩阵,  $\hat{x}$  为  $x$  的傅里叶变换。

对于线性情况, 相关滤波器的训练可以看为一个线性脊回归问题, 该脊回归的目标函数可以表示为:

$$\min_w \sum_i L(f(w, x_i), y_i) + \lambda \|w\|^2 \quad (2)$$

该问题的封闭解为  $w = (X^T X + \lambda I)^{-1} X^T y$ , 将回归矩阵的性质代入可以得到回归问题的解  $\hat{w} = \frac{\hat{x}^* \odot \hat{y}}{\hat{x}^* \odot \hat{x} + \lambda}$ 。  $\hat{x}$  为  $x$  的傅里叶变换,  $\hat{x}^*$  为  $\hat{x}$  的复共轭。

为了应对非线性情况, KCF采用了核方法提高分类器的区分能力, 核方法的回归式为  $f(z) = \alpha^T \kappa(z)$ , 其中  $\kappa(z)$  表示测试样本  $z$  和所有训练样本的核函数, 在对偶问题中参数的封闭解为  $\alpha = (K + \lambda I)^{-1} y$ ,  $K$  为所有训练样本的核相关矩阵:  $K_{ij} = \kappa(x_i, x_j)$ , 在使用高斯核的情况下可以保证核相关矩阵  $K$  也是循环矩阵, 相应的对偶空间也可以得出参数解  $\hat{\alpha}$ :

$$\hat{\alpha} = \frac{\hat{y}}{\hat{k} + \lambda \delta} \quad (3)$$

一般采用高斯核函数计算  $x$  和  $x'$  之间核相关, 计算的方法为:

$$k^{xx'} = \exp\left(-\frac{1}{\sigma^2} (\|x\|^2 + \|x'\|^2 - 2F^{-1}(\hat{x}^* \odot \hat{x}'))\right) \quad (4)$$

检测阶段, 通过计算基样本  $x$  和检测样本  $z$  之间的核, 并求其与参数解  $\hat{\alpha}$  之积的反傅里叶变换, 就可以得到检测区域的响应图, 根据最大位置, 就可以得到目标的位置相对移动。

$$y = C(k^{xz}) \alpha = F^{-1}(\hat{k}^{xz} \odot \hat{\alpha}) \quad (5)$$

$y$  为得到的响应图, 通过图中响应最大的位置坐标可以得出两帧图像之间目标位置的差值, 从而获取当前帧目标的位置。

### 3.3 跟踪质量评价

一般的目标跟踪是一个开环的过程, 即使用跟踪器跟踪上一帧的目标, 估计当前帧中目标的位置, 估计完成后更新目标的模板, 以此为检测器在下一帧检测目标的位置, 至于跟踪器跟踪的效果如何, 更新后的模板能不能有效反映目标的外观变化, 目标是否出现了被遮挡或出视窗的情况, 这些



都是不确定的。如果不存在检测跟踪效果的环节,没有对跟踪的质量进行评估,就无法确定模板的更新和是否重检测的时机。因此为了实现对目标长期有效的跟踪,对跟踪的效果进行评估是一个不可或缺环节。

Wang M 等<sup>[16]</sup>在 LMCF 中提出了两种置信度评估方法,第一个指标是最大响应值,即相关滤波中响应最大的值,因为这个指标反映了跟踪结果和模板的相似程度,如果该指标过低说明可能出现了遮挡或明显的形变,第二个指标是平均峰值相关能量 (Average Peak-to Correlation Energy, APCE)

$$APCE = \frac{|F_{\max} - F_{\min}|^2}{\text{mean}(\sum_{w,h} (F_{w,h} - F_{\min})^2)} \quad (6)$$

### 3.4 平面内旋转和平面外旋转

平面内旋转和平面外旋转是视觉目标跟踪中跟踪算法需要解决的重要干扰问题。图 4 直观展示了平面内旋转和平面外旋转效果的差异。

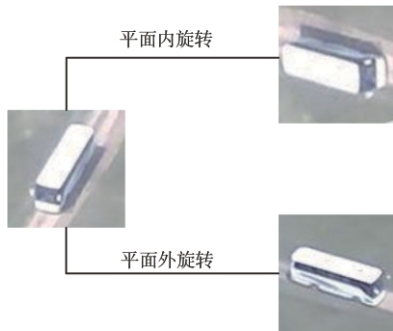


图 4 平面内旋转和平面外旋转

Fig. 4 In-the-plane rotation and out-of-plane rotation

平面内旋转一般表现为目标图像进行了单纯的图像旋转,也可以理解为目标和相机相对方位和距离没有变化,仅仅是相机围绕其光轴进行了旋

转,该旋转产生的结果对目标的外观没有重大影响,只是目标图像进行了旋转。

平面外旋转则表现为目标图像出现的重大外观变化,一般出现在目标和相机的相对方位出现了较大变化的时候,此时相机一般在目标的斜上方,围绕目标进行旋转运动,典型的场景就是携带相机的无人机在目标斜上方进行拍摄。

## 4 基于线性旋转子空间的视觉跟踪算法

### 4.1 线性旋转空间

在无人机进行保距跟踪的情况下,目标和无人机之间的相对位置呈现出周期性的变化,相应的,目标在摄像机中的外观也会呈现出对应的周期性变化(如图 5 所示),一个周期均是无人机盘旋一周的时间,本文将之称为跟踪周期。

经过实验测试分析(如图 6 所示),常用跟踪算法(ECO, SAMF, Staple, CN, KCF, CSR-DCF)在目标图像周期性变化的过程中会逐渐出现跟踪漂移的情况。出现这种情况的原因在于基于相关滤波的算法是在线更新的,即在每一帧都会对目标的模板进行更新,使用这种更新方式跟踪效果好的前提是上一帧得到的目标位置和区域是准确的,是能真实反映目标外观的,否则模板就会逐渐被混入的背景污染,出现累计误差,在没有重检测环节的情况下,这种污染会越来越严重,跟踪框会离目标越来越远,直至完全跟丢,不可挽回。

为了防止跟踪过程中出现漂移,将初始帧的目标图像进行平面内旋转,模拟相机在目标不同方位的视角下的平面外旋转成像,利用这些“伪图像”训练滤波器,并用于第一个跟踪周期的目标定位,在第一个跟踪周期内利用获取的“真图像”,替换掉生成的“伪图像”,完成新的滤波器的更新。



图 5 保距跟踪情况下视角变化导致目标图像出现周期性变化

Fig. 5 The periodic change of target image caused by periodic change in standoff tracking

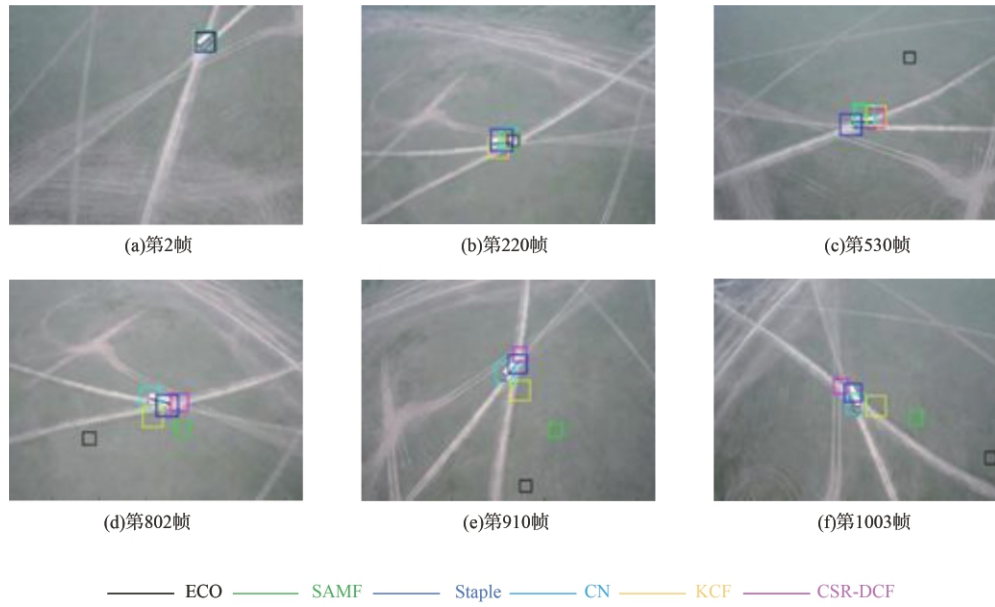


图6 一般跟踪算法出现误差  
Fig. 6 Tracking drift of state-of-art algorithm

将初始帧图像旋转 $\theta^\circ$ 之后,在新的目标位置周围取同样大小的图像区域 $I_\theta$ 训练该角度下的滤波器。假设初始帧图像大小为 $(W, H)$ ,目标中心的图像坐标为 $(x, y)$ ,目标大小为 $(w, h)$ ,相关滤波类算法中一般使用目标周围一定区域的图像 $I$ 进行滤波器的训练,此处考虑到图像中目标的纵横比会发生极大变化,且不利于统一尺寸的相关滤波器的生成,将 $I$ 设定为正方形区域,边长 $L$ 为

$$L = (1 + \text{padding}) \max(w, h) \quad (7)$$

其中,  $\text{padding}$  是用来调整区域大小的参数。旋转后图像的大小 $(W_R, H_R)$ 为

$$\begin{cases} W_R = W \cos \theta + H \sin \theta \\ H_R = W \sin \theta + H \cos \theta \end{cases} \quad (8)$$

根据图像旋转的性质,原目标中心坐标 $(x, y)$ 旋转 $\theta$ 之后,在新图像中的坐标 $(x_R, y_R)$ 。

$$\begin{cases} x_R = (x - \frac{W_R}{2}) \cos \theta - (y - \frac{H_R}{2}) \sin \theta + \frac{W}{2} \\ y_R = (x - \frac{W_R}{2}) \sin \theta - (y - \frac{H_R}{2}) \cos \theta + \frac{H}{2} \end{cases} \quad (9)$$

在旋转后的图像中,以 $(x_R, y_R)$ 为中心,取边长为 $L$ 的正方形图像作为该角度的滤波器训练图像,并使用KCF算法中滤波器训练方法进行训练。假设每次旋转 $\theta^\circ$ ,取得的训练图像为 $I_\theta$ ,训练完成的滤波器为 $F_\theta$ ,共训练完成 $360/\theta$ 个滤波器。从初始帧开始,每次进行目标位置检测的时候均用相邻的三个滤波器同时进行检测,将三个滤波器响应最大的

滤波器对应的响应位置作为新的目标位置,并在该滤波器响应峰值最大时更新相应图像和滤波器,增强下一个跟踪周期内对目标位置的判别能力。

#### 4.2 线性旋转子空间更新机制

在合适的时机用正确的目标图像更新线性旋转子空间是稳定跟踪的保证,图7给出了线性旋转子空间的更新机制。在首帧,将目标图像进行正负一定角度的平面内旋转,用之训练滤波器组,检测时用相邻三个滤波器同时进行检测,当某平面内旋转图像对应的滤波器跟踪效果检测最优时,可以认为此时检测到的目标图像是该视角的正确图像,立即更新旋转子空间中对应视角和相邻视角的图像。经过一个整周的盘旋,可以获取目标各个视角的准确图像,可以保证后续跟踪的稳定性。

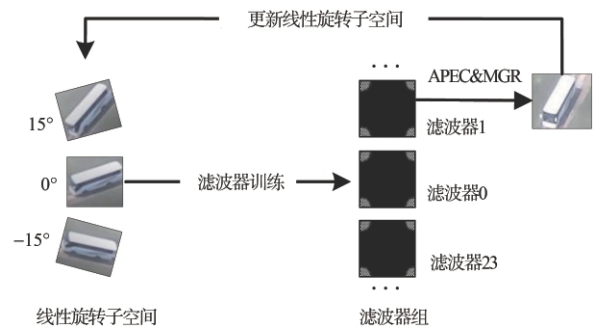


图7 线性旋转子空间更新机制

Fig. 7 Update process of linear rotate subspace

### 4.3 跟踪质量判定

跟踪质量判定是及时纠正错误跟踪的基础。据研究,跟踪准确的响应图具有以下特征:响应最大处峰值大,最高峰比较陡峭,响应图波动较小。本文采用平均响应梯度(Mean Gradient of Response, MGR)和平均峰值相关能量(Average Peak-to Correlation Energy, APCE)进行跟踪效果评估。

最大值周围一定范围内的平均梯度作为衡量最大值所在峰的陡峭程度:

$$MGR = \text{mean}(|\text{grad}(I_{\text{response}}(\text{region}))|) \quad (10)$$

其中  $\text{mean}$ ,  $\text{grad}$  分别表示取均值和取梯度操作,  $\text{region}$  表示最高峰附近以  $L_R$  为边长的正方形区域。

平均峰值能量<sup>[16]</sup>能够反映响应图的波动程度,为此采用评估方法为:

$$APCE = \frac{|I_{\max} - I_{\min}|^2}{\text{mean}(\sum_{w,h} (I_{w,h} - I_{\min})^2)} \quad (11)$$

其中  $I_{\max}$  为响应图的最大值,  $I_{\min}$  为响应图的最小值,  $I_{w,h}$  为响应图中每个位置的响应值。该值越大反映响应图的峰值越明显,峰值以外区域波动不明显,

即跟踪的效果较好。

### 4.4 算法总体框架

图 8 给出线性子旋转空间视觉跟踪算法(LineAr Rotate Subspace based visual Tracking, LARST) 总体工作流程。首先在首帧中使用目标识别算法识别出视窗内的目标,紧接着生成该目标图像的线性旋转子空间,并训练对应的滤波器组,之后的工作将紧紧围绕使用滤波器组检测目标位置并随时利用获取的目标图像更新滤波器组展开。例如,在使用目标跟踪算法对第  $t$  帧中的目标进行定位的时候,使用  $t-1$  帧中对目标响应最大的滤波器(称之为滤波器)及相邻的滤波器(称之为旁滤波器)对目标位置进行检测。如果主滤波器响应最大,即表示该目标外观没有发生显著变化,不用更新滤波器组,反之如果旁滤波器响应最大,且跟踪效果较好,该旁滤波器没有更新过,就使用该跟踪结果更新滤波器组,如果跟踪效果不好,就在跟踪结果的小范围距离内使用简单的目标检测算法对目标进行检测定位,并用于更新滤波器序列。最后,如果跟踪质量检测表示已经出现遮挡或出视窗等严重跟丢情况,在下一帧扩大范围搜寻目标的位置。

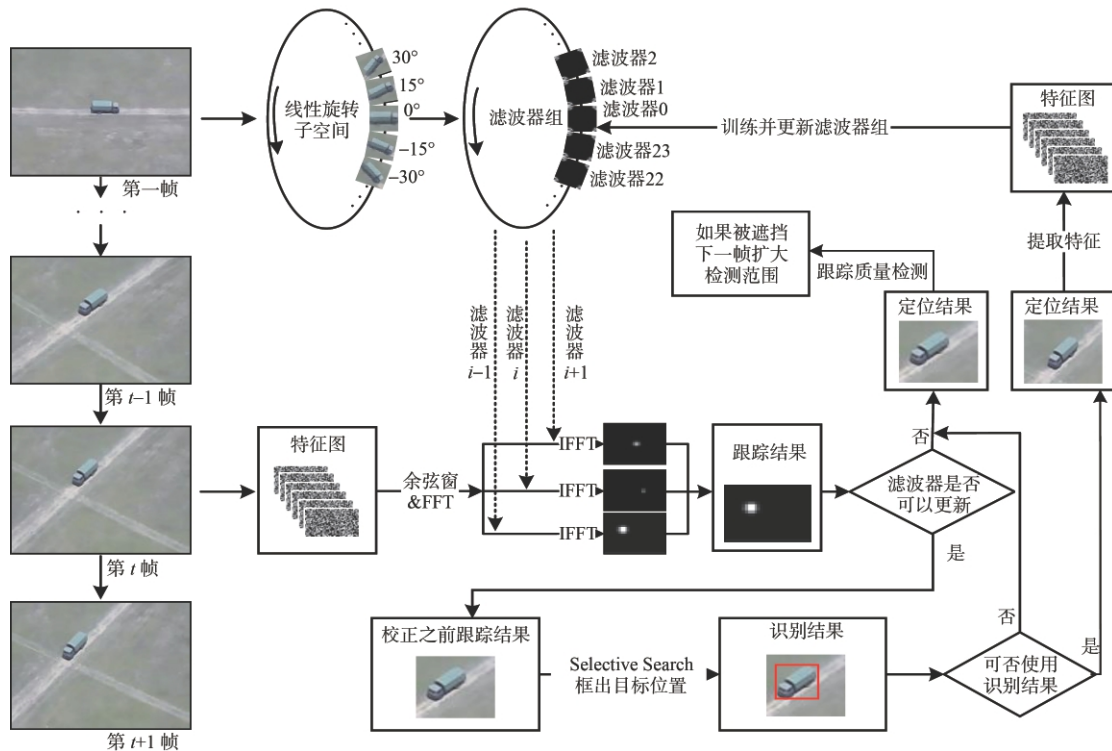


图 8 基于线性旋转空间的视觉跟踪算法(LARST)总体框架

Fig. 8 Algorithm flow of linear rotate subspace visual tracking(LARST)



## 5 实验及结果

### 5.1 实验参数设置

为了验证算法的有效性以及性能,分别采用四旋翼拍摄数据集以及固定翼无人机保距跟踪采集数据集对算法进行验证。采用的线性旋转子空间的数目,即序列滤波器的数目为 $n=24$ ,即每隔 $15^\circ$ 训练一个滤波器,搜索算法中padding值为2.5,为了缩短取样的时间,将搜索区域设置为以上一帧目标位置为中心的正方形区域内,方便将一次取样和多个角度滤波器进行检测,并且在实验中采用fHOG特征,CN特征,降低特征提取的计算复杂度,提高算法的实时性。

实验先采用笔记本电脑进行算法验证,笔记本电脑的CPU为i7-6700HQ,GPU为GTX 960m,8GB内存,最后的实机飞行阶段采用TX1搭载图像处理算法,CPU为A57,GPU为NVIDIA Maxwell,4GB内存。

实验侧重于关注跟踪距离误差(Center Location Error, CLE),即跟踪结果中目标中心位置和手动标记的跟踪框中心位置的直线距离,因为目标中心在视窗中的坐标是固定翼无人机保距跟踪中需要的唯一参数。

$$CLE = \|O_i^E - O_i^{GT}\| \quad (12)$$

其中, $O_i^E$ 和 $O_i^{GT}$ 分别为算法估计的目标中心位置和手动标记的目标中心位置。

### 5.2 四旋翼无人机视角数据集实验

本文算法解决固定翼无人机视角下目标旋转后的跟踪偏差问题,但没有公开的固定翼无人机视角的数据集用于训练和测试算法,为了模拟固定翼视角下的目标跟踪问题,选择UAV123和VisDrone中目标大幅度旋转的视频序列,和使用四旋翼无人机拍摄的视频序列进行算法测试,验证算法有效性及性能。具体包括VisDrone中的Car1,car2,car7和UAV123中的S1313,S1702,S1603以及四旋翼无人机拍摄S11,S12,S13,S14等序列。

图9给出了Car1序列中跟踪效果的关键帧,可以看出:在跟踪的前半段,目标和无人机之间的相对位置发生了显著变化,目标图像发生显著的平面外旋转,此时普通的视觉跟踪算法均出现了不同程度的跟踪漂移,而LARST算法能够有效利用多个角度的滤波器对目标位置进行准确估计,减少了跟踪漂移的情况。在目标被遮挡并重新出现以后,其他算法不能及时重新检测目标,而LARST算法能够在寻回机制的帮助下及时找回跟丢的目标,并继续进行较为准确的跟踪。

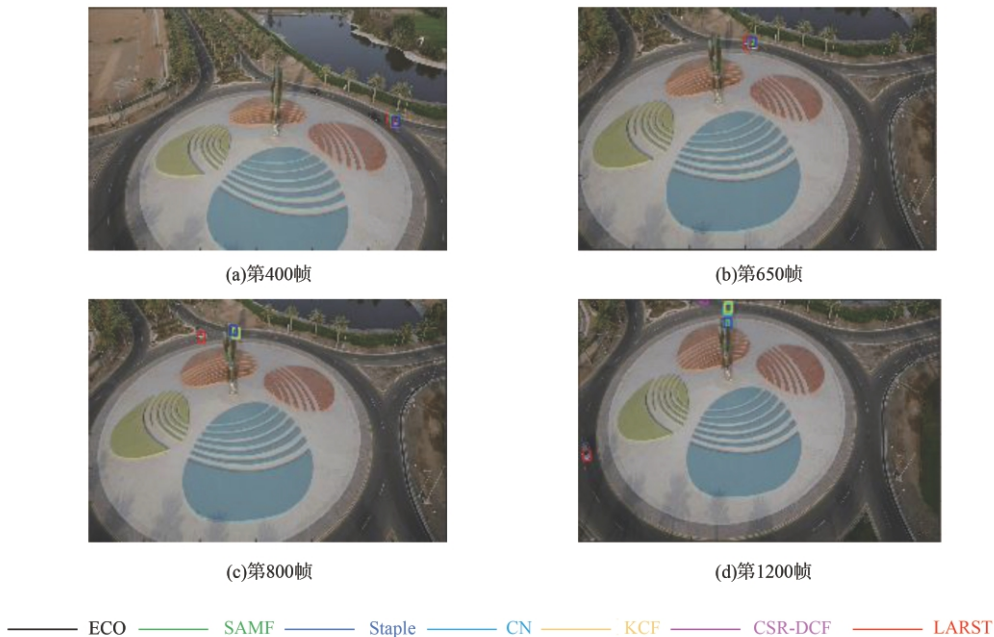


图9 Car1序列中跟踪结果关键帧比较

Fig. 9 Key frames of tracking result in sequence Car1

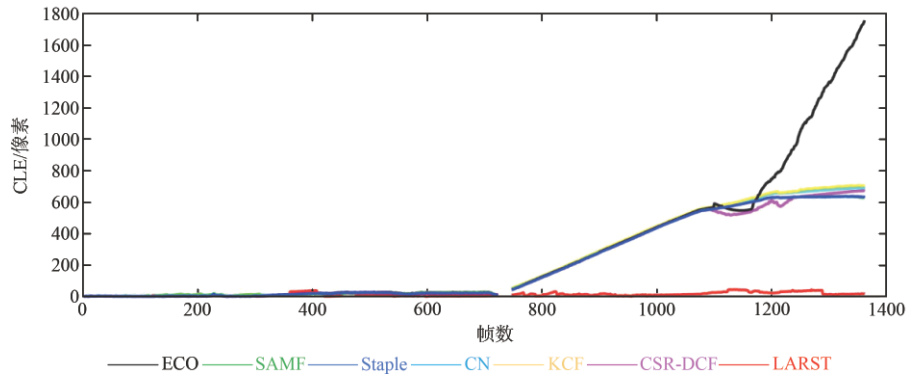


图 10 Car1 序列中跟踪距离误差变化图

Fig. 10 Center location error of tracking result in sequence Car1

图 10 给出了 Car1 序列中, LARST 算法和其他六种通用视觉跟踪算法的跟踪效果对比。可以看出, 在视觉跟踪的前半段, 目标图像发生明显旋转的情况下, LARST 算法能够保持较为准确的跟踪精度, 尤其是在 720 帧左右, 目标图像被建筑物完全遮挡并再次出现之后, 其余通用跟踪算法完全跟丢, LARST 算法能够在目标重新出现之后及时发现目标的踪迹, 并及时锁定位置, 继续进行较为准确的位置估计。

### 5.3 固定翼视角数据集测试

实验采用固定翼无人机对地面目标进行保距跟踪, 使用机载摄像机记录目标图像。经过标注的图像序列有 S21, S22, S23。相对于四旋翼无人机采

集数据集, 固定翼无人机采集数据集存在目标晃动幅度更大的问题, 带来更明显的目标外观变化, 对跟踪算法提出了更高的要求。

图 11 给出了六种通用跟踪算法和 LARST 算法跟踪的关键帧比较。可以看出, 在使用固定翼无人机拍摄的目标图像序列中, LARST 算法能够在跟踪的过程中始终保持相对准确的跟踪效果, 没有出现超出容忍范围的跟踪误差, 与此同时, 其余通用跟踪算法均不同程度地出现了跟踪漂移的问题, 特别是在跟踪的后半段出现了部分算法直接跟丢的情况, 这在实际运用中明显是不被允许的。

图 12 给出了六种通用跟踪算法和 LARST 算法

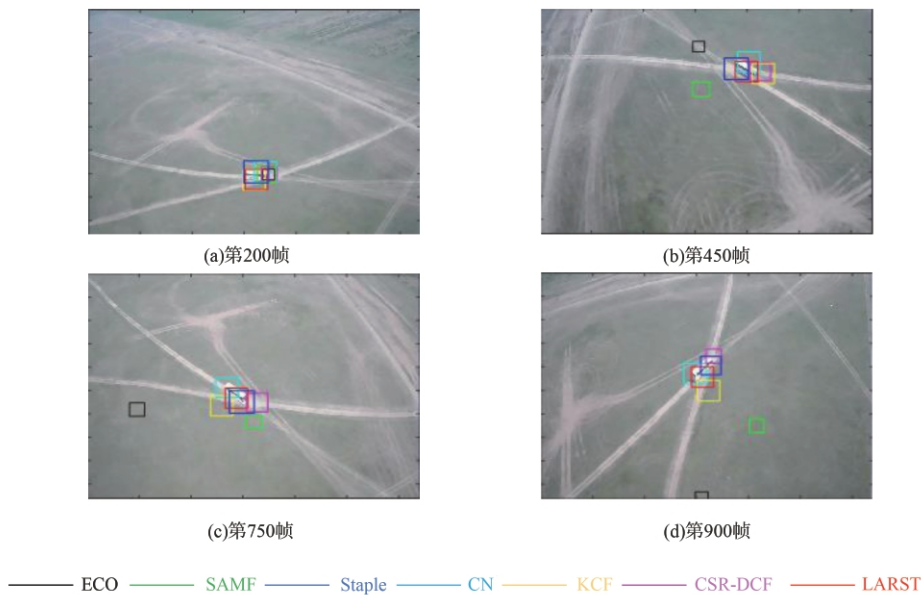


图 11 S22 序列中跟踪结果关键帧比较

Fig. 11 Key frames of tracking result in sequence S22

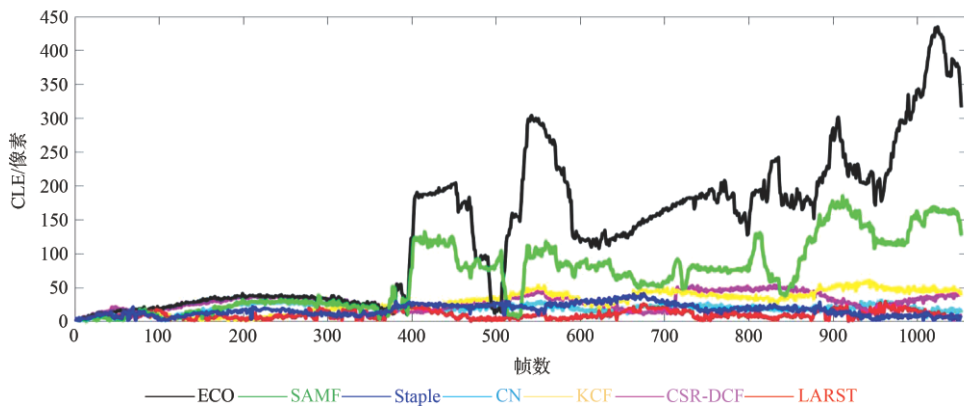


图12 S22序列中跟踪距离误差变化图

Fig. 12 Center location error of tracking result in sequence S22

对S22序列图像的跟踪误差变化曲线。曲线表明LARST算法对目标位置的估计误差始终保持在一个相对较低的水平,并且误差波动较小,与之形成对比的是,其余算法的跟踪误差均在一个相对较高的水平,部分算法误差较大,且起伏较大,分析认为是出现了跟踪丢失的情况。

#### 5.4 固定翼无人机飞行实验

为了验证LARST算法在进行飞行时是否能够持续稳定地获取目标在图像中的位置,并为后续的定位跟踪环节提供可靠数据,使用小型固定翼无人机进行了实机飞行验证。

实验采用如图13所示的灵雁固定翼无人机,飞机上搭载了通信设备、电源、图像处理器、自动驾驶仪以及搭载有摄像机的吊舱,无人机采用GPS进行定位导航,采用P900进行对地通信。实验中使用两架灵雁无人机协同跟踪单辆汽车,实验设置如下:车辆运动速度约为6m/s,两架无人机起飞后自主进行覆盖搜寻,搜寻到目标进行大致定位后,通过地面通信站互通目标状态信息,然后两架无人机协同对地面目标实施融合定位与跟踪。实验中,LARST

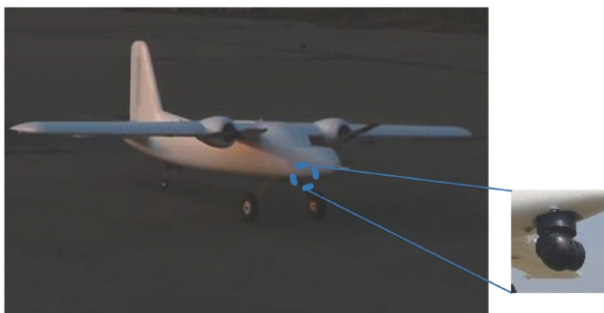


图13 搭载有摄像机的灵雁固定翼无人机

Fig. 13 Ling Yan fixed-wing drone with camera

算法运用于整个定位跟踪系统的最前端,即发现并实时提供目标在图像中的位置,为后续的融合定位提供可靠的数据源支持,在一定程度上保证定位的准确度。图14展示了双无人机跟踪地面移动目标的实机飞行图以及其中一架无人机的机载摄像机

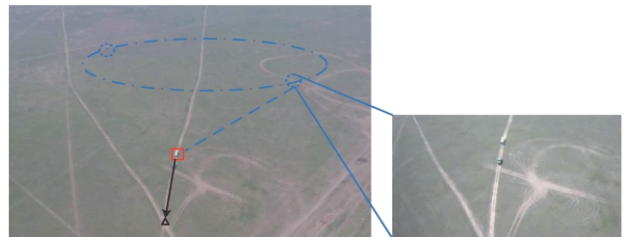


图14 基于视觉的双无人机协同跟踪地面移动目标示意图

Fig. 14 Vision-based dual UAV cooperative tracking of ground moving targets

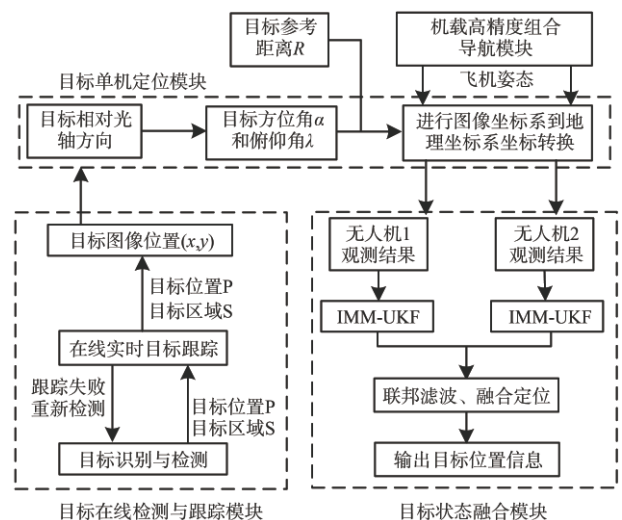


图15 基于视觉的双无人机协同定位算法流程

Fig. 15 Algorithm flow of vision-based dual UAV collaborative location of ground moving target



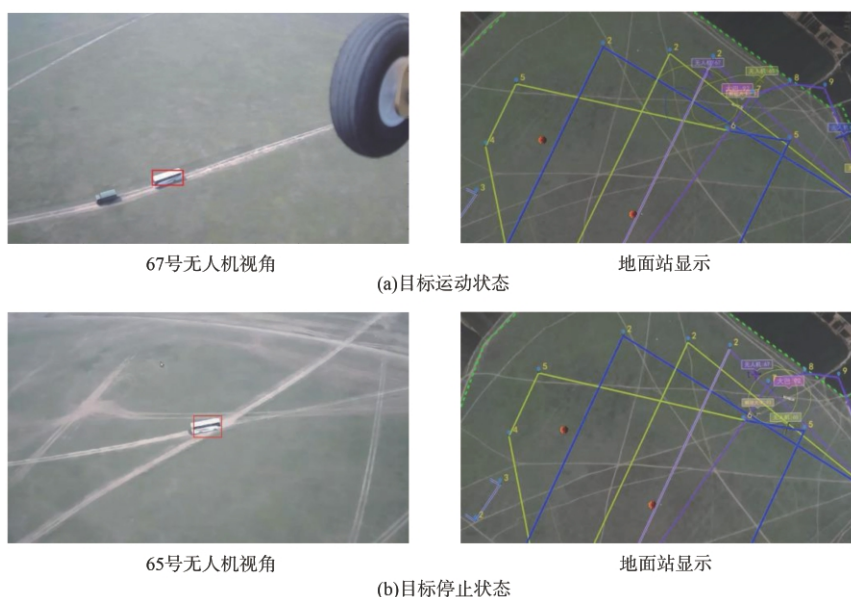


图 16 无人机保距跟踪目标实验效果

Fig. 16 Experimental results of UAV standoff tracking

图像。

实验系统的工作流程如图 15 所示:每架无人机上的摄像机对地面目标进行搜索、检测,当检测到目标后进行视觉层面的跟踪操作,然后根据目标在视窗中的位置,结合云台的姿态、飞机的姿态和无人机的定位信息,解算出目标的位置信息,结合多架无人机的位置估计信息,进行位置状态融合,得到更加准确的目标位置,最后引导飞机对目标进行持续的盘旋跟踪,对目标进行持续的观测。

实机飞行中验证了 LARST 算法的有效性,能够运用于固定翼无人机对地目标的检测跟踪和定位算法,在飞行中能够稳定获取目标车辆在视窗内的位置信息。图 16 给出了实验中两架无人机的机载视角图像,以及地面站显示的跟踪效果示意图。

## 6 结 论

本文从以下三个方面入手,提出了基于固定翼无人机平台的基于线性旋转子空间的视觉跟踪算法,能够对无人机视觉跟踪难点有一定抑制作用,并满足机载视觉目标跟踪算法的相关基本要求:

(1) 提出了一种在线生成线性旋转子空间并训练相关滤波器的方法,使用这种方法能够有效抑制平面外旋转产生的视角变化带来的跟踪漂移现象,

在目标出现平面外旋转的情况下依然能够有效捕捉到目标的位置;

(2) 引入跟踪置信度的判断准则,判断跟踪结果的质量,并借此判断模板更新时机和目标是否已经丢失;

(3) 使用低维特征对目标进行描述,满足实时性要求,并使用搭载 LARST 算法的固定翼无人机进行实机飞行。

实验表明算法对跟踪漂移有一定的抑制效果,且跟踪效果优于现有算法,实机飞行表明算法能够用于多无人机协同目标定位与跟踪。

## 参 考 文 献

- [ 1 ] Fu C, Duan R, Kircali D, et al. Onboard robust visual tracking for UAVs using a reliable global-local object model [J]. *Sensors*, 2016, 16(9): 1406.
- [ 2 ] Wang N, Yeung D Y. Learning a deep compact image representation for visual tracking [C]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2013.
- [ 3 ] Nam H, Han B. Learning multi-domain convolutional neural networks for visual tracking [C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016.
- [ 4 ] Nam H, Baek M, Han B. Modeling and propagating cnns in a tree structure for visual tracking [J]. *arXiv preprint arXiv*, 1608.07242, 2016.
- [ 5 ] Yun S, Choi J, Yoo Y, et al. Action-decision networks for visual tracking with deep reinforcement learning [C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and*

- Pattern Recognition, 2017.
- [6] Wang L, Ouyang W, Wang X, et al. Visual tracking with fully convolutional networks [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015.
- [7] Bertinetto L, Valmadre J, Henriques J F, et al. Fully-convolutional siamese networks for object tracking [C]. European Conference on Computer Vision, 2016.
- [8] Zhu Z, Wang Q, Li B, et al. Distractor-aware siamese networks for visual object tracking [C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2018.
- [9] Li B, Yan J, Wu W, et al. High performance visual tracking with siamese region proposal network [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018.
- [10] Held D, Thrun S, Savarese S. Learning to track at 100 fps with deep regression networks [C]. European Conference on Computer Vision, 2016.
- [11] Bolme D S, Beveridge J R, Draper B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters [C]. The Twenty-Third IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010.
- [12] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 37(3): 583-596.
- [13] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels [C]. European Conference on Computer Vision, 2012.
- [14] Danelljan M, Shahbaz Khan F, Felsberg M, et al. Adaptive color attributes for real-time visual tracking [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014.
- [15] Danelljan M, Häger G, Khan F, et al. Accurate scale estimation for robust visual tracking [C]. British Machine Vision Conference, 2014.
- [16] Wang M, Liu Y, Huang Z. Large margin object tracking with circulant feature maps [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017.
- [17] Ma C, Yang X, Zhang C, et al. Long-term correlation tracking [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015.
- [18] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift [C]. Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2000.
- [19] Zhang T, Xu C, Yang M H. Learning multi-task correlation particle filters for visual tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018.
- [20] Fu Z, Han Y. Centroid weighted Kalman filter for visual object tracking [J]. Measurement, 2012, 45(4): 650-655.
- [21] Li Y, Zhu J. A scale adaptive kernel correlation filter tracker with feature integration [C]. European Conference on Computer Vision, 2014.
- [22] Danelljan M, Hager G, Shahbaz Khan F, et al. Learning spatially regularized correlation filters for visual tracking [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015.
- [23] Danelljan M, Robinson A, Khan F S, et al. Beyond correlation filters: Learning continuous convolution operators for visual tracking [C]. European Conference on Computer Vision, 2016.
- [24] Danelljan M, Bhat G, Shahbaz Khan F, et al. Eco: Efficient convolution operators for tracking [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017.
- [25] Bertinetto L, Valmadre J, Golodetz S, et al. Staple: Complementary learners for real-time tracking [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016.
- [26] Lukezic A, Vojir T, Cehovin Zajc L, et al. Discriminative correlation filter with channel and spatial reliability [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017.

#### 作者简介:



车飞(1994-),男,硕士研究生,主要研究方向为视觉跟踪、无人机目标定位与跟踪。



李杰(1985-),男,博士,讲师,主要研究方向为智能无人系统。



牛轶峰(1980-),男,博士,副教授,主要研究方向为智能无人系统。

[引用格式] 王康, 翟弟华, 夏元清. 面向人机交互的运动想象脑电信号感知算法研究[J]. 无人系统技术, 2020, 3(1): 31-37.

# 面向人机交互的运动想象脑电信号感知算法研究

王康, 翟弟华, 夏元清  
(北京理工大学自动化学院, 北京 100081)

**摘要:** 脑电信号的特征提取与分类识别是脑机交互领域的核心问题。针对运动想象脑电信号的多分类问题, 以更好利用包含有用信息的脑电信号频带为目的, 提出了基于小波包变换(WPD)和一对多共空间模式(CSP)的特征提取算法。首先使用WPD算法将原始脑电信号分解成一系列子频带, 筛选与运动想象活动相关的子频带。然后使用一对多CSP算法进行特征提取。最后对各子频带的特征进行组合并使用BP神经网络进行分类。算法的有效性通过BCI竞赛的基准数据集进行了测试, 相较于竞赛结果有了明显提升。

**关键词:** 脑机接口; 人机交互; 运动想象; 小波包分解; 共空间模式; 神经网络

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 2096-5915(2020)01-0031-07

## Research on Perceptual Algorithm of Motor Imagery EEG for Human-Computer Interaction

WANG Kang, ZHAI Dihua, XIA Yuanqing  
(School of Automation, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

**Abstract:** The feature extraction and classification of EEG signals are the core issues in the field of brain computer interaction. To make full use of the EEG frequency bands containing useful information, a feature extraction algorithm based on wavelet packet transform (WPD) and one vs rest common space pattern (CSP) is proposed. Firstly, WPD algorithm is used to decompose the original EEG signal into a series of sub-bands, and based on this the sub-bands related to the activity of motion imagination are screened out. Then one vs rest CSP algorithm is used to extract EEG features. Finally, the characteristics of each sub-band are combined and classified by BP neural network. The validity of the algorithm is tested by the benchmark data set of BCI competition, and it is shown that the result is obviously improved in comparison with the competition result.

**Key words:** Brain Computer Interface; Human Computer Interaction; Motor Imagery; Wavelet Packet Decomposition; Common Spatial Patterns; Neural Network

## 1 引言

脑机接口(Brain Computer Interface, BCI)可以在人脑与外界的环境设备之间建立直接交流的通道,从而实现大脑对外部设备的交互控制<sup>[1]</sup>。因可以在控制系统中融合人与机器的智能,脑机接口技术在军事、医疗、娱乐等领域中展现了广阔的前景。21世纪初美国就在意念控制机器人士兵项目中投入了大量的研究经费。2004年,美军资助了多个研

究机构开展“思维控制机器人”项目的研究。2009年,多名美国著名学者撰写了《Opportunities in Neuroscience for Future Army Application》<sup>[2]</sup>,将脑机接口列为军事领域重点发展技术。2013年,美国国防部提出“阿凡达”项目,拟实现意念远程操控“机器战士”,代替士兵在战场上执行作战任务<sup>[3]</sup>。近年,我国在此领域也加大研发,并取得了不错的进展。如国防科技大学研制成功脑控汽车,可以根据



人脑的思维意识完成启动、转弯和加速等复杂操作<sup>[4]</sup>。可以相信,脑机接口技术可为机器人、装甲车等武器装备进行智能化赋能,引发武器装备在操控方面的革命。

脑机接口系统主要包括脑电信号的采集与预处理、特征提取、分类识别和输出控制。目前,脑机接口的输入信号主要采用统计特征较为明显的脑电信号,其中运动想象脑电信号通过检测大脑 $\mu$ 节律和 $\beta$ 波的能量对人脑的意图进行判断<sup>[5]</sup>,被广泛应用于脑机接口系统。特征提取与分类识别是实现脑机接口系统的核心技术<sup>[6]</sup>,识别结果可以转换成可被计算机控制指令。运动想象脑电信号常用的特征提取算法包括功率谱估计、自适应自回归模型、小波变换和共空间模式等<sup>[7-9]</sup>,常用的分类识别算法包括线性判别分析、隐马尔科夫模型、支持向量机和人工神经网络等<sup>[10-11]</sup>。目前,运动想象脑电信号在二分类任务可以取得良好的结果,基于共空间模式的特征提取算法在右手和舌头的实验中可以取得高达97%的正确率<sup>[12]</sup>。而在多分类任务中,分类结果表现并不理想,李昕等<sup>[13]</sup>利用小波变换和支持向量机在多任务的分类识别中最优分类准确率仅为69%;施锦河等<sup>[14]</sup>利用共空间模式、Hilbert算法和支持向量机在多分类任务中的最优准确率为91%,但实验使用了60个脑电电极,准确率在实验过程中存在波动,稳定性不足;天津大学的万柏坤等<sup>[15]</sup>利用了二维的时频域分析、Fisher判别法和支持向量机进行了多分类任务的研究,最优准确率达到86%,但使用了60个电极,操作较为复杂,缺乏实用性。

考虑到单一算法的局限性,本文采用了小波包分解算法和一对多共空间模式对脑电信号进行联合特征提取,将原始信号分解为多个子频带,提取了细化的时频域特征,充分考虑了运动想象脑电信号的相关作用频带,并使用人工神经网络对提取的特征进行分类。此外,尽管一些文献提出的算法展现出了良好的效果,但由于受到测试对象和环境等因素的影响,分析的脑电数据存在差异,缺乏统一性,难以得出较为客观的比较结果。因此,本文使用“BCI IV”竞赛中提供的公共标准数据 Dataset 2a 对算法进行了验证,并与竞赛前几名的数据进行比较,结果表明,本文算法的识别准确率有着比较明显的提升。

## 2 算法原理

### 2.1 小波包分解

小波包分解<sup>[16]</sup>(Wavelet Packet Decomposition, WPD)是在小波变换(Wavelet Transformation, WT)的基础上优化得到的信号分解与重构方法。小波变换可以对信号进行局部化与多尺度分析,在信号分析中具备一定的自适应性。但是,小波变换只是对信号的低频部分进行分解与重构,而小波包变换考虑了信号的高频部分,能够有效降低信号冗余,克服了小波变换的固有缺点。因此,小波包变换对非平稳的神经生物信号、机械振动信号等可以进行更好的时、频域分析。

小波包分解使用低通滤波器 $h_n$  ( $n \in Z$ )和高通滤波器 $g_n$  ( $n \in Z$ )对原始的非平稳信号进行滤波,其中 $g_n = (-1)^n h_{1-n}$ ,二者为正交关系。正交尺度函数 $\phi(t)$ 和小波函数 $\varphi(t)$ 满足:

$$\begin{cases} \phi(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} h_k \phi(2t - k) \\ \varphi(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} g_k \phi(2t - k) \end{cases} \quad (1)$$

考虑到公式表述的一般性,本文将正交尺度函数 $\phi(t)$ 和小波函数 $\varphi(t)$ 均表示为 $\mu(t)$ 。在尺度0上,尺度函数为 $\mu_{0,0}(t)$ ,尺度1上的正交尺度函数和小波函数分别为 $\mu_{1,0}(t)$ 和 $\mu_{1,1}(t)$ ,则式(1)在尺度2上可表示为:

$$\begin{cases} \mu_{1,0}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} h_k \mu_{0,0}(2t - k) \\ \mu_{1,1}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} g_k \mu_{0,0}(2t - k) \end{cases} \quad (2)$$

对于尺度 $j$ ,递推可得到表达式为:

$$\begin{cases} \mu_{j,2n}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} h_k \mu_{j-1,n}(2t - k) \\ \mu_{j,2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} g_k \mu_{j-1,n}(2t - k) \end{cases} \quad (3)$$

其中,函数系 $\mu_{j,n}$ 表示小波函数 $\varphi(t)$ 的小波包,图1为三层小波包分解的示意图。

### 2.2 共空间模式

共空间模式<sup>[17]</sup>(Common Spatial Patterns, CSP)

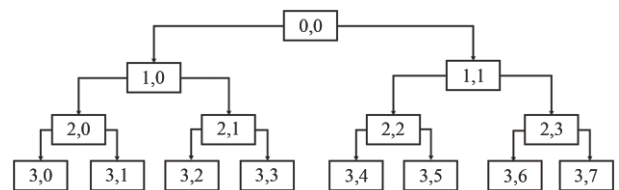


图1 小波包分解图

Fig. 1 Wavelet packet decomposition diagram

是一种典型的运动想象脑电信号特征提取算法,在二分类任务中取得了良好的效果。CSP算法的原理是通过设计空间滤波器,使一类信号的方差最大化,同时使另一类信号的方差最小化,提取区分度较高的脑电特征。在多分类问题中,可以使用一对多的思想将原始的二分类CSP算法进行扩展,具体可以将多类信号中的一类作为单独一类,其余类别统一作为另外一类处理,依次计算得到四个二类投影矩阵,构造一个四类的CSP特征提取模型。

假设 $X_i$ 是大小为 $N \times T$ 的第 $i$ 类原始脑电信号,其中 $N$ 表示脑电信号的通道数, $T$ 表示采样点数, $X_i$ 的归一化协方差矩阵为:

$$R_i = \frac{X_i X_i^T}{\text{trace}(X_i X_i^T)} \quad (4)$$

四分类任务中,混合空间协方差矩阵可以计算为:

$$R = \overline{R}_1 + \overline{R}_2 + \overline{R}_3 + \overline{R}_4 \quad (5)$$

其中: $\overline{R}_1, \overline{R}_2, \overline{R}_3, \overline{R}_4$ 分别表示对应类别运动想象信号经过多次实验中得到的平均协方差矩阵。 $R$ 经过特征分解可以得到:

$$R = U_0 V U_0^T \quad (6)$$

其中: $U_0$ 表示 $R$ 的特征向量, $V$ 表示 $R$ 的特征值矩阵。对特征值矩阵 $V$ 进行降序排列,并对 $U_0$ 进行相应调整,白化矩阵可计算为:

$$P = V^{-\frac{1}{2}} U_0^T \quad (7)$$

对于四分类任务,一对多CSP算法在计算脑电信号的投影矩阵时,将其中一类信号作为基准,其余的三类信号则归为另一类,以 $R_1$ 基准的计算为例,另一类 $R'_1$ 可以表示为:

$$R'_1 = R_2 + R_3 + R_4 \quad (8)$$

分别计算 $R_1$ 和 $R'_1$ 的平均协方差矩阵,并表示为 $\overline{R}_1, \overline{R}'_1$ ,然后对二者进行白化变换可得:

$$\begin{cases} S_1 = P_1 \overline{R}_1 P_1^T \\ S'_1 = P_1 \overline{R}'_1 P_1^T \end{cases} \quad (9)$$

分别对 $S_1$ 和 $S'_1$ 进行特征分解:

$$\begin{cases} S_1 = U_1 V_1 U_1^T \\ S'_1 = U_1 V'_1 U_1^T \end{cases} \quad (10)$$

其中: $V_1$ 和 $V'_1$ 满足 $V_1 + V'_1 = I$ 。投影矩阵可以计算为:

$$W_i = U_1^T P_1 \quad (11)$$

同理, $R_i$ 对应的投影矩阵可以计算为:

$$W_i = U_i^T P_i \quad (12)$$

将脑电信号 $X_i$ 进行投影,可以得到:

$$Z_i = W_i X_i \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (13)$$

对各类别投影后的信号 $Z_i$  ( $i = 1, 2, 3, 4$ )各取前 $m$ 行可以组成一个新的四类CSP特征提取模型,共有 $N=4m$ 行,特征向量的计算公式为:

$$f_p = \left( \frac{\text{var}(z_p)}{\sum_{q=1}^N \text{var}(z_q)} \right) \quad p = (1, 2, \dots, N) \quad (14)$$

### 2.3 人工神经网络

神经网络<sup>[18]</sup>由神经元模型组成。神经元模型是一种非线性的信息处理节点<sup>[19]</sup>,结构如图2所示。

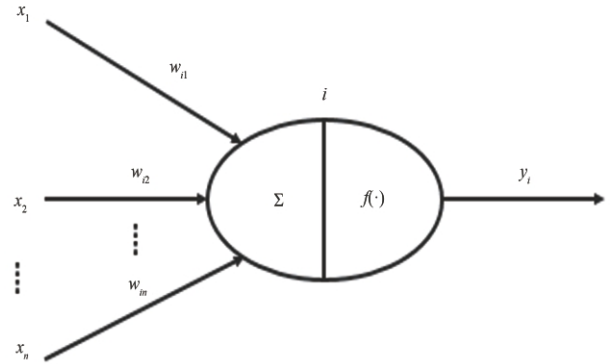


图2 神经元模型结构图

Fig. 2 Structure diagram of neuron model

其中, $x_1, \dots, x_n$ 为神经元 $i$ 的输入, $w_{i1}, \dots, w_{in}$ 为连接权重, $y_i$ 为神经元的输出, $f(\cdot)$ 为激活函数,则模型的输出为:

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j\right) \quad (15)$$

神经网络有着多种训练方法,其中最为常用的是反向传播算法(back propagation, BP)<sup>[20]</sup>。

图3为基于反向传播的单隐层神经网络结构,其中 $X_1, \dots, X_m$ 为神经网络的输入, $y_1, \dots, y_L$ 为神经网络的输出。

基于BP的神经网络算法属于监督学习算法,学习过程分为正向传播和反向传播两部分。在正向传播过程中,神经网络输入信号经过网络逐层传输到输出层,如果结果符合样本的期望输出,则算法结束;否则,需要计算网络输出与样本的期望输出之间的误差,借助梯度下降法沿网络的反方向对网络各层的权重和阈值进行调整,达到最小化误差的目的<sup>[21]</sup>。

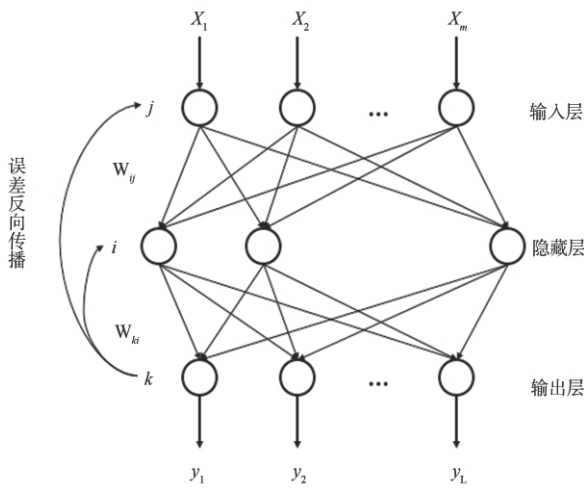


图3 BP神经网络图

Fig. 3 BP neural network diagram

### 3 模型构造方法

针对四分类任务,首先利用一对多CSP算法构建空间滤波器,使不同类别间的方差最大化,经过投影可得到区分度较高的特征向量。由于运动想象脑电信号的主要信息位于 $\mu$ 节律(8~12Hz)和 $\beta$ 波(14~30Hz),原始的脑电信号无法准确提供对应频带的信息,本文首先使用WPD算法分解原始信号,得到多个细化频带信息,然后使用CSP算法提取各个频带的脑电特征,最后使用人工神经网络进行分类,算法流程如图4所示。

具体步骤为:

步骤1:截取3~6s时间段的脑电信号,并将其滤

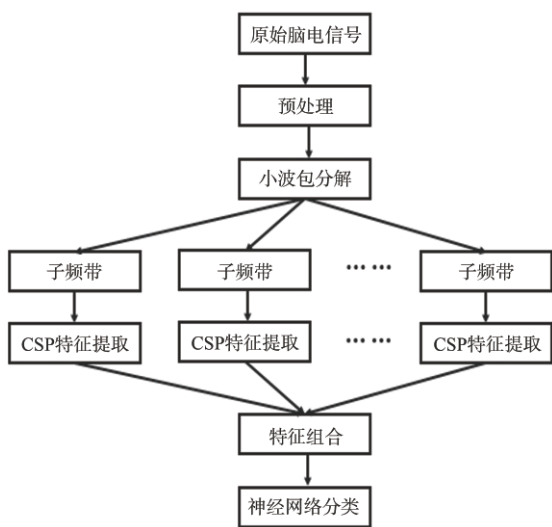


图4 算法流程图

Fig. 4 Algorithm flow paradigm

波至8~30Hz(所选数据集的运动想象任务主要集中于3~6s, $\mu$ 节律和 $\beta$ 波频率范围主要在8~30Hz频带内);

步骤2:使用WPD对训练集样本进行分解与重构,得到含有不同频带信息的信号样本;

步骤3:对分解后的样本使用一对多CSP算法进行特征提取,作为神经网络的输入;

步骤4:将步骤3得到的特征向量输入神经网络进行训练,修正网络的权重和阈值,完成训练;

步骤5:按照步骤2、3对测试集样本进行处理,然后输入训练好的神经网络得到最终的分类结果。

## 4 实验结果及分析

### 4.1 实验数据

本文的实验数据选自“BCI IV”,数据集由Graz University of Technology提供,共包含9个志愿者的四分类运动想象脑电信号,四个任务分别对应左手、右手、双脚和舌头。每个志愿者在不同的日期共完成两轮实验,每轮实验采集288组实验数据,由四类运动想象任务等分,每组实验数据的采集过程按照图5的实验范式所示。

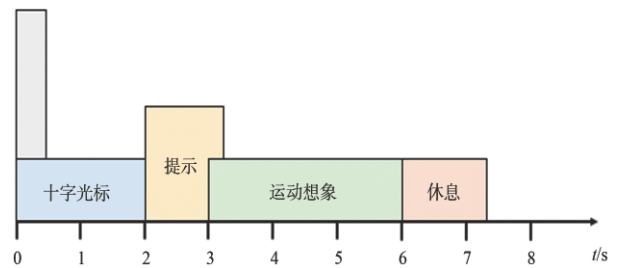


图5 实验范式流程图

Fig. 5 Flow chart of experimental paradigm

用于脑电信号采集的实验设备共有22个电极,摆放位置如图6所示。设备的采样频率为250Hz,使用0.5~100Hz的带通滤波器对采集的原始信号进行滤波。两轮实验数据分别作为训练样本与测试样本,前者用于模型训练,后者用于模型验证。

### 4.2 参数选择

本文利用WPD和CSP算法联合提取脑电信号特征,需要确定CSP每类模式的特征数 $m$ 。在使用人工神经网络进行分类的时候,由于神经网络的参数决定了网络结构的不同,需要确定隐藏层的神经元个数、目标函数的正则化系数等参数。不同参数



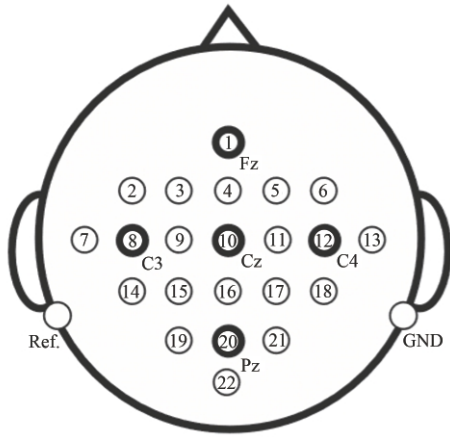


图 6 电极摆放位置图(遵循 10~20 规则)  
Fig. 6 Electrode position diagram (follow 10~20 rule)

的选择会影响最终的实验结果。

运动想象脑电信号的主要信息位于 $\mu$ 节律(4~12Hz)和 $\beta$ 波(14~30Hz)中,考虑到两个节律的频带范围和频率分辨率,本文选取“db4”小波作为小波基函数,进行5层小波包分解,选择位于4~32Hz的8个相关子频带进行后续的特征选择。

CSP 模式特征数  $m$  一般选择在 2~12 之间,为确定最优的特征数  $m$ ,将神经网络结构暂定为双隐层,各隐层的神经元个数暂定为 100,正则化系数暂定为 0.1,调节  $m$ ,则 Kappa 值变化如图 7 所示。

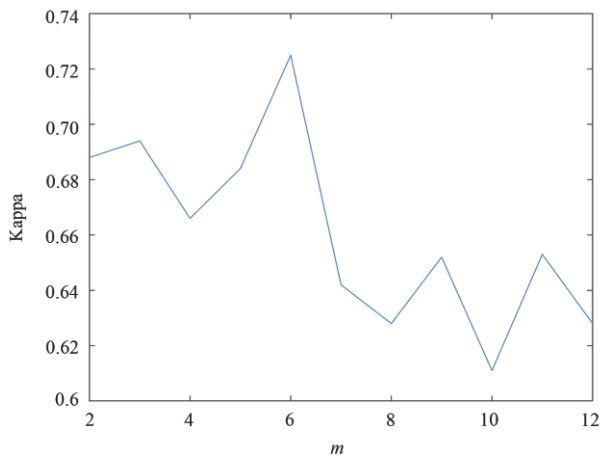


图 7 不同  $m$  值的 Kappa 值  
Fig. 7 Kappa rates with various value of  $m$

当 CSP 模式的特征数  $m$  为 6 时 Kappa 值最优,固定该参数,然后对神经网络结构进行调整,需要的调整包括隐层数量、隐层的神经元数量、正则化系数以及 dropout 层的使用。

暂定隐层神经元数量为 100,正则化系数为

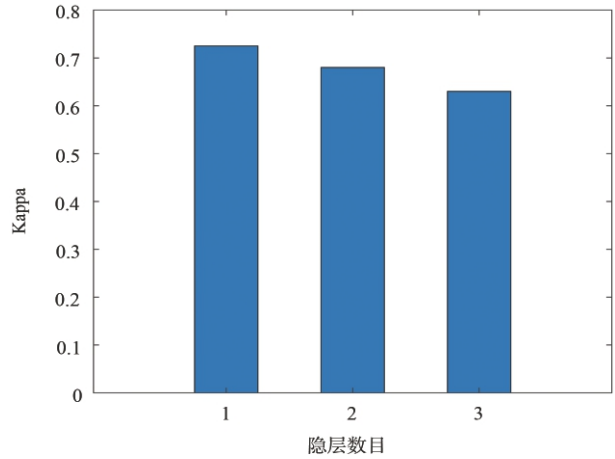


图 8 不同隐层数量的 Kappa 值  
Fig. 8 Kappa rates with various number of hidden layers

0.1,无 dropout 层,实验结果如图 8 所示,可以看出,隐层数目为 1 时,具有最优的 Kappa 值 0.72。

将隐层数目固定为 1,隐层的神经元数量为 100,正则化系数为 0.1,设置 dropout 层的参数调节范围为 0~0.5,实验结果如图 9 所示。

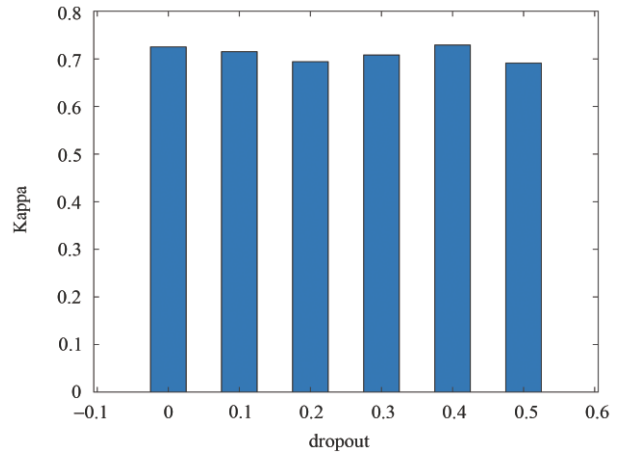


图 9 不同 dropout 参数的分类准确率  
Fig. 9 Kappa rates with various parameter of dropout

当 dropout 参数为 0.4 时,最优 Kappa 值为 0.73,固定该参数,暂定正则化系数为 0.1,隐层神经元数目的调节范围设置为 50~250,实验结果如图 10 所示。

隐层的神经元数目为 100 时,有着最优的 Kappa 值 0.73。固定其他参数,调节正则化系数,当正则化系数为 0.1 时,Kappa 值为 0.73;当正则化系数为 0.01 时,Kappa 值为 0.70。

### 4.3 实验结果

选择“db4”小波基函数进行 5 层小波包分解,设

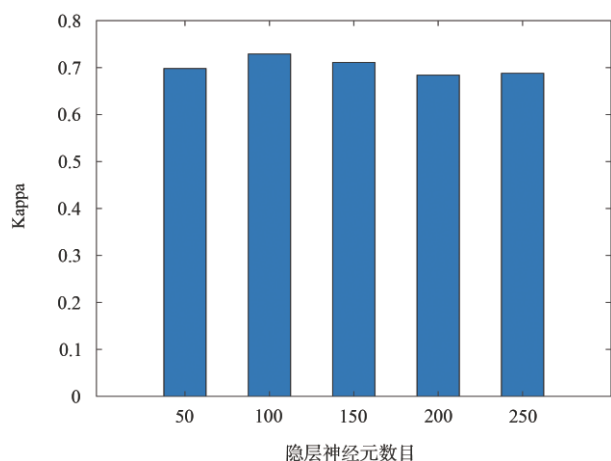


图10 不同隐层神经元数目的Kappa值

Fig. 10 Kappa rates with various number of neurons in hidden layer

置CSP模式的特征数为6,选用单隐层神经网络作为分类器,隐层神经元数目、正则化系数和dropout参数分别选择100、0.1、0.4,在基准数据集中的实验结果如表1所示。

表1 实验结果对比

Table 1 Comparison of experimental results

受试者	本文结果	第1名	第2名	第3名
A01	0.73	0.68	0.69	0.38
A02	0.48	0.42	0.34	0.18
A03	0.74	0.75	0.71	0.48
A04	0.48	0.48	0.44	0.33
A05	0.42	0.40	0.16	0.07
A06	0.41	0.27	0.21	0.14
A07	0.63	0.77	0.66	0.29
A08	0.76	0.75	0.73	0.49
A09	0.64	0.61	0.69	0.44
平均	0.59	0.57	0.52	0.31

可以看出,本文提出的算法与竞赛前3名的算法准确率相比在整体上有着较为明显的提升,证实了本文算法的有效性。

## 5 结论

针对运动想象脑电信号在多分类问题方面特征区分度不高、识别精度低的问题,本文使用了小波包变换对原始脑电信号进行了多层分解,利用一对多CSP算法对分解后的子频带进行特征提取,利用单隐层神经网络进行分类。最终的实验结果表明,选择合理的小波包分解层数、CSP的 $m$ 参数和神

经网络结构,可以明显提高分类的准确率,与BCI IV竞赛的基准数据集前几名结果的对比中,展现了本文方法的优越性。本文的算法对于实现基于运动想象脑电信号的脑机接口控制具有重要的意义,未来将对在线系统的算法部署进行更为深入的研究。

## 参考文献

- [1] 赵海滨,王宏.基于功率谱估计和神经网络的脑-机接口研究[J].系统仿真学报,2007(19):232-233+249.
- [2] National Research Council. Opportunities in Neuroscience for Future Army Applications [M]. Washington: The National Academies Press, 2009.
- [3] 霍梦兰.“脑机接口”技术及其军事应用[J].科技视界,2016(26):193-193.
- [4] 岳敬伟,周宗潭,张成岗,等.脑机协调控制技术及其军事应用前景[J].国防科技,2013(6):14-18.
- [5] Pfurtscheller G, Neuper C. Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans [J]. Neuroscience Letters, 1997, 239 (2-3): 65-68.
- [6] Zeng H, Song A, Yan R, et al. EOG artifact correction from EEG recording using stationary subspace analysis and empirical mode decomposition [J]. Sensors, 2013, 13 (11): 14839-14859.
- [7] Moulin P. Wavelet thresholding techniques for power spectrum estimation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42(11): 3126-3136.
- [8] Nicolas-Alonso L F, Corralejo R, Gomez-Pilar J, et al. Adaptive semisupervised classification to reduce intersession nonstationarity in multiclass motor imagery-based brain-computer interfaces [J]. Neurocomputing, 2015, 159: 186-196.
- [9] Lu H, Eng H L, Guan C, et al. Regularized common spatial pattern with aggregation for EEG classification in small-sample setting [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2010, 57(12): 2936-2946.
- [10] Subasi A, Gursoy M I. EEG signal classification using PCA, ICA, LDA and support vector machines [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(12): 8659-8666.
- [11] Gholami D M, Wang G, Kasabov N, et al. A spiking neural network methodology and system for learning and comparative analysis of EEG data from healthy versus addiction treated versus addiction not treated subjects [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2015, 63(9): 1830-1841.
- [12] 陈魁. CSP算法在多任务下的扩展及在脑-机接口中的应用 [D]. 南昌: 南昌大学, 2010.
- [13] 王月茹,李昕,李红红,等.基于时-频-空间域的运动想象脑电信号特征提取方法研究[J].生物医学工程学杂志,2014(5):955-961.
- [14] 施锦河,沈继忠,王攀.四类运动想象脑电信号特征提取与分类算法[J].浙江大学学报(工学版),2012(2):156-162.
- [15] 万柏坤,刘延刚,明东,等.基于脑电特征的多模式想象动作

- 识别[J]. 天津大学学报, 2010(10): 51-56.
- [16] Ocak H, Loparo K A, Discenzo F M. Online tracking of bearing wear using wavelet packet decomposition and probabilistic modeling: A method for bearing prognostics[J]. Journal of Sound & Vibration, 2007, 302(4-5): 951-961.
- [17] Shi L C, Li Y, Sun R H, et al. A Sparse Common Spatial Pattern Algorithm for Brain-Com-puter Interface [M]. Berlin: Neural Information Processing, 2011.
- [18] 张彤, 唐庆玉. 人工神经网络在脑电分析中的应用[J]. 国际生物医学工程杂志, 1994(5): 249-259.
- [19] Lippmann R P. An introduction to computing with neural nets [J]. IEEE ASSP Magazine, 1987, 4(2): 4-22.
- [20] Ding S, Yu J. An optimizing BP neural network algorithm based on genetic algorithm [J]. Artificial Intelligence Review, 2011, 36(2): 153-162.
- [21] Wang L, Zeng Y, Chen T. Back propagation neural network with adaptive differential evolution algorithm for time series fore-

casting [J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(2): 855-863.

#### 作者简介:



王 康(1994-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为脑机接口与机器学习。



翟弟华(1988-), 男, 博士, 助理教授, 主要研究方向为机器人智能控制与应用、网络化非线性控制理论与应用。



夏元清(1971-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为云控制与决策理论与应用、多源信息复杂系统分析与控制、空天地一体化系统分析与控制等。



[引用格式] 孟军辉, 李沫宁, 张澜川, 等. 低速大雷诺数混合飞艇气动性能分析[J]. 无人系统技术, 2020, 3(1): 38-47.

# 低速大雷诺数混合飞艇气动性能分析

孟军辉<sup>1,2</sup>, 李沫宁<sup>1</sup>, 张澜川<sup>3</sup>, 吕明云<sup>3</sup>, 刘莉<sup>1,2</sup>

(1. 北京理工大学宇航学院, 北京 100081; 2. 飞行器动力学与控制教育部重点实验室, 北京 100081;  
3. 北京航空航天大学航空科学与工程学院, 北京 100191)

**摘要:** 针对混合飞艇体积巨大同时气动外形复杂使得现有条件的风洞试验很难精确测量其气动性能的问题, 开展了适用于混合飞艇气动性能分析的计算流体力学(CFD)的数值分析方法研究。考虑混合飞艇低速大雷诺数的特点, 将变分多尺度方法(VMS)与动态Smagorinsky大涡模拟(LES)模型相结合, 提出了组合的VMS-LES湍流模型。将基于RANS方法和LES方法的其他三种湍流模型相对比, 利用雷诺数相近、实验数据丰富的6:1长椭球飞艇对不同的湍流模型进行了对比验证。结果显示LES方法预测结果与实验结果吻合较好, 优于RANS方法, 并能显示更多流动细节, 而组合的VMS-LES模型能够更精确地捕获实验研究中观察到的二次涡。利用组合的VMS-LES模型对有翼HAV与多囊瓣HAV进行了气动性能分析, 并研究了不同部件对飞艇气动特性的影响。结果表明, 由于尾翼表面产生的一次涡与二次涡相互作用, 尾翼在增加气动升力的同时也增加了阻力。

**关键词:** 气动特性; 湍流模型; 混合飞艇; 涡流预测; RANS; 组合LES方法

**中图分类号:** V211.54      **文献标识码:** A      **文章编号:** 2096-5915(2020)01-0038-10

## Aerodynamic Performance Analysis of Hybrid Air Vehicles with Large Reynolds Number

MENG Junhui<sup>1,2</sup>, LI Moning<sup>1</sup>, ZHANG Lanchuan<sup>3</sup>, LV Mingyun<sup>3</sup>, LIU Li<sup>1,2</sup>

(1. School of Aerospace Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;  
2. Key Laboratory of Dynamics and Control of Flight Vehicle, Ministry of Education, Beijing 100081, China;  
3. School of Aeronautic Science and Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

**Abstract:** In view of the problem that the large size and complicated aerodynamic appearance of hybrid airships making it difficult to accurately measure their aerodynamic performance in wind tunnel test under existing conditions, a numerical analysis method of computational fluid dynamics (CFD) for aerodynamic performance analysis of hybrid airships is developed. A combination of the variational multiscale method and the dynamic smagorinsky model is investigated and three other different turbulence models of RANS methods and VMS-LES methods are compared for this study. The validation of the turbulence models is carried out for a 6:1 prolate spheroid because of its similarity of Reynolds number and abundant experimental data. Results show that the predictions using LES methods express better agreement with the experiment than the RANS methods and they can display more flow details. The combined LES model can capture a secondary vortex which is effectively observed by experimental studies. Aerodynamic performances of the winged HAV and multi-lobed HAV are carried out using the combined LES model at last. The effects of different components on the aerodynamic properties of the HAV are studied. It can be seen that the tail adds the aerodynamic lift as well as increasing the drag, because of the interaction of first and secondary vortex generated on the fin surface.

**Key words:** Aerodynamic Performance; Turbulence Model; Hybrid Air Vehicle; Vortices Prediction; RANS; Combined LES

收稿日期: 2019-12-17; 修回日期: 2020-01-19

基金项目: 国家自然科学基金(11902029); 航天器设计优化与动态模拟技术教育部重点实验室(北京航空航天大学)开放基金(2019KF004)

## 1 引言

混合飞艇(Hybrid Air Vehicle, HAV)是一种集轻于空气(LTA)与重于空气(HTA)的飞行器于一体的特殊飞行器<sup>[1]</sup>,如图1所示。HAV最突出的优势在于它同时兼顾机动性和载重性于一身<sup>[2]</sup>,在货物运输领域有着巨大的应用前景<sup>[3-4]</sup>。HAV设计的关键在于协调静浮力与气动升力之间的关系<sup>[5]</sup>,因此高升阻比气动外形设计至关重要。然而,HAV气动性能研究尚存在一系列难题。作为一种数百米尺寸的大型飞行器,HAV的雷诺数可达到 $10^7 \sim 10^8$ ,但与其他常规飞行器相比,速度却低很多。由于雷诺数的升高,HAV边界层由层流变为湍流<sup>[6-7]</sup>,因此现有条件下的风洞试验很难精确模拟和测量其气动性能。但利用计算流体力学(Computational Fluid Dynamics, CFD)的数值方法相对更精确<sup>[8]</sup>,其精确性取决于所选取的仿真模型的适用性。

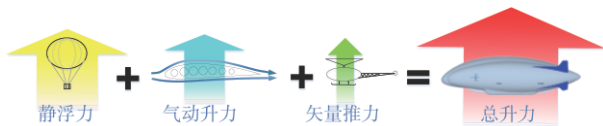


图1 HAV升力来源

Fig. 1 The source of the lift for the HAV

将HTA与LTA飞行器结合的概念可追溯到1960年<sup>[9]</sup>。早期关于HAV的研究主要集中于探索设计的可行性,直到SkyCat于2000年首飞<sup>[10-12]</sup>。近年来,越来越多关于HAV的问题被研究。Donaldson A等<sup>[13]</sup>推出了可用于混合升力飞行器参数化设计的程序。Agte J等<sup>[14]</sup>总结了HAV概念设计的前期工作。Tensys设计小组开发了有限元分析工具对HAV进行建模<sup>[15]</sup>。Carichner G E等<sup>[16]</sup>参考传统飞艇的设计方法对HAV进行了详细的性能和设计分析。此外,中国和法国也进行了关于新型载重飞艇的联合设计研发。

前期关于HAV的研究通常集中于概念设计,基本理论研究仍需进一步加强,气动性能的研究是其发展的重要方面之一。CFD方法正逐渐成为HAV设计与优化的工具。Carrion M等<sup>[7]</sup>对HAV的气动性能进行了初步研究,分析了雷诺数对气动性能的影响。

以往气动性能研究大多从仿真软件中直接选择湍流模型。根据不同的模拟对象和流体特性,不同的湍流模型对仿真结果影响很大。湍流模型的

选择没有统一的标准,数值仿真往往与实际不一致。因此,为使仿真结果与实际情况更为接近,选择合适的湍流模型非常重要。Voloshin V等<sup>[17]</sup>对常规飞艇进行了Realizable  $k-\varepsilon$ 模型、Standard  $k-\varepsilon$ 模型、Menter SST  $k-\varepsilon$ 模型与Spallart-Allmaram(SA)模型四种湍流模型的对比。结果表明,SA模型在小攻角下与实验数据更接近,Standard  $k-\varepsilon$ 模型在大攻角下计算精度更高,但相对于SA模型需要更长的分析时间。El O K等<sup>[18-19]</sup>用雷诺数为 $4 \times 10^4$ 的长椭球验证了标准  $k-\varepsilon$ 模型、大涡模拟方法(Large Eddy Simulation, LES)与变分多尺度大涡模拟方法(VMS-LES)。结果表明,RANS方法由于具有数值粘滞系数,相比于LES方法能够获得更高的气动参数。VMS-LES方法对漩涡脱落模拟精度高。吴小翠等<sup>[20]</sup>利用不同湍流模型研究了大攻角飞艇在雷诺数为 $1.3 \times 10^6$ 情况下的气动特性。结果表明,realizable  $k-\varepsilon$ 模型与SST  $k-\varepsilon$ 模型与实验结果更吻合。SA模型更适合于无气流分离的情况。Kanoria A A等<sup>[21]</sup>利用SA模型与LES方法进行了Zhiyuan-1飞艇在雷诺数为 $1.41 \times 10^6$ 情况下的气动分析。结果表明,相比于RANS模型,LES与实验数据吻合更好。

本文将变分多尺度方法与动态Smagorinsky模型相结合,研究了大雷诺数低速的有翼HAV与多囊瓣HAV的气动性能。选用与HAV雷诺数相近、实验数据丰富的6:1长椭球进行了上述模型及其他湍流模型的对比与验证。在上述分析的基础上,详细研究了不同构形HAV的涡流分布。研究了HAV不同部件对气动性能的影响,可以为飞艇的设计优化提供依据。

## 2 数值仿真

### 2.1 数值方法

许多经典湍流模型的工作就是寻找合适的方法求解RANS方程。可压缩RANS方程表示为<sup>[17]</sup>:

$$\rho \bar{u}_j \frac{\partial \bar{u}_i}{\partial x_j} = \rho \bar{f}_i + \frac{\partial}{\partial x_j} \left[ -\bar{p} \delta_{ij} + \mu \left( \frac{\partial \bar{u}_i}{\partial x_j} + \frac{\partial \bar{u}_j}{\partial x_i} \right) - \rho \overline{u'_i u'_j} \right] \quad (1)$$

其中, $x_i$ 为坐标, $\bar{u}_i$ 为各自的时均速度分量, $u'_i$ 为脉动速度, $\bar{p}$ 为时均压力, $\rho$ 为密度, $\bar{f}_i$ 为外力分量, $\mu$ 为动力学粘性系数。

由速度场波动引起的雷诺应力  $-\rho \overline{u'_i u'_j}$  是非封闭项。湍流模型被用来使模型封闭<sup>[22]</sup>, 根据模型中使用的涡粘性假设, 可将该非封闭项表示为:

$$-\overline{u'_i u'_j} = 2\nu_t S_{ij} - \frac{2}{3} k \delta_{ij} \quad (2)$$

其中,  $\overline{S_{ij}} = \frac{1}{2} \left( \frac{\partial \overline{u}_i}{\partial x_j} + \frac{\partial \overline{u}_j}{\partial x_i} \right)$  是应变张量的平均速率,

$\nu_t = \mu_t / \rho$  为湍流涡粘性,  $k = \frac{1}{2} \overline{u'_i u'_i}$ ,  $\delta_{ij}$  为 Kronecker delta。

直接数值模拟计算精确, 但不是所有情况均可解。RANS 模型计算更有经济性但精确性欠佳。LES 方法是一种值得研究的折中方案<sup>[23]</sup>。

研究表明, 基于残差的变分多尺度(RBVMs)公式可以准确描述交叉应力项, 但不能准确表示雷诺应力。Tran S 等<sup>[24]</sup>提出了将 RBVMs 与 Smagorinsky eddy-viscosity 模型结合的新模型, 同时求解交叉应力项和雷诺应力表示为:

$$B(\mathbf{W}^h, \mathbf{U}^h) + M_{\text{comb}}(\mathbf{W}^h, \mathbf{U}^h; C_s, h) = (\mathbf{W}^h, \mathbf{F}) \quad (3)$$

其中,

$$M_{\text{comb}}(\mathbf{W}^h, \mathbf{U}^h; C_s, h) = M_{\text{rbvms}}^{\text{cont}}(\mathbf{W}^h, \mathbf{U}^h) + M_{\text{rbvms}}^p(\mathbf{W}^h, \mathbf{U}^h) + M_{\text{rbvms}}^c(\mathbf{W}^h, \mathbf{U}^h) + (1 - \gamma) M_{\text{rbvms}}^R(\mathbf{W}^h, \mathbf{U}^h) + \gamma M_{\text{smag}}^R(\mathbf{W}^h, \mathbf{U}^h; C_s, h) \quad (4)$$

$$M_{\text{smag}}^R(\mathbf{W}^h, \mathbf{U}^h; C_s, h) = \int_{\Omega} \omega_{i,j}^h 2\nu_t S_{ij}^h d\Omega = \int_{\Omega} \omega_{i,j}^h 2 \underbrace{(C_s h)^2}_{\nu_t} |S^h| S_{ij}^h d\Omega \quad (5)$$

上述公式中,  $\nu_t$  为涡流粘度,  $|S^h|$  为应变率张量的范数,  $h$  为局部网格尺寸,  $C_s$  为 Smagorinsky 参数。可以看出, 当  $\gamma = 0$  时, 该模型退化为 RBVMs 模型。当  $\gamma = 1$  时, 为组合模型, RBVMs 模型用于求解交叉应力项, Smagorinsky eddy-viscosity 模型用于求解雷诺应力。本文假设参数  $C_s$  是标度不变的, 利用变分 Germano 恒等式确定 (Variational Germano Identity, VGI)<sup>[25-26]</sup>。

## 2.2 几何模型

本文研究的有翼 HAV 及多囊瓣 HAV 均基于概念设计参数。通过对比分析研究了雷诺数  $10^6 \sim 10^7$  条件下 HAV 周围气流的三维流动。两种 HAV 的几何模型及其参数如图 2 所示。为了进行比较, 两种飞艇中部构型基本相同。将多囊瓣 HAV 两侧囊瓣替换为艇翼即为有翼 HAV。

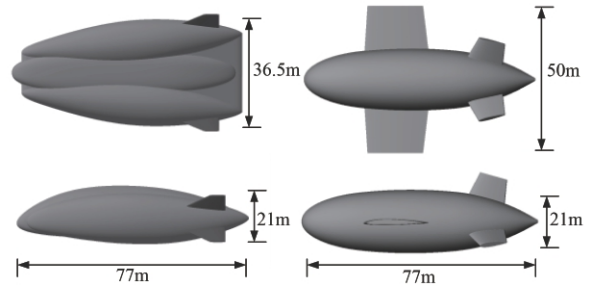


图2 本文研究的两种 HAV 构形

Fig. 2 Geometric models of two HAVs studied in this paper

## 2.3 网格生成

有翼 HAV 的数值仿真模型如图 3 所示。由于 HAV 沿纵向对称, 因此只取半模进行研究。根据 HAV 结构及外形特点, 选取较为适合的多面体网格<sup>[17]</sup>。本文模型采用了非结构网格和贴体各向异性网格。多囊瓣 HAV 与有翼 HAV 控制域设置相同, 其模型如图 4 所示。对有翼 HAV 及多囊瓣 HAV 均进行了有尾翼与无尾翼的对比分析。

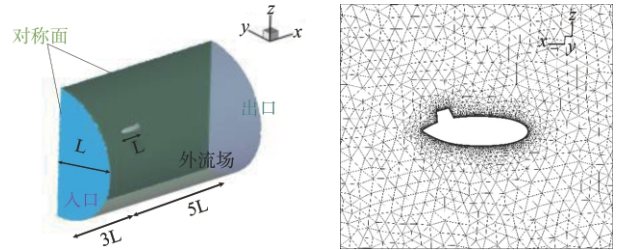


图3 有翼 HAV 计算域与网格示意图

Fig. 3 Computational domain setup and grid schematic of the winged HAV

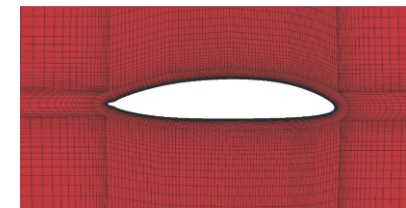
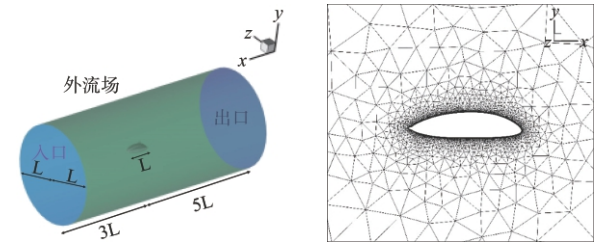


图4 多囊瓣 HAV 计算域与网格示意图

Fig. 4 Computational domain setup and grid schematic of the multi-lobe HAV



### 3 仿真结果与分析

#### 3.1 湍流模型对比

由于HAV的实验数据很少,因此选用与HAV具有相似雷诺数的6:1椭球来验证CFD方法<sup>[27-28]</sup>。采用非结构网格划分的200万四面体单元,图5(a)显示了靠近边界层的局部网格示意。用于对比的结构化网格如图5(b)所示。研究了雷诺数为 $6.5 \times 10^6$ ,马赫数为0.1322,攻角为 $30^\circ$ 的工况。计算前分别设置了进口速度和出口压强边界条件,采用基于RANS方法与LES方法的湍流模型。

首先利用不同湍流模型对涡流进行了预测。图6显示了各个模型绕椭球速度与压力的分布。从图中可以看出,两种RANS湍流模型没有太大差别。但是完成1500次迭代,SA模型所用时间(3684s)仅是SST模型所用时间(7323s)的一半。这是由于SA模型是一个单方程模型,而SST模型是双方程模型。使用VMS-LES组合模型、结构化网格的分析结果如图7所示。结果表明与非结构网格相比,涡与二次涡的精细度均更高。

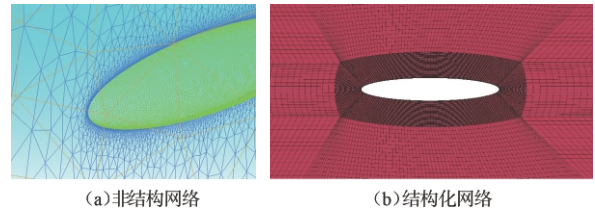


图5 椭球体非结构网格与结构化网格  
Fig. 5 Unstructured and structured grids of the prolate spheroid

是SST模型所用时间(7323s)的一半。这是由于SA模型是一个单方程模型,而SST模型是双方程模型。使用VMS-LES组合模型、结构化网格的分析结果如图7所示。结果表明与非结构网格相比,涡与二次涡的精细度均更高。

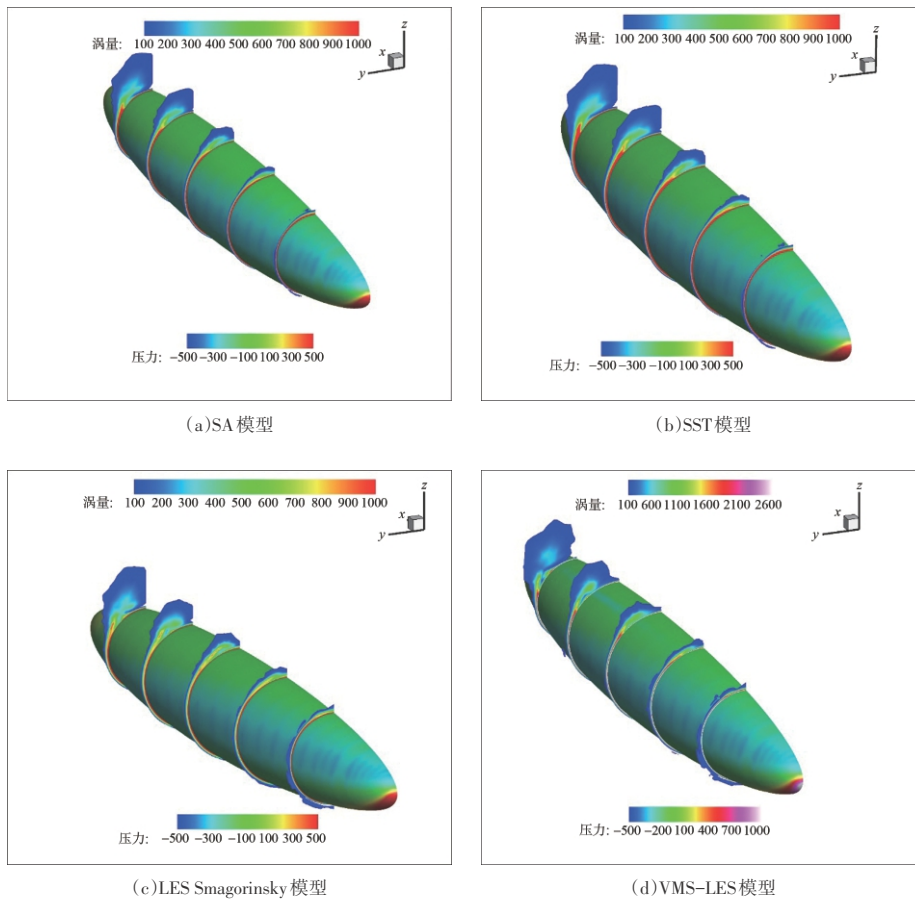


图6 不同模型涡的预测结果  
Fig. 6 The prediction of vortices using different turbulence models

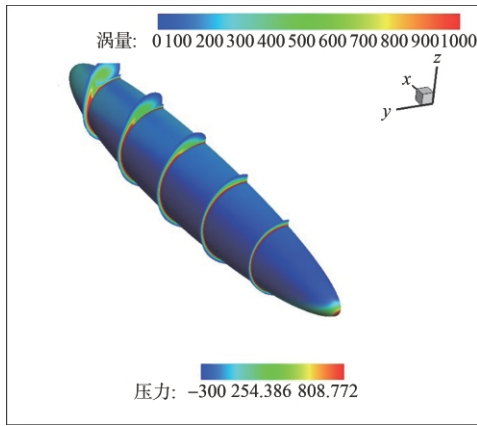


图7 模型结构化网格涡预测

Fig. 7 The prediction of vortices using VMS-LES model with structured grids

图8为使用不同湍流模型的沿艇身轴向对称面压力系数分布与实验数据的对比<sup>[29]</sup>。SST  $k-\epsilon$  模型与实验模型在中部差异较大,不适用于此算例的流场求解。

图9显示了  $x/L=0.738$  处,各个湍流模型横向表面摩擦系数与实验数据的对比。横向表面摩擦系数由于包含不确定因素,通常很难测量<sup>[30]</sup>。因此,

所有方法均较难与测量结果精确相符。但LES方法的分析结果,特别是组合LES方法,在  $90^\circ$  及  $180^\circ$  附近与测量结果更为接近。

图10及图11显示了各个湍流模型和实验数据之间升力阻力特性的对比<sup>[31]</sup>。图11显示,小攻角时,所有湍流模型计算的阻力系数均低于实验数据,这可能是由于所预测转换点位置与实际流动情况不同,进而影响粘性阻力与压差阻力的预测。随

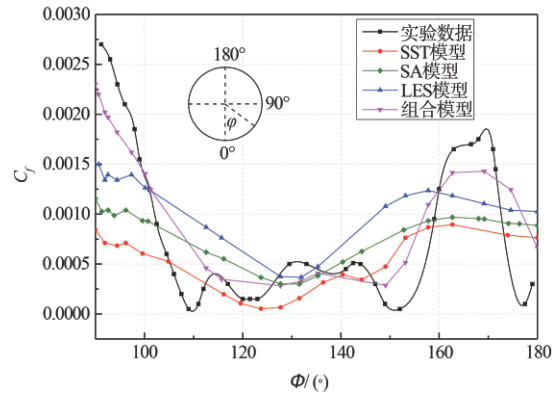


图9 各湍流模型与实验数据表面压力的对比

Fig. 9 Skin friction distribution among experiment data and turbulence models

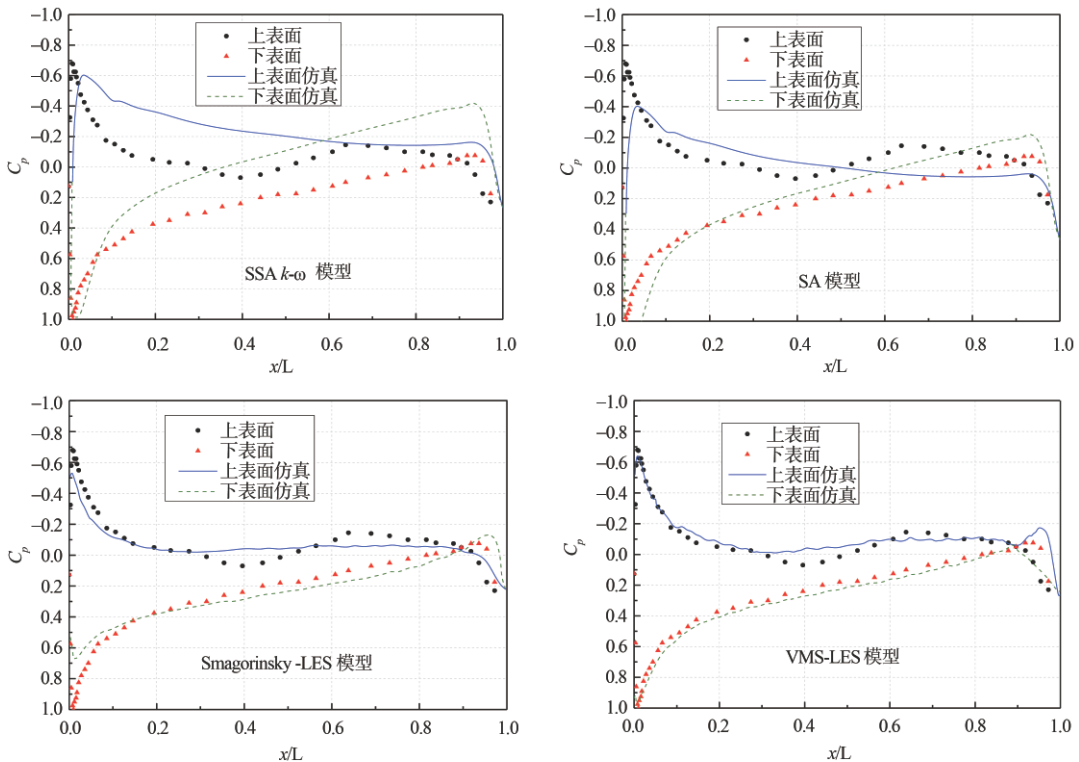


图8 各仿真结果与实验数据压力分布对比

Fig. 8 Pressure distribution about experiment data and SA result

随着攻角的增大,LES方法相比于RANS方法在升力与阻力预测上均有更高的精度。根据长椭球体和飞艇仿真结果,与SA及SST  $k-\epsilon$  湍流模型相比,LES方法在流动预测上效果更好。

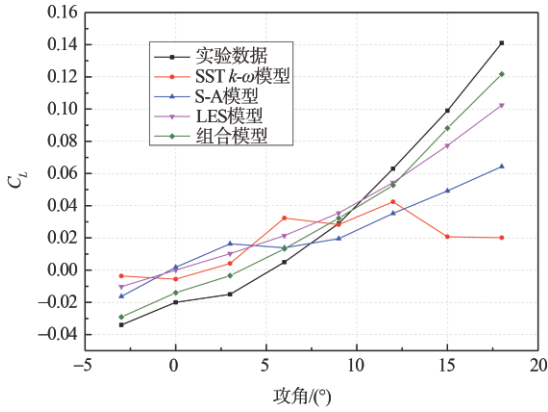


图 10 攻角升力系数曲线

Fig. 10 Lift coefficient vs attack angle

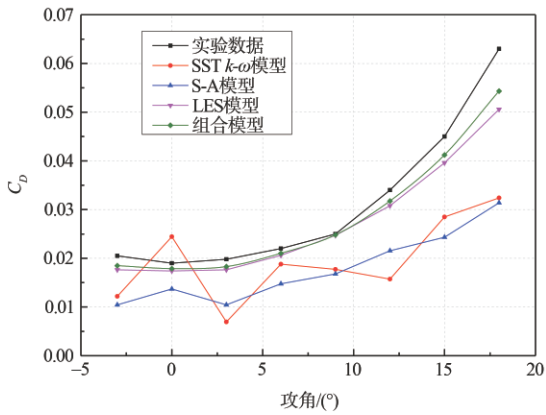


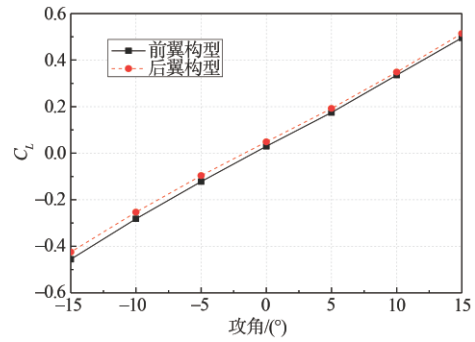
图 11 攻角阻力系数曲线

Fig. 11 Drag coefficient vs attack angle

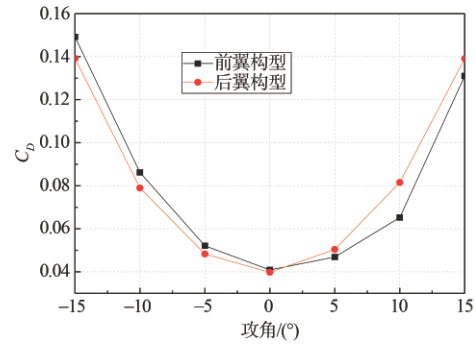
### 3.2 有翼HAV气动性能分析

由上文的分析结果可得,组合LES模型更适合于高雷诺数飞艇气动性能分析,因此选用该模型进行飞艇气动性能的研究。首先研究了艇翼位置对有翼HAV的影响。升力、阻力和力矩系数的仿真结果如图12所示。结果表明,艇翼位置对升力阻力影响不大,升力和阻力更取决于参考截面的浸润面积。图12(c)显示艇翼前置时稳定性要优于艇翼后置时的稳定性。这也表示艇翼能提高飞艇的初始稳定性。

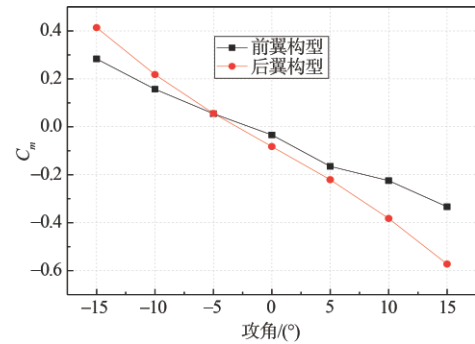
图13及图14显示了15°攻角下两种有翼HAV的流线情况与涡量大小。如图所示边界层贴近壁



(a)升力系数与攻角关系



(b)阻力系数与攻角关系



(c)力矩系数与攻角关系

图 12 升力系数、阻力系数、力矩系数与攻角关系

Fig. 12 Lift coefficient, Drag coefficient, Moment coefficient vs attack angle of the winged HAV

面,没有分离流。艇翼后置阻力系数较高的一个原因可能是艇翼尾涡影响了相邻的尾翼流场,导致了如图所示的更大的压差阻力。

### 3.3 多囊瓣HAV气动性能

多囊瓣HAV作为升力体结构的一种,已成为混合飞行器的研究热点。艇身设计成具有特定曲面的可以提升气动性能的多囊瓣结构,如Lockheed Martin公司的P-791<sup>[32]</sup>。尾翼不仅可作为控制面,还同时保证纵向和横向稳定性。本节利用组合LES模型,进行了多囊瓣HAV的气动性能分析,并研究了尾翼的影响。

给定入口速度和出口压强边界条件,流速为



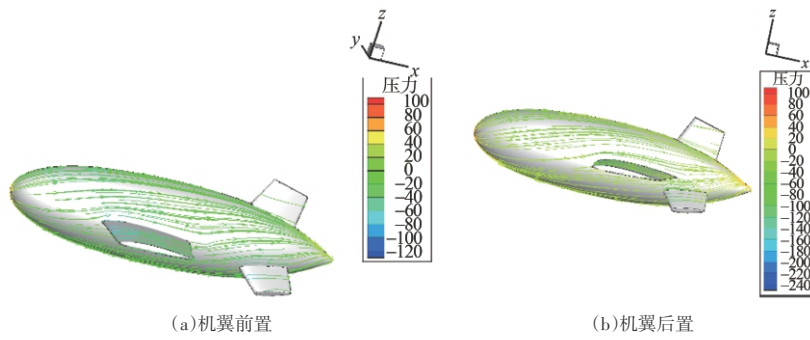


图13 不同构形有翼HAV表面流线

Fig. 13 Skin streamline of the winged HAV with different configurations

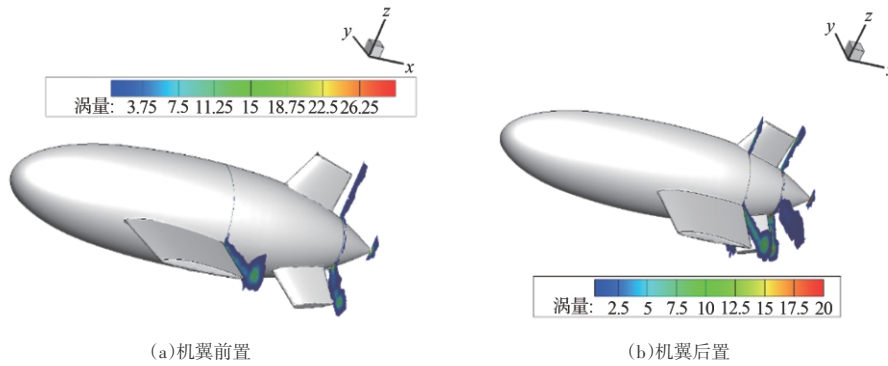


图14 不同构形有翼HAV涡量

Fig. 14 Vorticity magnitude of the winged HAV with different configurations

30m/s,升力、阻力系数与攻角的关系如图15所示。从图中可以看出,尽管有尾翼飞艇升力曲线斜率更大,但其阻力也随之增大。因此设计过程中,尾翼形状和布局应综合考虑气动与飞行动力学性能。图16与图17显示了攻角为10°的更多可视化结果。

图16显示,由于攻角小,流线靠近壁面。尾翼的存在使流线被干扰并产生了一次涡和二次涡,如图17(b)所示。尾翼表面详细的涡流分布如图18所示。可见,翼下表面产生逆时针涡,翼上表面产生二次涡。由于尾翼上下表面的涡是同向旋转的,它

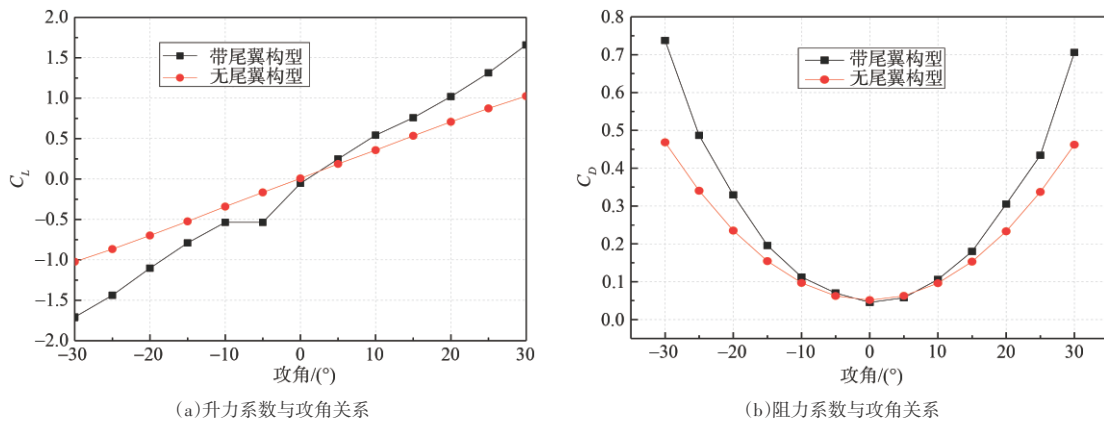


图15 升力系数、阻力系数与攻角关系

Fig. 15 Lift coefficient, Drag coefficient vs attack angle

们相互作用,最终在远处的下游汇合。无尾翼时,脱落涡在艇身尾部产生,且如图 16(a)所示几乎没

有流动干扰。显然,多囊瓣飞艇相比于有翼飞艇升阻性能更优。

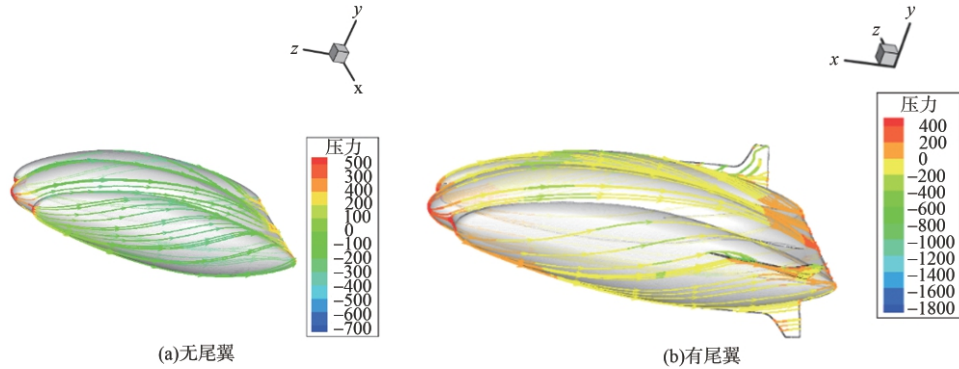


图 16 无尾翼与有尾翼多囊瓣 HAV 表面流线形状  
Fig. 16 Skin streamline of the multi-lobed HAV without tails and with tails

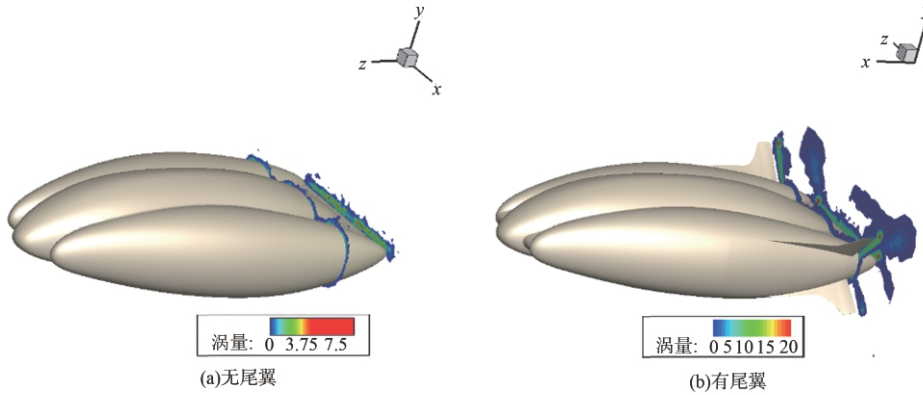


图 17 无尾翼与有尾翼多囊瓣 HAV 涡量  
Fig. 17 Vorticity magnitude of the multi-lobed HAV without tails and with tails

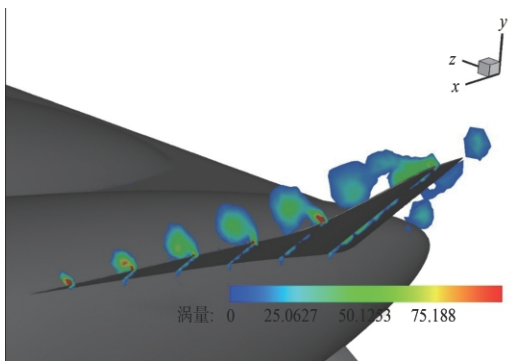


图 18 尾翼表面涡流分布  
Fig. 18 Vortices distribution on the surface of tail

对仿真结果进行后处理,可得到不同长细比( $FR$ )、巡航速度( $v$ )和攻角( $\alpha$ )条件下的压力分布。为研究长细比的影响,飞艇体积保持不变。图 19 的每一行三幅图说明了长细比的影响。

由图 19 可见上下表面压力差,随着长细比的增加而减小,进而使压差阻力减小。前两行图显示,表面压力由正到负的转变位置逐渐前移,也就是气流分离点逐渐前移。通过第一行图与第三行图对比可得巡航速度对气动性能的影响,表面压力随着巡航速度的增大明显增加。

### 4 结 论

本文在利用 6:1 长椭球进行 4 种湍流模型对比的基础上研究了有翼 HAV 与多囊瓣 HAV 的气动性能。选用了组合 LES 方法,并就分析高雷诺数飞艇的适用性与其他三种方法进行比较。结果表明,LES 方法有更高的预测精度。因此选用了组合 LES 模型对有翼 HAV、多囊瓣 HAV 两种经典的 HAV 构型进行分析。对于有翼 HAV,艇翼位置对升阻性能

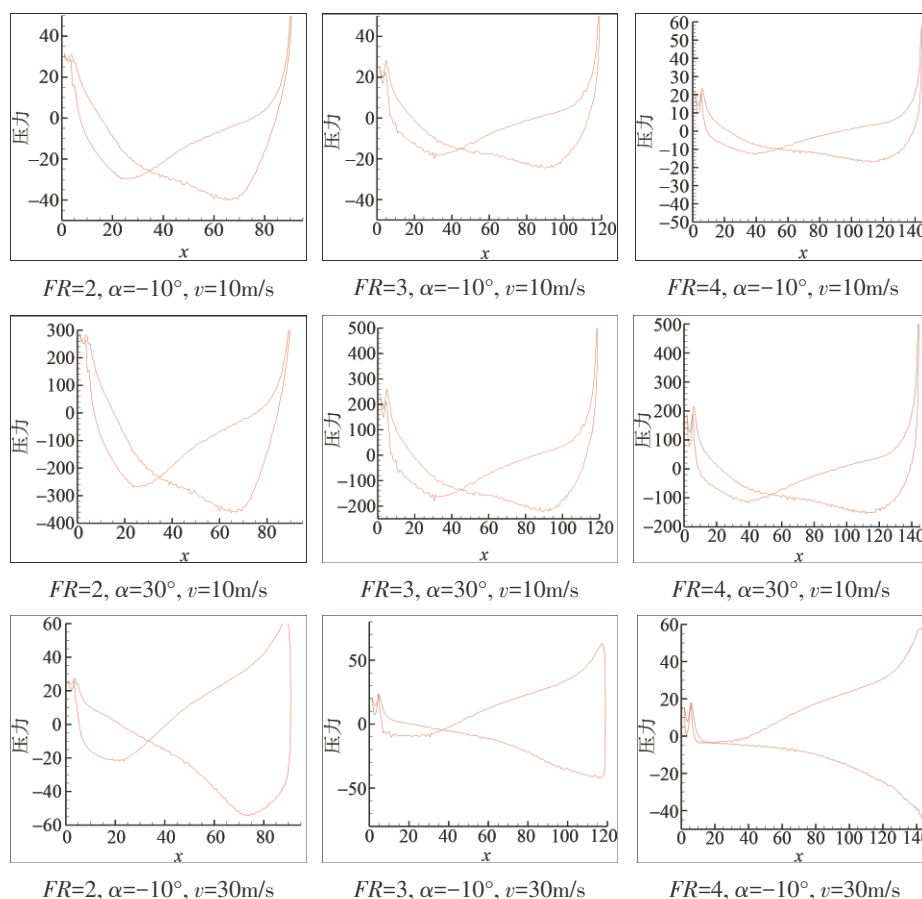


图19 多囊瓣HAV表面压力分布

Fig. 19 The pressure distribution on the surface of the multi-lobed HAV

影响不大,升阻性能在很大程度上取决于其浸润面积,但艇翼能够提高飞艇的初始稳定性。对于多囊瓣HAV,有尾翼时升力性能优于无尾翼,但与此同时其阻力也会增大。翼的下表面产生逆时针涡与翼上表面产生的二次涡旋向相同,它们相互作用最终在远处下游汇合。最后得出了HAV表面压力分布与长细比、巡航速度及攻角的关系。

### 参 考 文 献

- [ 1 ] Khoury G A. Airship technology [J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 1981, 53(6): 14-15.
- [ 2 ] Zhang K, Han Z, Song B. Flight performance analysis of hybrid airship [C]. AIAA Aerospace Sciences Meeting Including the New Horizons Forum & Aerospace Exposition, 2013.
- [ 3 ] Carichner G, Nicolai L M. Hybrids...the airship messiah? [C]. AIAA Lighter-Than-Air Systems Technology Conference, 2013.
- [ 4 ] Buerge B T. The scalability of heaviness fraction for large airships [C]. Conference. Daytona Beach, Florida, 2013.
- [ 5 ] Verma A R, Sagar K K, Priyadarshi P. Optimum buoyant and aerodynamic lift for a lifting-body hybrid airship [J]. Journal of Aircraft, 2014, 51(5): 1345-1350.
- [ 6 ] Carri N M, Steijl R, Barakos G N, et al. Analysis of hybrid air vehicles using computational fluid dynamics [J]. Journal of Aircraft, 2016.
- [ 7 ] Carrion M, Biava M, Steijl R, et al. CFD studies of hybrid air vehicles [C]. 54th AIAA Aerospace Sciences Meeting, 2016.
- [ 8 ] Andan A D, Asrar W, Omar A A. Investigation of aerodynamic parameters of a hybrid airship [J]. Journal of Aircraft, 2012, 49(2): 658-662.
- [ 9 ] Ashford R L, Levitt B B, Mayer N J, et al. 1981 LTA technology assessment-Past and present [C]. AIAA Lighter-Than-Air Systems Technology Conference, 1981.
- [ 10 ] Boyd R. Performance of hybrid air vehicles [C]. 40th AIAA Aerospace Sciences Meeting & Exhibit, 2002.
- [ 11 ] Ardema M D. Feasibility of modern airships: preliminary assessment [J]. Journal of Aircraft, 1977, 14(11): 1140-1148.
- [ 12 ] Mitchell R. Effectiveness of hybrid airships as cargo airlifters [C]. 11th AIAA Aviation Technology, Integration and Operations Conference, 2011.
- [ 13 ] Donaldson A, Simaiakis I, Lovegren J, et al. Parametric design of low emission hybrid-lift cargo aircraft [C]. AIAA Aerospace Sciences Meeting Including the New Horizons Forum &



- Aerospace Exposition, 2013.
- [14] Agte J, Gan T, Kunzi F, et al. Conceptual design of a hybrid lift airship for intraregional flexible access transport [C]. AIAA Aerospace Sciences Meeting Including the New Horizons Forum & Aerospace Exposition, 2013.
- [15] Brooke L, Bown A. Design, analysis and patterning of inflated lifting body form lta vehicle hulls [C]. AIAA Lighter-than-air Systems Technology Conference, 2013.
- [16] Carichner G E, Nicolai L M. Fundamentals of aircraft and airship design, Volume 2 - Airship design and case studies[M]. USA, Transatlantic Publishers Group, 2013.
- [17] Voloshin V, Chen Y K, Calay R K. A comparison of turbulence models in airship steady-state CFD simulations [J]. Physics, 2012.
- [18] El O K, Schall E, Koobus B, et al. Turbulence modeling challenges in airship CFD studies [J]. Manuel Pedro Palacios Latasa, 2003.
- [19] El O K, Schall E, Le G Y, et al. Numerical study of turbulent flow around a generic airship at high angle of attack [C]. Fourth International Conference on Computational Heat and Mass transfer, 2005.
- [20] 吴小翠, 王一伟, 黄晨光, 等. 飞艇大攻角绕流气动特性模拟及湍流模型与参数影响研究[J]. 工程力学, 2014, 31(8): 24-31.
- [21] Kanoria A A, Panchal K C, Dongre R, et al. Computational modelling of aerodynamic characteristics of airships in arbitrary motion [C]. Lighter-than-air Systems Technology Conference in AIAA Aerospace Science & Technology Forum, 2015.
- [22] Voloshin V, Chen Y K, Calay R K. A comparison of turbulence models in airship steady-state CFD simulations [J]. Physics, 2012.
- [23] Koobus B, Farhat C. A variational multiscale method for the large eddy simulation of compressible turbulent flows on unstructured meshes: application to vortex shedding [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2004, 193(15-16): 1367-1383.
- [24] Tran S, Sahni O. Finite element-based large eddy simulation using a combination of the variational multiscale method and the dynamic Smagorinsky model [J]. Journal of Turbulence, 2017, 18(5): 391-417.
- [25] Oberai A A, Wanderer J. A dynamic approach for evaluating parameters in a numerical method [J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 2005, 62(1): 50-71.
- [26] Oberai A A, Wanderer J. Variational formulation of the Germano identity for the Navier - Stokes equations [J]. Journal of Turbulence, 2005.
- [27] Wetzel T. Detailed investigation of the three-dimensional separation about 6:1 prolate spheroid [D]. Blacksburg: Virginia Polytechnic Institute and State University, 1996.
- [28] Chesnakas C J, Taylor D, Simpson R L. Detailed investigation of the three-dimensional separation about a 6:1 prolate spheroid [J]. AIAA Journal, 1997, 35(6): 990-999.
- [29] Kreplin H, Volmers H, Meier H. Wall shear stress measurements on an inclined prolate spheroid in the DFVLR 3m×3m low speed wind tunnel, Göttingen, Data Report [R]. DFVLR Rept, IB, 1984.
- [30] Alpman E, Long L N. Separated turbulent flow simulations using a Reynolds stress model and unstructured meshes [C]. Proceedings of the AIAA 43rd Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, 2005.
- [31] Abbott I H. Airship model tests in the variable density wind tunnel [R]. Technical Report Archive & Image Library, 1931.
- [32] Carichner G, Nicolai L M. Fundamentals of Aircraft and Airship Design: Airship Design and Case Studies [M]. American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2013.

## 作者简介:



孟军辉(1988-),男,博士,副研究员,主要研究方向为柔性充气无人系统设计及力学性能分析。



李沫宁(1995-),女,硕士研究生,主要研究方向为柔性充气无人系统设计。



刘莉(1964-),女,博士,教授,主要研究方向为飞行器总体设计。

[引用格式] 韩月, 陈鹏云, 沈鹏. 基于高斯和粒子滤波的AUV水下地形辅助导航方法[J]. 无人系统技术, 2020, 3(1): 48-54.

# 基于高斯和粒子滤波的AUV水下地形辅助导航方法

韩月<sup>1,2</sup>, 陈鹏云<sup>1</sup>, 沈鹏<sup>3</sup>

(1. 中北大学机电工程学院, 太原 030051; 2. 太原旅游职业学院现代教育信息中心, 太原 030032;  
3. 国家深海基地管理中心, 青岛 266237)

**摘要:** 针对自主式水下无人航行器(AUV)长时间潜航时的精确导航定位需求, 以多波束测深系统为水下地形测量设备, 提出一种基于贝叶斯估计的AUV水下地形匹配导航模型。针对贝叶斯滤波后验概率密度函数的求解问题, 用高斯混合密度函数近似状态的后验概率密度函数, 提出了基于高斯和粒子滤波的水下地形匹配导航方法。基于多波束测深数据的回放式仿真试验表明, 提出的方法可以有效近似地形匹配的贝叶斯滤波模型, 具有良好的实用性。

**关键词:** 自主水下航行器; 贝叶斯估计; 粒子滤波; 高斯和函数; 地形辅助导航; 回放式仿真

**中图分类号:** TP24      **文献标识码:** A      **文章编号:** 2096-5915(2020)01-0048-07

## Underwater Terrain-Aided Navigation Method Based on Gaussian Sum Particle Filtering for AUVs

HAN Yue<sup>1,2</sup>, CHEN Pengyun<sup>1</sup>, SHEN Peng<sup>3</sup>

(1. College of Mechatronic Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China; 2. Modern Education Information Centre, Taiyuan Tourism College, Taiyuan 030032, China; 3. National Deep Sea Centre, Qingdao 266237, China)

**Abstract:** Aiming at the need for accurate navigation and positioning during long-term submergence of autonomous underwater vehicles, a multibeam sounding system is used as a submarine terrain measurement device, and an AUV subsea terrain matching navigation model based on Bayesian filtering is proposed. Aiming at the problem of solving the Bayesian filtering posterior probability density function, a Gaussian mixed density function is used to approximate the state of the posterior probability density function, and a seabed terrain matching navigation method based on Gaussian and particle filtering is proposed. The playback simulation experiments based on multi-beam sounding data show that the method proposed in this paper can effectively approximate the Bayesian filter model of terrain matching and has good practicability.

**Key words:** Autonomous Underwater Vehicle; Bayesian Estimation; Particle Filtering; Gaussian Sum Function; Terrain-Aided Navigation; Playback Simulation

## 1 引言

构建精确、可靠、自主的导航系统一直是制约自主式水下无人航行器(Autonomous Underwater Vehicle, AUV)远距离深潜与自主作业的一个瓶颈问题<sup>[1]</sup>。根据导航所采用传感器的不同, AUV水下导航技术大致可分为三类: 水声学导航、惯性基导

航、地球物理导航<sup>[2]</sup>。水声学导航需要预先布置声学基阵, 不利于AUV独立作业, 且导航范围受限。惯性基导航不需要外部支持, 导航推算所需的数据全部由自身携带的传感器获得, 但其定位误差随时间累积, 需要定期上浮接收卫星信号修正, 不适合AUV长期、独立、全天候、高精度的水下导航要求。基于地磁场、重力场、水下地形等地球物理信息导

收稿日期: 2019-12-15; 修回日期: 2020-01-07

基金项目: 国家自然科学基金(51909245); 高性能舰船技术教育部重点实验室开放课题(gxnc19051802); 山西省高等学校科技创新项目(2019L0537)

航由于具有全天候、无源性且不易受外界干扰的特点,成为各国 AUV 水下导航方法研究的热点。地磁场、重力场导航由于受到测量方法和测量精度等因素的限制,在现阶段很难应用于实践。随着多波束测深系统的发展,高精度的海底地形测量成为可能,因此采用水下地形辅助导航(Underwater Terrain-Aided Navigation, UTAN)可以满足 AUV 水下精确导航定位的需求。UTAN 不需要布放外部传感器,不需要上浮修正,不存在累积误差,可以长时间水下导航定位<sup>[3]</sup>。作为一种对惯性导航系统提供精确位置修正的有效手段,UTAN 技术在近十年得到了快速的发展,国外多个研究机构或组织正致力于相关技术研究,并进行了水下地形匹配的海中试验<sup>[4-6]</sup>。

现有的地形辅助导航算法大多为地形高度匹配算法,基于地形高度变化信息,可以通过 UTAN 算法估算载体位置。水下地形具有很强的非线性特征,UTAN 是一个非线性估计问题。因此,系统的后验概率密度函数不能直接获得,只能使用模型近似。一般来说,近似模型可以分为两类:一类方法是使用一阶泰勒展开将非线性模型转换为线性模型,再使用卡尔曼滤波处理线性模型。由于地形的非线性,实际地形不能依靠一阶泰勒展开

来近似,滤波容易发散<sup>[7]</sup>。另一类为基于直接概率准则的非线性估计方法。对于该类方法,Bergman N 等<sup>[8]</sup>在贝叶斯框架下提出了飞机的地形辅助导航模型,并指出问题实质是非线性贝叶斯后验概率估计。再引入了粒子滤波(Particle Filtering, PF)求解地形辅助导航的非线性贝叶斯估计<sup>[9]</sup>,取得了很好的效果。此后,PF 就成为地形辅助导航算法的研究热点。

PF 的主要缺陷是重采样导致的粒子贫化问题,这将导致 PF 性能急剧下降。针对这一缺陷,近年来科研人员提出许多用于海底地形辅助导航的改进 PF 算法<sup>[10-12]</sup>。这些方法改善并优化了重采样过程,以增加粒子多样性。本质上,这些方法只能推迟颗粒耗尽,而不能完全消除。由于水下地形特征小于陆地地形,因此粒子贫化的影响更为严重。Kotecha J H 等<sup>[13]</sup>提出一种高斯和粒子滤波器(Gaussian Sum Particle Filtering, GSPF),使用高斯和分布函数作为 PF 的重要密度函数,没有重采样过程,从原理上消除了颗粒消耗,并且无重采样步骤也减少了滤波的计算量。

本文在建立基于贝叶斯估计的水下地形辅助导航模型基础上,采用高斯和粒子滤波方法近似贝叶斯估计问题,并进行回放式仿真试验。

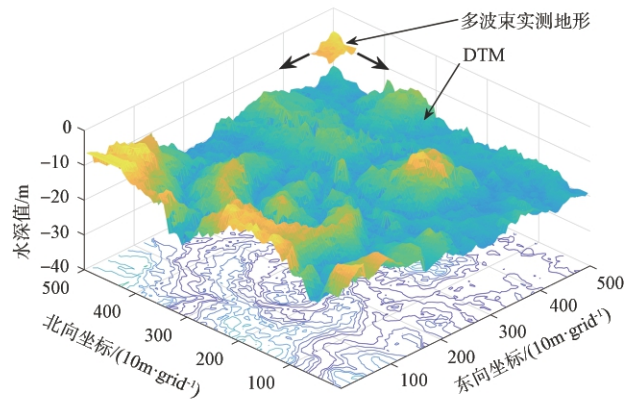
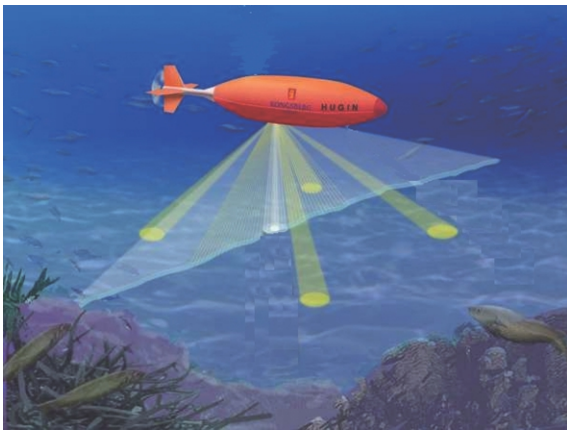


图 1 基于多波束测深的 AUV 水下地形辅助导航示意图

Fig. 1 Schematic diagram of terrain-aided navigation using multi-beam sounding

## 2 地形辅助导航的贝叶斯估计模型

由于深度计无累积误差,因此在地形辅助导航模型中不需要考虑 AUV 垂向坐标的变化,可建立水下地形辅助导航系统模型如下:

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{x}_t + \mathbf{u}_t + \mathbf{v}_t \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{h}(\mathbf{x}_t) + \mathbf{e}_t \quad (2)$$

其中,式(1)为系统的状态方程,式(2)为系统的量测方程。 $\mathbf{x}_t$ 是 AUV 在  $t$  时刻的平面坐标; $\mathbf{u}_t$ 是提供参考参考导航信息的惯性导航系统所指示的位移; $\mathbf{v}_t$ 是惯



性导航系统的误差;  $\mathbf{y}_t$  是实时测深数据;  $\mathbf{h}(\mathbf{x}_t)$  是先验数字地图中  $\mathbf{x}_t$  位置的水深值;  $\mathbf{e}_t$  是多波束测深误差。

为了便于计算, 假设  $\mathbf{v}_t$ 、 $\mathbf{e}_t$  均为高斯白噪声, 因此,  $t$  时刻的系统的先验概率密度函数 (Probability Density Function, PDF) 可用式(3)表示:

$$p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi\sigma_e^2)^N}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_e^2} \sum_{k=1}^N (\mathbf{y}_{t,k} - h_k(\mathbf{x}_t))^2\right] \quad (3)$$

若用实时测深数据  $\mathbf{y}_t$  计算地形辅助导航系统误差, 基于贝叶斯原理, 需得到系统的后验PDF。假设条件独立, 贝叶斯估计的状态更新方程为:

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_t) = \frac{p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t)}{\int p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t) d\mathbf{x}_t} = \frac{p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Y}^{t-1}) p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t)}{\int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Y}^{t-1}) p_{e_t}[\mathbf{y}_t - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{t-1} + \mathbf{u}_{t-1})] d\mathbf{x}_t} \quad (4)$$

式(4)为后验PDF, 其分母是一个归一化常量, 且与  $\mathbf{x}_t$  无关。根据系统的状态方程可知, 由  $p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{y}_{t-1})$  通过位置更新可得到状态预测PDF, 假设位置变量相互独立, 系统状态预测方程如下:

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{t-1}) = p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{Y}^{t-1}) = \int p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{Y}^{t-1}) p_{v_t}(\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t-1} - \mathbf{u}_{t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (5)$$

由式(1)、(2)、(4)、(5)可得地形辅助导航的递推 Bayesian 滤波估计模型为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{t|t} = \int \mathbf{x}_t p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Y}^t) d\mathbf{x}_t \quad (6)$$

$$P_{t|t} = \int (\mathbf{x}_t - \hat{\mathbf{x}}_{t|t})(\mathbf{x}_t - \hat{\mathbf{x}}_{t|t})^T p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Y}^t) d\mathbf{x}_t \quad (7)$$

贝叶斯滤波最大困难是后验PDF的计算, 对于一个非线性随机系统, 很难得到系统后验PDF解析解, 计算难度较大<sup>[14]</sup>。对此, 本文用高斯和滤波近似贝叶斯滤波, 并利用粒子滤波对地形辅助导航模型进行数值求解, 提出一种基于高斯和粒子滤波的地形辅助导航方法。

### 3 水下地形辅助导航的 GSPF 算法

#### 3.1 高斯和滤波器

通过多个高斯函数 (分量) 加强混合, 高斯和滤波器 (Gaussian Sum Filtering, GSF) 可用来近似贝叶斯滤波。从原理上讲, 如果选取的高斯分量足够

多, GSF 可无限逼近贝叶斯滤波的效果。由于式(1)和式(2)所描述的水下地形辅助导航模型中的噪声均为高斯白噪声, 所以其在  $t$  时刻的先验PDF可用高斯和函数  $p(\bullet)$  近似。水下地形辅助导航的 GSF 模型可描述为:

#### (1) 量测更新

在  $t$  时刻, 系统状态的预测分布可用如下高斯和函数所示<sup>[15]</sup>:

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Y}^{t-1}) = \sum_{i=1}^G \hat{\omega}_{ii} N(\mathbf{x}_t, \hat{\boldsymbol{\mu}}_{ii}, \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{ii}) \quad (8)$$

其中,  $G$  为并行 GSF 的数目,  $\boldsymbol{\mu}_{ii}$ 、 $\boldsymbol{\Sigma}_{ii}$ 、 $\omega_{ii}$  可利用式(9)计算得到:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\mu}_{ii} = \hat{\boldsymbol{\mu}}_{ii} + \mathbf{K}_{ii} [\mathbf{y}_t - \mathbf{h}_t(\mathbf{x}_t)] \\ \boldsymbol{\Sigma}_{ii} = \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{ii} - \mathbf{K}_{ii} \mathbf{H}_{ii} \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{ii} \\ \omega_{ii} = \frac{\hat{\omega}_{ii} N[\mathbf{y}_t, \mathbf{h}(\hat{\boldsymbol{\mu}}_{ii}), \mathbf{H}_{ii}^T \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{ii} \mathbf{H}_{ii} + \sigma_e^2 \mathbf{I}]}{\sum_{j=1}^G \hat{\omega}_{ij} N[\mathbf{y}_t, \mathbf{h}(\hat{\boldsymbol{\mu}}_{ij}), \mathbf{H}_{ij}^T \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{ij} \mathbf{H}_{ij} + \sigma_e^2 \mathbf{I}]} \\ \mathbf{K}_{ii} = \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{ii} \mathbf{H}_{ii} (\mathbf{H}_{ii}^T \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{ii} \mathbf{H}_{ii} + \sigma_e^2 \mathbf{I})^{-1} \\ \mathbf{H}_{ii} = \partial \mathbf{h}_t(\mathbf{x}) / \partial \mathbf{x} \Big|_{\mathbf{x}=\hat{\boldsymbol{\mu}}_{ii}} \end{cases} \quad (9)$$

在获取  $t$  时刻的多波束测深数据后, 后验PDF如下:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Y}^t) &= \sum_{i=1}^G \hat{\omega}_{ii} \frac{p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Y}^{t-1})}{p(\mathbf{y}_t | \mathbf{Y}^{t-1})} \\ &= \sum_{i=1}^G \hat{\omega}_{ii} \frac{p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t) N(\mathbf{x}_t, \hat{\boldsymbol{\mu}}_{ii}, \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{ii})}{p(\mathbf{y}_t | \mathbf{Y}^{t-1})} \\ &\propto \sum_{i=1}^G \hat{\omega}_{ii} p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t) N(\mathbf{x}_t, \hat{\boldsymbol{\mu}}_{ii}, \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{ii}) \end{aligned} \quad (10)$$

#### (2) 时间更新

由于  $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Y}^t)$  可用高斯和函数近似, 因此  $p(\mathbf{x}_{t+1} | \mathbf{Y}^t)$  也可用高斯和函数近似, 即:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_{t+1} | \mathbf{Y}^t) &= \int p(\mathbf{x}_{t+1} | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Y}^t) d\mathbf{x}_t \\ &\approx \int p(\mathbf{x}_{t+1} | \mathbf{x}_t) \sum_{i=1}^G \omega_{ii} N(\mathbf{x}_t, \boldsymbol{\mu}_{ii}, \boldsymbol{\Sigma}_{ii}) d\mathbf{x}_t \\ &= \sum_{i=1}^G \omega_{ii} \int p(\mathbf{x}_{t+1} | \mathbf{x}_t) N(\mathbf{x}_t, \boldsymbol{\mu}_{ii}, \boldsymbol{\Sigma}_{ii}) d\mathbf{x}_t \\ &= \sum_{i=1}^G \hat{\omega}_{(t+1)i} N(\mathbf{x}_{t+1}, \hat{\boldsymbol{\mu}}_{(t+1)i}, \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{(t+1)i}) \end{aligned} \quad (11)$$

其中,  $\hat{\boldsymbol{\mu}}_{(t+1)i} = \boldsymbol{\mu}_{ii}$ ,  $\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{(t+1)i} = \boldsymbol{\Sigma}_{ii} + \sigma_v^2 \mathbf{I}$ ,  $\hat{\omega}_{(t+1)i} = \omega_{ii}$ 。地

形辅助导航模型的状态估计和方差估计可表示为:

$$\hat{\mathbf{x}}_t = \sum_{i=1}^G \omega_{ij} \boldsymbol{\mu}_{ij} \quad (12)$$

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_t = \sum_{i=1}^G \omega_{ij} \left[ \boldsymbol{\Sigma}_{ij} + (\hat{\mathbf{x}}_t - \boldsymbol{\mu}_{ij})(\hat{\mathbf{x}}_t - \boldsymbol{\mu}_{ij})^T \right] \quad (13)$$

### 3.2 地形辅助导航算法

基于有限高斯分量组成的高斯和函数,GSF可近似系统状态的后验PDF。一般来说,其采用一组并行的扩展Kalman滤波器(Extended Kalman Filter, EKF)实现系统的状态估计。而基于一阶泰勒展开的EKF舍弃了高阶项,对于强非线性系统滤波器存在发散的可能性。因此,本文用PF代替GSF中的并行EKF,提出一种基于GSPF的水下地形辅助导航算法,其计算过程如下:

(1) 初始化:  $t=0$ , 且  $t_0$  时刻系统状态的先验分布可定义为  $p(\mathbf{x}_0) = \sum_{j=1}^G \omega_{0j} N(\mathbf{x}_0, \hat{\mathbf{x}}_0, \boldsymbol{\Sigma}_{0j})$ , 其中,  $\omega_{0j} = \frac{1}{G}$ ,  $p(\mathbf{x}_0)$  中采样获得初始粒子集  $\{\mathbf{x}_{0j}^i\}_{i=1, j=1}^{N, G}$ , 且粒子的权值  $\lambda_{0j}^i = \frac{1}{NG}$ ;

(2) 采集多波束实时测深数据  $\mathbf{y}_t$ , 并从先验数字地图中提取局部地形数据  $\mathbf{h}(\mathbf{x}_t)$ ;

(3) 量测更新

(a) 更新粒子的重要性权值:

$$\lambda_{ij}^i = p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_{ij}^i) N(\mathbf{x}_t = \mathbf{x}_{ij}^i, \hat{\boldsymbol{\mu}}_{ij}, \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{ij}) / q(\mathbf{x}_{ij}^i | \mathbf{Y}^k) \quad (14)$$

(b) 计算每个高斯分量的均值和协方差:

$$\boldsymbol{\mu}_{ij} = \sum_{i=1}^N \lambda_{ij}^i \mathbf{x}_{ij}^i / \sum_{i=1}^N \lambda_{ij}^i \quad (15)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_{ij} = \sum_{i=1}^N \lambda_{ij}^i (\mathbf{x}_{ij}^i - \boldsymbol{\mu}_{ij})(\mathbf{x}_{ij}^i - \boldsymbol{\mu}_{ij})^T / \sum_{i=1}^N \lambda_{ij}^i \quad (16)$$

(c) 计算高斯分量  $j, j=1, 2, \dots, G$  的权值:

$$\hat{\omega}_{ij} = \hat{\omega}_{(t-1)j} \sum_{i=1}^N \lambda_{ij}^i / \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G \lambda_{ij}^i \quad (17)$$

(d) 归一化高斯分量权值:

$$\omega_{ij} = \hat{\omega}_{ij} / \sum_{j=1}^G \hat{\omega}_{ij} \quad (18)$$

(4) 输出地形辅助导航滤波的状态估计和方差估计:

状态估计:

$$\hat{\mathbf{x}}_t = \sum_{j=1}^G \omega_{ij} \boldsymbol{\mu}_{ij} \quad (19)$$

方差估计:

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_t = \sum_{i=1}^G \omega_{ij} \left[ \boldsymbol{\Sigma}_{ij} + (\hat{\mathbf{x}}_t - \boldsymbol{\mu}_{ij})(\hat{\mathbf{x}}_t - \boldsymbol{\mu}_{ij})^T \right] \quad (20)$$

(5) 预测更新

(a) 对于每一个高斯分量  $j, j=1, 2, \dots, G$ , 在重要性密度函数  $q(\bullet) = \hat{\omega}_{ij} N(\mathbf{x}_t, \hat{\boldsymbol{\mu}}_{ij}, \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{ij})$  中抽样得到样本集  $\{\mathbf{x}_{ij}^i\}$ ;

(b) 根据状态转移分布函数  $p(\mathbf{x}_{(t+1)j} | \mathbf{x}_{ij}^i)$ , 可获得  $t+1$  时刻的粒子集  $\{\mathbf{x}_{(t+1)j}^i\}$ ;

(c) 更新高斯分量权值  $\hat{\omega}_{(t+1)j} = \omega_{ij}$ ;

(d) 更新预测的均值和方差;

$$\hat{\boldsymbol{\mu}}_{(t+1)j} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{\omega}_{(t+1)j} \mathbf{x}_{(t+1)j}^i \quad (21)$$

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{(t+1)j} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_{(t+1)j}^i - \hat{\boldsymbol{\mu}}_{(t+1)j})(\mathbf{x}_{(t+1)j}^i - \hat{\boldsymbol{\mu}}_{(t+1)j})^T \quad (22)$$

(6) 基于式(1)预测  $t+1$  时刻的参考导航位置  $\mathbf{x}_{t+1}$ ;

(7)  $t=t+1$ , 转到步骤(2)。

本文提出的水下地形辅助导航算法流程如图2所示。

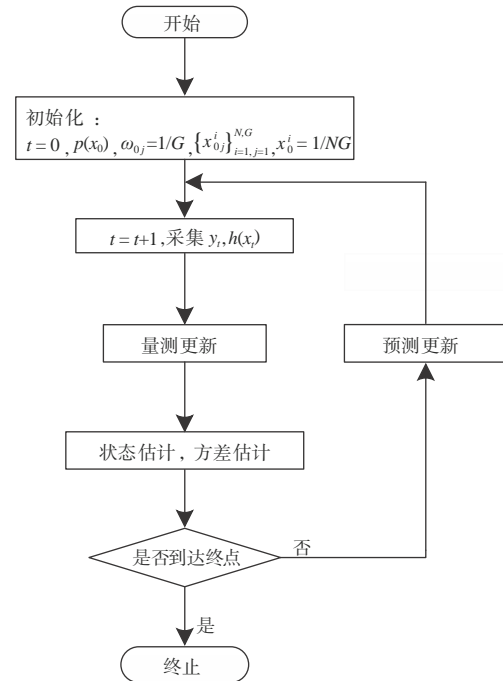


图2 水下地形辅助导航算法流程

Fig. 2 The Flow chart of UTAN based on GSPF

利用PF代替并行EKF,可避免EKF近似GSF所引入的误差。与基于重采样技术的PF相比,GSPF利用预测更新得到粒子集,状态的后验PDF可用粒

子和粒子权重表示。因此GSPF无粒子退化现象,从原理上避免重采样所带来“粒子贫化”现象。同时没有重采样过程,GSPF计算量与标准PF相比较小,具有更好的实时性。

#### 4 仿真结果及分析

图3所示为AUV搭载多波束测深系统的某次水下地形测量所获得的先验数字地图,其范围的大小为 $1000\text{m} \times 900\text{m}$ ,最小网格分辨率为 $1\text{m} \times 1\text{m}$ 。该测量区域的水深在 $5\sim 40\text{m}$ 之间,包含了沟壑、坑洼地带、平坦地形等大部分近海海域所具有的水下地形特征。

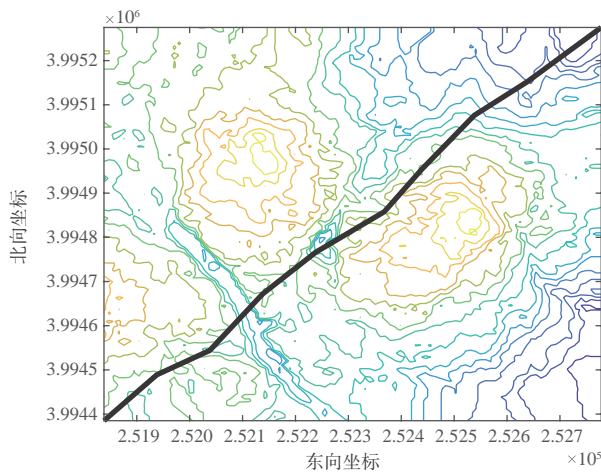


图3 先验地形数据和独立多波束测线

Fig. 3 The underwater digital terrain map and independent measuring line

图3中黑色曲线所示的路线为海试中一次多波束测量所沿路线,用于模拟仿真试验中实时多波束测深数据。该测线由试验海区内的一次独立多波束测深试验获得,其数据不参与先验地图的制作,可保证实时测深数据和先验数字地图数据的相互独立。

仿真试验采用回放式仿真的形式,即实时测深数据通过不断读取独立测线中的原始多波束数据进行模拟。由于实时测深数据和先验数字地图的数据均来源于海中试验,因此回放式仿真可以模拟真实海洋环境条件下的水下地形辅助导航过程,从而验证算法的可行性。分别基于高斯分量数目、粒子数、滤波周期以及初始定位误差的不同,研究水下地形辅助导航算法精度的影响因素。

(1)初始定位误差 $50\text{m}$ ,滤波周期 $2\text{s}$ ,粒子数 $2000$ ,选取不同的高斯分量数目,得到的地形辅助导航滤波结果如图4所示。

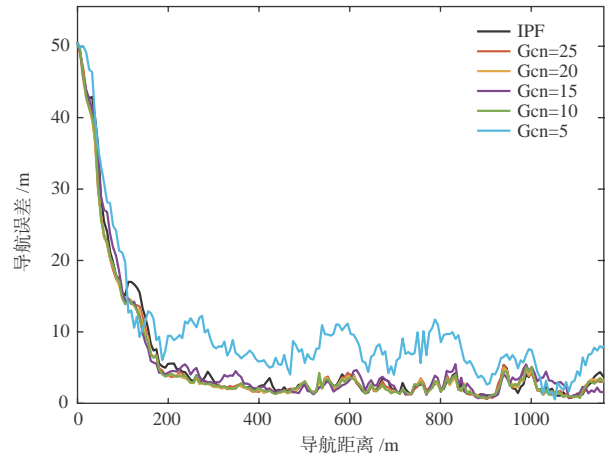


图4 基于不同高斯分量数目的导航结果

Fig. 4 The navigation results with different Gaussian component number

作为对比,IPF地形辅助导航算法<sup>[16]</sup>也被同时执行。从图4可以看出,高斯分量数目的变化对滤波收敛速度无影响,但是高斯分量数目较少时,GSPF导航精度比IPF导航精度低;此时若增加高斯分量数目,GSPF导航精度可达到IPF精度;但若进一步增加高斯分量数目( $>10$ ),GSPF导航精度并未增加。如果粒子数相同,高斯分量的数目的增加将导致计算量的增加,因此在保证地形辅助导航精度的前提下,高斯分量数目的取值越小越好,本文中高斯分量数目的取值为10。

(2)初始定位误差 $50\text{m}$ ,滤波周期 $2\text{s}$ ,高斯分量数目10,选取不同的粒子数,得到的地形辅助导航滤波结果如图5所示。

从图5可以看出,不同粒子数的对导航滤波性能并不产生明显影响,增加粒子数不能有效提高滤波收敛速度和改善滤波收敛后误差区间的稳态,而粒子数过多会影响地形辅助导航的实时性,因此粒子数的数目不能过多。

(3)初始定位误差 $50\text{m}$ ,高斯分量数目10,粒子数 $1000$ ,选取不同的滤波周期,得到的地形辅助导航滤波结果如图6所示。

从图6可以看出,滤波周期和滤波收敛所需的航行距离成反比:当滤波周期为 $1\text{s}$ 时,在经过 $100\text{m}$ 的航行后滤波已收敛;当滤波周期为 $32\text{s}$ 时,穿越整



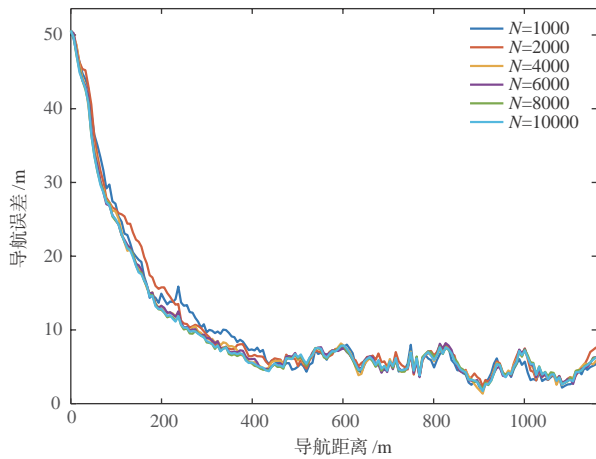


图 5 基于不同粒子数的导航结果

Fig. 5 The navigation results with different particle number

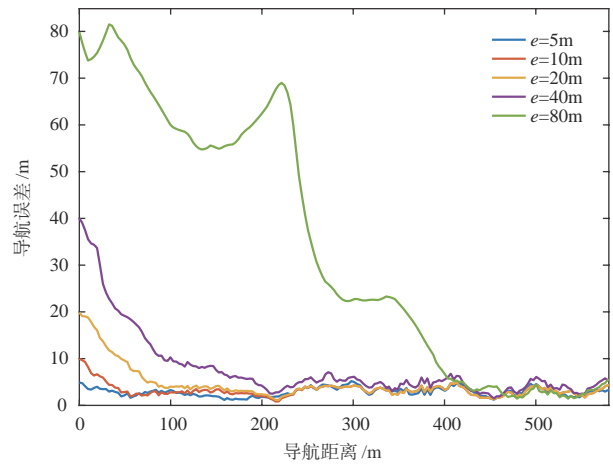


图 7 基于不同初始误差的导航结果

Fig. 7 The navigation results with different initial positioning error

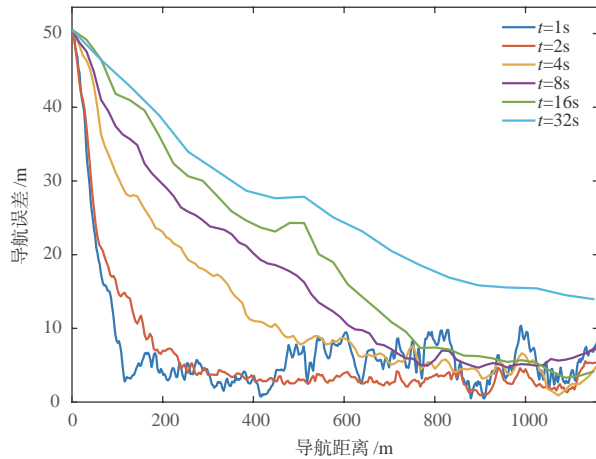


图 6 基于不同滤波周期的导航结果

Fig. 6 The navigation results with different filtering period

个匹配区域滤波仍发散。

(4) 高斯分量数目 10, 粒子数 1000, 滤波周期 2s, 选取不同的初始定位误差, 得到的地形辅助导航滤波结果如图 7 所示。

由图 7 可以看出, 滤波收敛所需时间受初始定位误差的影响较大。若初始定位误差较小, 在航行很短距离后滤波就可收敛; 反之, 若初始定位误差较大, 需要较长时间航行滤波才能收敛。

基于上述仿真试验可知, 在高斯分量数目、粒子数、滤波周期以及初始定位误差等影响因素中, 滤波周期和初始定位误差对 GSPF 算法性能的影响较大。滤波周期和初始定位误差越小, 滤波收敛时间越短, 地形辅助导航实时性越好。这是因为滤波周期短, 迭代后粒子的权值与真实情况更为接近, 初始定位误差小, 粒子的分布范围更接近贝叶斯滤波

的 PDF 分布。

## 5 结 论

本文提出了一种基于贝叶斯滤波模型的水下辅助匹配导航模型, 并针对贝叶斯滤波后验概率求解困难的问题, 用高斯混合函数近似贝叶斯滤波的后验概率 PDF, 提出一种基于高斯和粒子滤波的水下地形辅助导航方法, 并通过仿真试验对地形辅助导航中的影响因素进行了研究, 得到如下结论:

(1) 与基于重采样技术的粒子滤波算法相比, 本文提出的方法通过滤波更新和预测获得粒子, 计算量较低。

(2) 高斯分量数目较少时, 随着数目的增多, GSPF 结果也更加接近重采样粒子滤波结果, 但当高斯分量达到一定数量时, 进一步增加其数目并不能有效改善滤波性能。

(3) 基于 GSPF 的地形辅助导航方法对初始定位误差较为敏感, 因此用其进行地形辅助导航时, 应尽可能减小导航系统的初始定位误差。

## 参 考 文 献

[ 1 ] Chen P Y, Zhang P F, Ma T, et al. Underwater terrain positioning method using maximum a posteriori estimation and PCNN model [J]. Journal of Navigation, 2019, 72(5): 1233-1253.  
 [ 2 ] Paull L, Saeedi S, Seto M, et al. AUV navigation and localization: a review [J]. IEEE Journal of Oceanic

- Engineering, 2014, 39(1): 131-149.
- [ 3 ] Claus B, Bachmayer R. Terrain-aided navigation for an underwater glider[J]. Journal of Field Robotics, 2015, 32(7): 935-951.
- [ 4 ] Li P, Sheng G, Zhang X, et al. Underwater terrain-aided navigation system based on combination matching algorithm[J]. Isa Transactions, 2018, (78): 80-87.
- [ 5 ] Nygren I, Jansson M. Terrain navigation for underwater vehicles using the correlator method [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2004, 29(3): 906-915.
- [ 6 ] Meduna D K. Terrain Relative Navigation for Sensor-Limited Systems with Application to Underwater Vehicles [M]. Palo Alto: Stanford University, 2011.
- [ 7 ] Mo J, Wang G H, Zhao H J. Application of Kalman filter with ocean database in underwater navigation [J]. Ship Science and Technology, 2010, 32(4): 51-56.
- [ 8 ] Bergman N, Ljung L, Gustafsson F. Terrain navigation using Bayesian statistics[J]. Control Systems, 1999, 19(3): 33-40.
- [ 9 ] Anonsen K B, Hallingstad O. Terrain aided underwater navigation using point mass and particle filters [C]. Position, Location And Navigation Symposium, IEEE, 2006.
- [10] Turan B, Kutay A T. Particle filter studies on terrain referenced navigation [C]. Position, Location & Navigation Symposium, IEEE, 2016.
- [11] Merlinge N, Dahia K, Hélène Piet-Lahanier. A box regularized particle filter for terrain navigation with highly non-linear measurements [J]. IFAC Papers On Line, 2016, 49 (17) : 361-366.
- [12] 湛剑, 熊露, 石静, 等. 一种改进粒子滤波水下地形匹配算法研究[J]. 兵工学报, 2015, 36(S2): 200-205.
- [13] Kotecha J H, Djuric P M. Gaussian sum particle filtering [J]. IEEE Trans Signal Processing, 2003, 51(10): 2602-2612.
- [14] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波算法综述[J]. 控制与决策, 2005, 20(4): 361-365.
- [15] 占荣辉, 张军, 欧建平, 等. 非线性滤波理论与目标跟踪应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013.
- [16] 陈小龙. AUV水下地形匹配辅助导航技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.

#### 作者简介:



韩月(1991-), 女, 硕士, 助教, 主要研究方向为计算机人工智能技术。



陈鹏云(1987-), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为地球物理导航技术。



沈鹏(1989-), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为水下机器人技术。

[引用格式] 王雅琳, 刘都群, 杨依然. 2019年水下无人系统发展综述[J]. 无人系统技术, 2020, 3(1): 55-59.

# 2019年水下无人系统发展综述

王雅琳, 刘都群, 杨依然  
(北京海鹰科技情报研究所, 北京 100074)

**摘要:** 对2019年世界各主要国家和地区水下无人系统的发展情况进行了综合梳理分析。首先研究了美国和日本发布的水下无人系统相关战略规划, 之后整理了世界主要国家和地区水下无人系统装备发展情况, 并对水下无人系统的关键技术(水下光学通信技术, 水下导航技术, 能源动力技术, 协同作战技术)发展情况进行了总结。综述表明世界各主要军事强国从战略规划、装备研制和技术攻关等维度不断推进水下无人系统能力建设, 全面提升水下无人自主作战和跨域协同作战能力水平。

**关键词:** 水下无人系统; 无人潜航器; 核动力无人潜航器; 水下光学通信; 水下导航; 协同  
**中图分类号:** TP242.6      **文献标识码:** A      **文章编号:** 2096-5915(2020)01-0055-05

## Summary of the Development of Unmanned Undersea Systems in 2019

WANG Yalin, LIU Duqun, YANG Yiran  
(Beijing HIWING Scientific and Technological Information Institute, Beijing 100074, China)

**Abstract:** This paper analyses the development of unmanned undersea systems in major countries and regions in the world in 2019. Firstly, the strategic planning of unmanned undersea systems released by United State and Japan is studied. After that, the development of unmanned undersea systems in major countries and regions is summarized. Then, the development of key technologies for unmanned undersea systems is summarized. It shows that the major military powers in the world continue to promote the capacity building of underwater unmanned systems from the aspects of strategic planning, equipment development and technological progress, and comprehensively improve the level of undersea autonomous and cross-domain cooperative capabilities.

**Key words:** Unmanned Undersea System; Unmanned Undersea Vehicle; Nuclear Powered Unmanned Undersea Vehicle; Undersea Optical Communication; Undersea Navigation; Coordination

## 1 引言

水下无人系统可执行海洋探测、水下监视与侦察、反水雷和反潜等各类作战任务, 具有很高的军事价值, 已成为世界各主要军事国家拓展水下作战域、占据海洋作战优势的重要支撑装备。2019年, 美国、俄罗斯、日本和欧洲等国家和地区从规划、装备、技术和部署等层面加速推进水下无人系统发展, 全面提升水下无人自主作战和跨域协同作战能力水平。

## 2 战略规划

### 2.1 美国

2019年2月, 美国海军水下作战需求部门(N97)负责人发表演讲时表示, 未来可能将无人潜航器纳入美国海军355艘舰船的目标内。6月, 美国国会研究处(CRS)发布《海军大型水面无人艇和水下无人潜航器背景和相关问题》报告, 指出包括超大型无人潜航器(XLUUV)在内的大型无人系统十分重要, 美国海军正在采取加速采办策略使其尽快服役, 未来将成为美国海军构建分布式舰队架构的



关键<sup>[1]</sup>。

2019年11月,美国海军潜艇部队司令在2019年海军潜艇联盟年度研讨会上表示,美国海军计划成立第二无人潜航器中队(UUVRON-2),并使无人系统扩展到舰队规模<sup>[2]</sup>。UUVRON-2将部署在东海海岸,但美海军没有给出具体时间安排。第一无人潜航器中队(UUVRON-1)于2017年底成立,计划在2024年前配备45艘无人潜航器。

## 2.2 日本

2019年8月,日本防卫省防卫装备厅公布《多域综合防卫力量构建研究开发愿景》文件,基于2018年公布的新版《防卫计划大纲》中提出的能力需求,旨在对日本未来的技术创新进行指导,其中强调了增强现有水下作战能力,从整体上实现长航时水下无人系统的装备部署,提升无人装备的认知和判断能力<sup>[3]</sup>。

具体而言,在警戒监视方面,提出部署能在广域执行协同作战的无人潜航器和舰艇,发展声呐探测技术和高速大容量水下通信技术;在支援作战方面,实现无人潜航器的自动投放、回收、补给、供电,增强地面及舰艇对水下无人系统的有效指挥控制及支援;在应对方面,实现以廉价手段应对敌方无人潜航器,提升己方无人潜航器隐身性能和干扰目标传感器能力。

## 3 装备研制

### 3.1 美国

美国海军于2019年1月完成濒海战斗舰反水雷任务模块中刀鱼(Knifefish)无人潜航器和无人扫雷系统的舰载集成测试。测试期间,刀鱼无人潜航器和无人扫雷系统都成功验证了与濒海战斗舰之间的通信链路,并执行了多次发射和回收演示。8月,刀鱼无人潜航器进入小批量生产(LRIP)阶段,美国海军计划采购30艘<sup>[4]</sup>。刀鱼无人潜航器是濒海战斗舰反水雷任务模块的重要组成部分,用于在高杂波环境下探测和识别掩埋雷、沉底雷和漂雷。

2019年2月,美国海军授予波音公司合同,制造和测试4艘XLUUV。3月,该合同内容扩展到制造第5艘XLUUV。XLUUV是一种采用模块化和开放式架构的水下潜航器,可执行反水雷、反潜、反舰和电子战等任务,由波音公司和洛克希德·马丁公司两家公司开展项目竞标。波音公司的回波旅行者

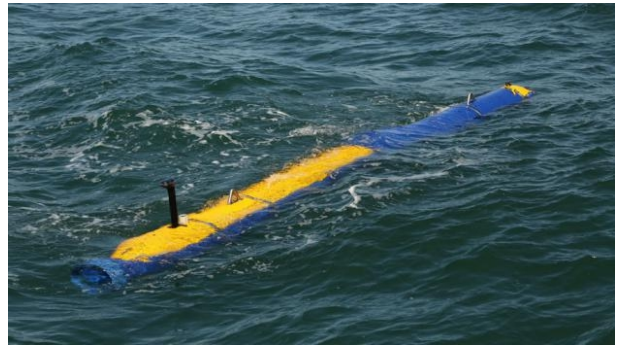


图1 刀鱼无人潜航器

Fig. 1 Knifefish UUV

(Echo Voyager)长15.5m,横截面为2.6m×2.6m的正方形,空重50t,可航行12038km。最大可容纳长10m、体积56.6m<sup>3</sup>的模块化载荷,也可在外部挂载载荷。



图2 回波旅行者无人潜航器

Fig. 2 Echo Voyager UUV

美国海军还于2019年5月采购了蜂群潜水者(SwarmDiver)超轻型无人潜航器。该无人潜航器长0.75m,重1.7kg,潜深50m,速度7.9636km/h,工作时间达2h30min,可执行集群式侦察和反水雷任务,布放和回收可由单人操作。

美国国防预先研究计划局(DARPA)于2019年1月发布垂钓者(Angler)项目公告,开发能在深海环境中发现和操纵物体的深海无人潜航器及控制系统,要求在没有全球定位系统(GPS)的深海环境中能够自主执行搜索操纵目标的任务。11月,DARPA授出6份项目合同,其中莱多斯公司、诺斯罗普·格鲁门系统及L3哈里斯技术公司将为垂钓者项目开发一个综合解决方案,以应对技术和业务领域的所有挑战;硕电公司、爱迪泰克公司和吉特韦尔公司将重点开发针对导航、自主和感知领域的解决方案<sup>[5]</sup>。



图3 蜂群潜水者无人潜航器  
Fig. 3 SwarmDiver UUV



图4 垂钓者项目概念图  
Fig. 4 Angler concept figure

### 3.2 俄罗斯

俄罗斯于2018年3月推出核动力无人潜航器波塞冬,最大潜深1km,可携带核弹头<sup>[6]</sup>。2019年1月,俄罗斯国防工业部门消息称,俄罗斯海军计划部署32艘波塞冬无人潜航器执行作战任务。2月,波塞冬无人潜航器成功完成测试,进入工厂试验阶段。

4月,俄罗斯09852型别尔戈罗德号特种核潜艇下水,成为首艘搭载波塞冬无人潜航器的潜艇。该潜艇原本是安泰级多功能攻击核潜艇,后改装为无人潜航器运载平台,波塞冬无人潜航器装备于潜艇底部。别尔戈罗德号将于2020年进入战斗服役。

第二艘搭载波塞冬无人潜航器的09851型哈巴罗夫斯克号特种核潜艇将于2020年春季下水,预计2022年服役。该潜艇是北风之神核动力弹道导弹潜艇的缩小版。未来俄罗斯还将对2艘949A型奥斯卡II级巡航导弹核潜艇进行改装,以搭载波塞冬无人潜航器。

### 3.3 其他国家

英国国防部于2019年4月发布公告,旨在设

计、改装和测试超大型无人潜航器。项目为期三年,分两个阶段。第一阶段为期一年,主要是超大型无人潜航器的研究、设计和改装;第二阶段为期两年,主要是测试超大型无人潜航器承担系列任务的能力。公告特别提到秘密收集情报、传感器的部署和回收,以及反潜作战等能力;还明确国防部计划寻求模块化的有效载荷设计,以执行一系列额外任务。

通用动力公司任务系统分部于2019年9月首次展示金枪鱼(Bluefin)-12轻型无人潜航器。该无人潜航器长4.83m,直径0.32m,重250kg,采用与金枪鱼-9相同的传感器和测量设备,具有模块化、智能化、数据处理和可扩展作业范围的特点。澳大利亚是首个购买金枪鱼-12的国家。



图5 金枪鱼-12无人潜航器  
Fig. 5 Bluefin-12 UUV

法国海军集团和ECA集团于2019年10月展示了其为比利时和荷兰设计的反水雷联合解决方案,包括A18-M无人潜航器、T18-M拖曳声呐以及无人机和扫雷设备等。比利时和荷兰海军将在未来20年各自形成包括6艘舰艇、10类80艘水下无人系统在内的反水雷力量。

## 4 技术攻关

### 4.1 水下光学通信技术

日本海洋研究开发机构与岛津制作所在日本防卫省资金支持下,研发了稳定的水下光通信技术,并实现产品化。这是自2015年防卫省启动“安全保障技术研究推进制度”以来首例技术产品化案例。该水下光通信设备外形为直径15cm、高30cm的圆柱体,可根据水的混浊度改变蓝、绿、红三种半导体激光束,以100Mbps的传输速度实现10m距离



内的双向通信。预计2020年春,其通信距离将增至100m。

#### 4.2 水下导航技术

2019年4月,惯性实验室(Inertial Labs)宣布推出新版AHRS-II-P姿态和航向参考系统模型,可在操纵时使用来自全球导航卫星系统(GNSS)的额外输入来增加动态精度和方向计算外,还能够测量和输出水平/垂直位置、速度、航向、姿态和惯性测量单元(IMU)数据<sup>[7]</sup>。AHRS-II-P还可以从外部独立磁罗盘数据、GNSS地面跟踪和定位器等获取辅助数据。该系统可以为无人潜航器等各种无人系统提供绝对定位。

2019年8月,英国国家海洋学中心(NOC)与Sonardyne公司、L3哈里斯技术公司共同参与了一项为期两年的持久性无人潜航器精确定位(P3AUV)项目,目标是在无船舶支持的情况下无人潜航器可持续进行海洋观测。项目团队正在开发新方法,以提供更高的定位精度,同时降低对电力的需求并增强自主性<sup>[8]</sup>。

#### 4.3 能源动力技术

2019年2月,先进技术国际公司(ATI)与通用原子电磁系统公司(GA-EMS)签订合同,开发和测试一款原型锂离子容错(LiFT)电池系统,为美国海军大排量无人潜航器(LDUUV)原型机黑鱼(Snakehead)提供推进动力和系统能源。LiFT电池系统凭借模块化设计和单电池容错功能,可防止锂离子电池故障,并在保持能源供给的同时提高安全性,同时简化安装、使用和维护工作<sup>[9]</sup>。此外,电池系统采用灵活架构支撑配置,能满足有人和无人潜航器需求。

2019年3月,通用原子电磁系统公司完成铝动力系统(ALPS)的首次端到端演示,为该公司试验罐设施中的遥控潜航器供电。演示时,铝动力系统用于产生氢气和氧气,并输送至泰莱达能源系统公司的燃料电池发电,进而驱动遥控潜航器。这次演示首次表明铝动力系统可以与燃料电池系统集成,用于驱动无人潜航器。演示期间收集的结果和数据将用于继续测试和优化铝动力系统,以满足未来水下平台的能源需求。

#### 4.4 协同作战技术

2019年5月,雷锡恩公司利用开放式体系结构和无人航空系统控制标准开发出一项新技术。借

助该技术,美国海军可在舰上赛博加固的控制站内管理一支由空中、水下和水面无人系统组成的编队。

2019年6月,DARPA发布海上作战实时信息(TIMELY)项目公告,将开发异构海上通信架构,并完成演示验证<sup>[10]</sup>。TIMELY项目是马赛克战概念的衍生物,其目标是构建可快速重构的空中、水面和水下军事力量,重点关注网络协议和信息交换等技术,同时掌握水下环境对网络链接距离、容量、延迟和安全的限制。该项目设想采用动态可重构的响应式架构,并吸收水下通信和海上无人系统前沿技术。

2019年8月,美国海军举行先进海军技术演习(ANTX),主题为“战争准备:水下安全”,重点展示了有人/无人平台协同作战的能力<sup>[11]</sup>。雷锡恩公司演示了协同探测和识别类似水雷目标的能力,并使用无人潜航器清除该目标。雷锡恩公司的AQS-20C拖曳声呐由一艘水面无人艇拖入水中,一旦声呐探测到可能的的水雷,梭鱼(Barracuda)无人潜航器就通过A型声呐浮标发射器从无人艇发射。梭鱼无人潜航器装有浮动组件,可与常规无人水面艇(CUSV)进行射频数据连接。战术任务计划经由CUSV从濒海战斗舰传递至梭鱼无人潜航器。一旦梭鱼无人潜航器搜索并锁定水雷目标,就在其附近位置待机,待濒海战斗舰作战人员确认目标后就指示该无人潜航器自爆以引爆水雷。

通用动力公司任务系统分部演示了使用有人和无人平台实现跨域多级指挥、控制和通信(C3)的能力。这些平台包括通用动力公司的金枪鱼-9无人潜航器、无人艇和岸基模拟潜艇作战系统、模拟水面作战系统和模拟任务作战中心。演示中,还使用通用动力公司的4G LTE无线宽带网络提供实时三维可视化和通信。该演示针对对抗环境中多个平台之间从高层作战规划到战术任务执行的通信挑战,通用动力公司利用战区规划工具,实现了有人潜艇、无人潜航器和无人艇的跨域指控通信。该架构将海底和水面平台连接在一起,通过人工智能技术支持,增强了反潜作战和水下作战规划能力,以及海上行动的现场评估和执行能力。此外,该架构为水手提供了所有活动的三维虚拟现实视图。

2019年9月,美国海军爆炸物处理第一机动部

队(EODMU-1)在极浅的北极水域(深度为3~12m)利用无人潜航器完成远征排雷测试。期间,EODMU-1使用剑鱼(Swordfish)和王鱼(Kingfish)无人潜航器,对该水域进行了探雷、水文测量和行动环境情报准备,以人机结合模式完成了排除极浅水域水雷威胁的任务。

## 5 结束语

2019年,美国重点关注水下无人系统实战能力建设,逐步将水下无人系统纳入舰队作战范畴,同时发展多类无人潜航器并开展先进技术演习;俄罗斯加速核动力无人潜航器发展,旨在抢占不对称作战优势;欧洲和日本从规划、装备及技术维度加大投入,推动水下无人作战能力发展。随着相关能力水平的不断发展,未来水下战场将愈加复杂,带来更多挑战,需要密切关注。

## 参 考 文 献

- [ 1 ] Navy large unmanned surface and undersea vehicles [EB/OL]. [2019]. <https://crsreports.congress.gov/product/pdf/r/r45757>.
- [ 2 ] Richard. Navy establishing second unmanned undersea vehicle development squadron [EB/OL]. [2019]. <https://insidedefense.com/daily-news/richard-navy-establishing-second-unmanned-undersea-vehicle-development-squadron>.
- [ 3 ] 研究開発ビジョンへ多次元統合防衛力の実現とその先へ[EB/OL]. [2019]. [https://www.mod.go.jp/atla/soubiseisaku/vision/rd\\_vision\\_full.pdf](https://www.mod.go.jp/atla/soubiseisaku/vision/rd_vision_full.pdf).
- [ 4 ] Knifefish achieves milestone C, contract to GD for five systems awarded [EB/OL]. [2019]. <https://insidedefense.com/daily-news/knifefish-achieves-milestone-c-contract-gd-five-systems-awarded>.

- [ 5 ] DARPA's Angler Program awards contracts to advance autonomous underwater systems [EB/OL]. [2019]. <https://www.darpa.mil/news-events/2019-11-13>.
- [ 6 ] 王雅琳, 郭佳, 刘都群. 2018年水下无人系统发展综述[J]. 无人系统技术, 2019, 2(4): 20-25.
- [ 7 ] Inertial Labs upgrades AHRS with GNSS data input [EB/OL]. [2019]. <https://www.unmannedsystemstechnology.com/2019/04/inertial-labs-upgrades-ahrs-with-gnss-data-input>.
- [ 8 ] Sonardyne leads ocean autonomous systems collaboration project [EB/OL]. [2019]. <https://www.sonardyne.com/p3auv-collaboration-project>.
- [ 9 ] ATI awards contract to GA-EMS to develop LiFT battery system for LDUUV [EB/OL]. [2019]. <https://www.naval-technology.com/news/ati-lift-battery-system-lduuv>.
- [ 10 ] Timely information for maritime engagements (TIMEly) [EB/OL]. [2019]. <https://www.darpa.mil/program/timely-information-for-maritime-engagements>.
- [ 11 ] ANTX 2019 to feature 70 new underwater technologies, incubate collaboration [EB/OL]. [2019]. <https://insidedefense.com/daily-news/antx-2019-feature-70-new-underwater-technologies-incubate-collaboration>.

作者简介:



王雅琳(1991-),女,硕士,工程师,主要研究方向为水下无人系统、精确打击武器及作战等。



刘都群(1989-),女,硕士,工程师,主要研究方向为俄罗斯军事战略、武器装备及技术发展等。



杨依然(1993-),女,本科,工程师,主要研究方向为中国周边地区国防战略等。



[引用格式] 祝翠琴. 脑与认知技术发展综述[J]. 无人系统技术, 2020, 3(1): 60-64.

# 脑与认知技术发展综述

祝翠琴

(北京理工大学计算机学院, 北京 100081)

**摘要:** 脑与认知是利用神经形态计算来模拟生物大脑处理信息的过程, 被认为是探究甚至实现人工智能的最直接技术路线, 而且可以为人工神经网络研究提供基础导向, 因为人类和动物“先天”的结构对其技能和习性有着决定性作用。对近期脑与认知的相关研究与成果进行了综合评述, 并对未来发展趋势进行了展望。综述表明, 类脑仿生研究与应用改进了人工智能系统, 重建复杂的大脑皮层神经网络与回路是当前研究重点; 脉冲神经网络被认为是目前深度神经网络的“继承者”; 脑机接口技术发展呈现非侵入式趋势, 面向语言障碍病患实现语音合成的脑机接口技术成为近期新兴研究方向。

**关键词:** 脑与认知; 类脑仿生; 神经拟态; 脉冲神经网络; 脑机接口; 人工智能

**中图分类号:** Q811.8      **文献标识码:** A      **文章编号:** 2096-5915(2020)01-0060-05

## A Survey on Brain and Cognition Technology

ZHU Cuiqin

(School of Computer, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

**Abstract:** Brain and cognition aims at processing information by leveraging neural morphological computation. It is regarded as the most direct technical route to explore and realize artificial intelligence (AI), and meanwhile it could provide basic guidance for the research of artificial neural network, because the inborn structure of human and animal plays a decisive role in their skills and habits generation. This paper reviews the recent research and achievements of brain and cognition technology, and looks forward to the future development trend. It mainly includes three aspects: the research and application of bionics has improved the AI system, and the reconstruction of complex neural networks and circuits in the cerebral cortex is the focus of current research; pulse neural networks are considered as the inheritors for current deep neural networks; the development of brain computer interface technology presents a non-invasive trend, and speech synthesis for patients with language disorders has become a new research direction in recent years.

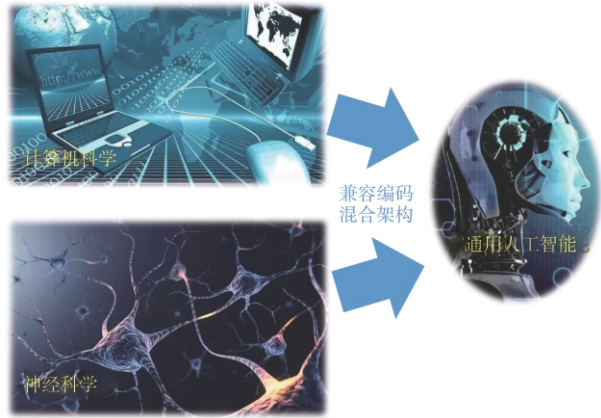
**Key words:** Brain and Cognition; Bionic; Neural Mimicry; SNN-Spiking Neuron Networks; Brain Computer Interface; Artificial Intelligence

## 1 引言

通用人工智能(Artificial General Intelligence, AGI)通常有两种开发方式:一种基于电脑思维(以计算机科学为导向),另一种基于人脑思维(以神经科学为导向)。两种方法的计算方式和编码程序完全不同。在通往通用人工智能的道路上,前者的探索实践更长、研究完备性更强。但是另一方面,人类在认识世界和改造世界的过程中,也从自然界和

生物特征上汲取了大量的灵感和经验,基于脑与认知的通用人工智能研究已经成为近年来学术界和业界的一个重要研究热点<sup>[1-2]</sup>。脑与认知是受生物大脑神经运行机制和认知行为机制启发,以计算建模为手段,通过软硬件协同实现的机器智能。纵观脑与认知领域近期技术与应用成果,重要发展方向包括:类脑仿生研究与应用改进人工智能系统重建复杂的大脑皮层神经网络与回路是当前研究重点;神

经拟态计算延续火热势头,脉冲神经网络被认为是目前深度神经网络的“继承者”;脑机接口技术发展呈现非侵入式趋势,面向语言障碍病患实现语音合成的脑机接口技术成为近期新兴研究方向。



类脑仿生 神经拟态计算 脑机接口...

图 1 脑与认知技术是发展通用人工智能的重要环节

Fig. 1 Brain and cognition technology is an important component of Artificial General Intelligence (AGI)

## 2 类脑仿生研究与应用改进人工智能系统

类脑仿生技术充分学习人脑(及其他生物脑)的思维模式,从仿生角度努力寻求人工智能的突破,成为一门前景可观、应用范围广阔的热门学科。在某种程度上,一个国家类脑仿生技术的发展水平将极大程度影响该国在军事、工业等众多行业的未来发展,因此类脑仿生技术的发展显得尤为重要与急迫。2019年8月,《Nature Communications》认为,对于建模人类和动物的大脑结构与机理,进行动物大脑的模仿与借鉴,比当前广泛采取的基于有监督策略训练人工神经网络更为重要<sup>[3]</sup>。因为动物在漫长的历史进化过程中发育和具备了高度结构化的大脑连接,使它们能够快速学习和适应,这种“先天”的神经结构直接决定了动物的技能与习性。从另一个角度,动物(包括人类)出生后具备快速学习和适应的能力,很大程度上是因为天生就具备一个高度结构化的大脑连接。近年来的研究已经证明,类脑仿生研究在加强对人脑认知和理解方面具有重要意义。以昆虫大脑(仅含1000个神经元)为模型的人工智能比试图重建人类大脑(86亿个神经元和100万亿突触)要容易得多。这些生物可能会表现出更强的主观性,这就将简单的查表法扩展到了与人工智能相关的潜在问题解决上。此外,生物系

统甚至可以帮助研究者在机器人身上复制“意识”的元素。纵观近期人工神经网络的一些发展,不难看出其中很多成果都有神经科学的影子。例如,DeepMind的Alpha家族的成功就是从动物学习的研究中汲取的灵感,计算机视觉领域最核心的模型卷积神经网络的设计灵感则来自于视觉皮层的结构等。

2019年1月,美国国防预先研究计划局(DARPA)发布微观仿生鲁棒性人工智能网络(Micro-BRAIN)项目,旨在寻找能够理解微型昆虫的感觉和神经系统并将其转化为“原型计算模型”的方案和模型。预期该方案和模型可实现硬件集成以模拟昆虫的思维和行为,为衍生更小、更节能、更容易训练的机器人铺平道路。

2019年7月,哥伦比亚大学团队宣布完整破解线虫神经网络,这对解密大脑功能产生机理具有重要意义。该成果成功绘制出秀丽隐杆线虫(脑细胞占比超过30%)全部神经元的完整图谱以及全部神经元之间所有的7000个连接。进一步地,把所有神经元分到了不同层次,进而解释了信息在线虫神经网络里的传递流程与规律。该成果发表于《Nature》<sup>[4]</sup>。虽然该研究也面临可迁移性较差的问题,因为即便是线虫个体之间也会存在差异,而目前学术界对此尚无有效解决办法,但是该研究的意义仍是巨大的,它是历史上首次补全了线虫头部负责执行繁重计算任务的神经环,首次完整提供了动物神经系统对脑结构的直观解释,首次阐释了大脑功能如何从神经回路中产生。该成果被认为是迈出了认知神经元相互作用机理以产生不同行为的重要一步。

2019年8月,美国谷歌公司基于果蝇的大脑切片,自动重建了完整的果蝇大脑神经图。整个过程中,谷歌公司使用了数千个TPU进行计算,并应用Flood-Filling网络来自动追踪果蝇大脑中的每一个神经元,最终获得了拥有40万亿像素的果蝇大脑神经图。谷歌公司计划与美国霍华德·休斯医学研究所和英国剑桥大学合作,利用该重建技术加速研究果蝇大脑的学习、记忆和感知机理。

2019年11月,德国马克斯·普朗克脑研究所推出跨度七年的重要研究成果:重建复杂的大脑皮层神经网络,揭示了迄今为止最大哺乳动物神经线路图,首次阐释了哺乳动物神经元的连接机理。该成

果利用人工智能的方法,通过高空间分辨率从小鼠桶状皮质的第四层重建了约50万立方微米的体积(比以前从哺乳动物的大脑皮层进行的密集重建约大300倍)。该成果为进一步探明大脑高效计算原理奠定基础,被认为是仿生神经网络研究发展历程中的一个重要里程碑事件。该成果发表于《Science》。

近年来,设计像真实神经元那样响应神经系统电信号的人工神经元一直是医学领域的主要目标,这有可能治疗神经元无法正常工作、突起在脊椎损伤中严重受损或死亡等情况。人工神经元可以通过仿制生物回路的健康功能与充分响应生物反馈来修复病变的生物回路,从而恢复身体功能。2019年12月,英国研究团队发布一款硅芯片人工神经元,它不仅表现得像生物神经元,而且仅需要微处理器十亿分之一的功率,因此非常适合用于医疗植入物和其他生物电子仪器。该成果发表于《Nature Communications》<sup>[5]</sup>。

### 3 神经拟态计算持续迅猛发展

神经拟态计算是一种高能效的神经网络计算架构,通过模仿人类大脑的运作极力去求解一个问题答案。相关研究最早起源于20世纪80年代,由于生物神经元的发射是非确定性的,继而引出设计集成电路来模仿活神经元细胞组织这一研究思路,以克服经典冯诺依曼“确定性”计算架构在很大程度上让计算机无法模仿人类大脑的困难。神经拟态计算技术利用脉冲信息,通过神经网络的通信方式来解决,可以被应用于很多类的问题中,包括自学习、机器人控制、动态控制、稀疏编码等经典问题。

自2017年发布模仿人脑的“神经拟态类”深度学习芯片Loihi之后,英特尔公司在神经拟态计算领域的研究与突破不断,并于2018年成立了英特尔神经拟态研究社区,全面推动神经拟态的发展。2019年7月,英特尔公司发布全新神经拟态系统Pohoiki-Beach。该系统集成了64颗14nm工艺的Loihi芯片<sup>[6]</sup>(该芯片受到大脑启发,将生物大脑原理应用于计算机体系结构,单芯片集成128个神经拟态计算核心、13万个神经元、1.3亿个突触,并提供Python API等编程工具链)、1320亿个晶体管,拥有800万个神经元、80亿个突触。英特尔公司计划在2020年

初将载荷提升到768颗芯片、1.5万亿个晶体管、1亿个神经元、1万亿个突触。未来的突破远不止于此,因为Loihi芯片摆脱了传统硅芯片的冯诺依曼计算模型并且模仿人脑原理的神经拟态计算方式和异步脉冲神经网络,理论上讲可以扩展至16384颗芯片互连,相当于超过20亿个神经元(人类大脑大约有86亿个神经元)。

2019年5月,瑞士神经拟态处理器研发公司aiCTX开源脉冲神经网络仿真平台,该平台是面向类脑计算的全球首款打通“传统深度学习-脉冲神经网络-类脑芯片通路”的系统仿真平台。2019年7月,aiCTX宣布与博世公司(Bosch)、英飞凌公司(Infineon)、飞利浦公司等14家合作伙伴共同开启为期三年的项目。该项目面向实现超低功耗神经拟态运算的重大需求,通过新兴硬件架构及配套存储技术来满足智能终端设备对复杂深度学习算法的应用需求;同时,审视当前主流人工智能技术可能性,并尝试将它们与深度神经网络和脉冲神经网络神经形态运算结合,对每种技术可能性与兼容性进行评估,为人工智能边缘计算趋势的到来做好准备。

脉冲神经网络被认为是目前深度神经网络的“继承者”,因其在运算中合理有效地运用了时域动力学,所以非常适合于实时处理真实世界的传感器数据(例如视频或者声频),尤其是在需要快速实时响应的情况下<sup>[7]</sup>。所以,神经拟态计算的优势可总结为:从算法设计角度,脉冲神经网络中的脉冲神经元提供了可以在时间域进行实时信息处理的神经网络的基本方法;从硬件实现角度,类脑架构能够利用脉冲机制进行高度稀疏的脉冲驱动运算,大幅度节省了能耗。

神经拟态计算被认为是通向强人工智能的路径,它基于大脑运作机理,与目前主流神经网络的方式截然不同,有几个显著的改进:由于并非所有的神经元每次都会激活,所以单个脉冲神经网络神经元可以替代传统深度神经网络中的数百个神经元,从而在功耗和体积方面更胜一筹,成功开辟小型化道路<sup>[8]</sup>;神经拟态计算的迁移能力更强,可以从一种环境中学习并到另一个环境中应用示范,并且突破性地具备记忆和概括能力;神经拟态计算已被证明可以使用无监督的技术从环境中“从零开始”学习,即只需很少的标注样本就可以快速学习,



突破传统深度学习对标注样本的严重依赖。

#### 4 脑机接口技术发展呈现非侵入式趋势

脑机接口又名脑机融合感知或大脑端口,通常是指在人(或动物)脑与外部设备间建立的直接神经链路,对运动、感觉、语言等能力缺陷人群具有非常重要的意义。近年来,日益成熟的深度学习技术(模拟类脑深度神经网络)被应用到脑机接口研究中,脑机接口也成为深度学习研究的一个重要方向<sup>[9]</sup>。临床实验证明,脑机接口技术可以帮助人类快速交流、控制机械臂、恢复瘫痪肢体的感觉和运动等。依托脑机接口技术帮助肢体瘫痪患者也取得了一些进展和技术积累<sup>[10]</sup>,近期新兴研究点关注于验证脑机接口技术对于语言障碍的病患实现语音合成。脑机接口技术应用正向着“扩大人类能力”的目标不断拓展。

2019年3月,美国初创脑机接口公司Neuralink发布了一项能够快速将电线植入老鼠大脑的方法,即在移除一块老鼠头骨并插入一根针头之后将柔性电极植入老鼠的脑组织。该成果被认为是向人类大脑直接插入计算机潜在应用系统迈出的重要一步。2019年7月,Neuralink公司发布一项在截瘫病患身上植入设备以辅助其操控外部设备(例如手机或电脑等)的新技术。它是将一条只有人头发丝1/4粗细的电极线路植入入脑中,这条电极线路上有一系列微小电极和传感器,可从大量细胞中捕获信息并将其无线发送到计算机以供分析。该成果中电极通道数量可扩容并使用高分子柔性细线,既可采集更多信号,也保障了电极线易植入且不受损,此举超越了以往相关研究,并展示出良好前景,有望创造一个通过机器人手术植入的“高宽带”脑机接口。

2019年4月,美国加州大学旧金山分校团队发布一项基于人工智能技术识别大脑电信号并将其输出为合成语音的技术。该技术包括基于高密度皮层脑电图的言语和发音器官运动跟踪、基于递归神经网络的多级解码合成声频等两个阶段,旨在直接从瘫痪患者的大脑中“读出”他们的意图,并利用这些信息控制外部设备或移动瘫痪的肢体,使瘫痪患者每分钟生成150个单词(接近正常人类水平)。该成果发表于《Nature》<sup>[11]</sup>。重构的语音可理解程度仍明显低于自然语音,脑机接口技术能否通过收集

更大、更高质量的数据集并继续提高算法性能来不断改进重构语音效果还有待观察。

2019年7月,Facebook公司发布一项用于构建非侵入式可穿戴设备的脑机接口研究最新进展——基于脉搏血氧仪来检测神经元的氧气消耗。它通过实时感知捕获大脑活动中的预期语音来帮助神经损伤的病患者像正常人一样交流,实现了人们在对话时大脑产生的活动可以实时解码为电脑屏幕上的文字,突破了以往“离线”模式,在脑机接口研究领域首次实现了实时“翻译文字”。该成果发表于《Nature Communications》<sup>[12]</sup>。这一成果证明了未来通过增强现实可穿戴设备来提高人机交互能力的新的可行性,也预示着相关研究迈向神经植入物的重要一步,能够帮助因中风、脊髓损伤等失去对话能力的病患者辅助交流。

2019年10月,俄罗斯脑机接口公司Neurobotics发布一项非侵入式脑机接口技术,实现了利用人工神经网络和脑电图将人脑中的图像实时可视化。与美国Neuralink公司成果不同,该技术无需激光开颅植入电极,因此在临床应用上更加容易实现。

美国Neuralink公司曾预测,脑机接口技术能够在2021年之前治疗严重的脑损伤。在现实中,通往临床可行的语音合成脑机接口的道路上仍会面临很多挑战与障碍。此外,无法产生语音相关动作的病患者是否能够使用语音合成脑机接口技术是未来研究的一个关键方向。能够解码脑活动的脑机接口商用之路还非常漫长,一方面因为技术成熟度有待提高,且缺乏真实场景的可靠性验证;另一方面,不同科技巨头对脑机接口技术的研发路线各异,标准尚待统一,例如,Neuralink公司的技术路线是开发包含大规模柔性电极的可植入阵列以增强脑功能,Facebook公司的技术路线是制造借助红外光从外部接收大脑信号的增强现实头戴设备等。

#### 5 结束语

人工智能旨在使机器具备类人智能,而脑与认知技术,则从人类和动物脑回路结构与神经元连接机理角度推动人工智能不断发展,逐渐成为通过训练人工神经网络之外另一个推动人工智能研究的路径。当今在通往通用人工智能道路上取得的成果主要源于人工神经网络的进展,但离预期的达到人类智慧水平还相差很远。人工神经网络可以在

游戏,如国际象棋、围棋甚至星际争霸等即时战略类游戏中击败人类对手,但在大多数偏向认知的方面,比如语言、推理、常识等方面,还无法接近四岁儿童的认知能力。在这种情况下,从某种层面而言,脑与认知的研究是探究甚至实现人工智能的最直接技术路线,而且可以为人工神经网络研究提供基础导向,因为人类和动物“先天”的结构对其技能和习性有着决定性作用。

### 参 考 文 献

- [ 1 ] Sejnowski T J, Churchland P S. Brain and cognition [M]. Foundations of cognitive science, 1989.
- [ 2 ] Hillman C H, Erickson K I, Kramer A F. Be smart, exercise your heart: exercise effects on brain and cognition [J]. Nature Reviews Neuroscience, 2008, 9(1): 58-65.
- [ 3 ] Zador A M. A critique of pure learning and what artificial neural networks can learn from animal brains [J]. Nature Communications, 2019.
- [ 4 ] Douglas S. Neural networks mapped in both sexes of the worm [J]. Nature, 2019, 571: 40-42.
- [ 5 ] Abu-Hassan K. Optimal solid state neurons [J]. Nature Communications, 2019(10): 1-13.
- [ 6 ] 杜宇阳, 刘忠轩, 宋继强. 英特尔 Loihi 神经拟态芯片: 引领智能计算新突破[J]. 人工智能, 2018(2): 60-71.
- [ 7 ] 刘家华, 陈靖宇. 多核并行脉冲神经网络模拟器的设计[J/OL]. 计算机工程与应用, 2020.
- [ 8 ] 马德, 潘纲. 面向脑机接口的神经拟态芯片[J]. 人工智能, 2018(2): 131-136.
- [ 9 ] Pfurtscheller G, Neuper C, Guger C, et al. Current trends in Graz brain-computer interface (BCI) research [J]. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 2002, 8 (2) : 216-219.
- [10] 常琪, 单新颖, 毕胜. 基于脑电图的脑机接口在肢体康复中的应用进展[J]. 中国康复医学杂志, 2019, 34(12): 1488-1492.
- [11] Anumanchipalli G K, Chartier J, Chang E F. Speech synthesis from neural decoding of spoken sentences [J]. Nature, 2019, 568(7753): 493-498.
- [12] Moses D A. Real-time decoding of question-and-answer speech dialogue using human cortical activity [J]. Nature Communications, 2019(10): 1-14.

作者简介:



祝翠琴(1962-), 女, 本科, 高级实验师, 主要研究方向为人工智能等。





# 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）、中国指挥与控制学会无人系统专业委员会、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

通过期刊网络采编系统进行投稿，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“保密审查表”电子版，稿件正式录用后将保密审查证明邮寄至：北京 7254 信箱 4 分箱《无人系统技术》编辑部，邮编：100074。

### ◆ 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，英文摘要最好在 150 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。
3. 图、表应提供中英文图题、表题；图表的设计，一般不超过 8cm 宽。
4. 参考文献引用文献应遵循“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 15 篇为宜，未公开发表的资料一般不宜引用。
5. 建议提供全部作者简介，以便于读者了解和联系。作者简介内容应包括：姓名、出生年、性别、学位、职称、研究方向、电子邮箱、联系电话等。

### ◆ 关于稿酬

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)

中国指挥与控制学会无人系统专业委员会

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

Technical Committee on Unmanned Systems, CICC

Research Center for Unmanned System Strategy

Development, NWPU

Unmanned System Research Institute, NWPU

Editor-in-Chief: ZHANG Dongqing

Associate Editor: CAI Shuncai 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.